

杭州电子科技大学

硕士学位论文

题 目： 基于电流数据分析的科研仪器
运行异常监测研究

研 究 生 叶宗昆

专 业 电子信息

指导教师 陈科明 教授

企业导师 曾 佳

完成日期 2024.05.29

杭州电子科技大学硕士学位论文

基于电流数据分析的科研仪器运行异常监测
研究

研 究 生： 叶宗昆

指导教师： 陈科明 教授

2024 年 5 月

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

Research on anomaly monitoring of scientific instruments based on current data analysis

Candidate: Ye Zongkun

Supervisor: Prof. Chen Keming

May, 2024

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：叶宗昆 日期：2024年6月6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：叶宗昆 日期：2024年6月6日

指导教师签名：陈科明 日期：2024年6月6日

摘要

科研仪器在推动科研发展方面具有至关重要的作用。目前，科研仪器运行异常情况的发现仍然处于人工发现的阶段，这种方式既繁琐又低效，无法满足科研仪器智能化管理要求。电流作为一种能够反应设备状态的数据，能够成为监控设备运行情况的重要指标。通过电流数据分析来对科研仪器进行异常监测是一项有意义的尝试工作。

针对当前科研仪器异常监测领域存在的问题与挑战，本文设计并实现了一种基于电流数据的科研仪器运行异常远程监测平台，旨在为科研仪器异常监测的信息化、数字化转型提供稳定可信的数据支撑。平台运用非侵入式的电流智能检测仪对科研仪器的运行电流数据进行采集，通过 NB-IoT 方式上传到物联网平台。数据层运用集群化策略保证数据的安全可靠存储；业务层以微服务框架为基础，实现系统功能的模块化；展示层通过网页端、小程序端与数据大屏向用户提供精准稳定的科研仪器异常监测服务。

科研仪器运行异常监测算法是科研仪器异常发现的关键。异常监测首先需要从大量电流数据中检测出异常电流。针对异常电流检测问题，本文提出了一种基于对抗网络的科研仪器异常电流检测方法，使用生成对抗网络（Generative Adversarial Networks, GAN）和长短期记忆网络（Long Short-Term Memory networks, LSTM）构建异常电流检测模型，使用双 GAN 循环结构和卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNN）结构对模型进行优化，并使用多种异常打分指标优化异常电流检测精度。实测结果表明，召回率（Recall）分数达 95.42%，F1 分数达 89.54%，能够较好地检测出异常电流。

检测出来的异常电流需要进行具体异常原因的分类，从而推测出引起异常情况的原因，具体分为使用异常、故障异常和不规范操作流程异常三类。针对异常电流分类问题，本文提出一种基于 CNN-BiGRU 的科研仪器异常电流分类方法，通过 GAN 和相关构造方法扩充异常电流数据集，使用门控循环单元（Gate Recurrent Unit, GRU）构建异常电流分类模型，并使用并行的 CNN 对特征提取过程进行优化，使用两种注意力机制（Attention Mechanism, Attention）优化对电流数据关键部分的源域信息的挖掘。实测结果表明，CNN-BiGRU-GAM 模型对三类异常的分类效果最好，宏 F 分数 MF 达到 97.95%。

通过多角度测试验证和实例分析，证明了本文的数据集构建方法和模型训练策略在科研仪器异常监测上具有一定的适用性与有效性，能够在实际案例中能起到良好的预警效果，辅助仪器操作人员了解仪器异常信息。

关键词：物联网；科研仪器；电流数据；运行异常；监测平台

ABSTRACT

Scientific research instruments play a crucial role in promoting the development of scientific research. At present, the discovery of abnormalities in the operation of scientific research instruments is still in the stage of manual discovery, which is both cumbersome and inefficient, and can not meet the requirements of intelligent management of scientific research instruments. As a kind of data that can respond to the state of equipment, current can be an important indicator to monitor the operation of equipment. It is a meaningful attempt to monitor the abnormality of scientific research instruments by analyzing the current data.

Aiming at the current problems and challenges in the field of abnormality monitoring of scientific research instruments, this paper designs and realizes a remote monitoring platform for scientific research instruments based on current data, aiming at providing stable and reliable data support for the transformation of informatization and digitization of scientific research instruments' abnormality monitoring. The platform utilizes a non-intrusive current intelligent detector to collect the current data of research instruments and uploads it to the IoT platform via NB-IoT. The data layer uses the clustering strategy to ensure the safe and reliable storage of data; the business layer is based on the microservice framework to realize the modularization of system functions; the display layer provides users with accurate and stable research instrument anomaly monitoring services through the webpage terminal, applet terminal and the data screen.

Research instrument operation anomaly monitoring algorithms are the key to anomaly detection in research instruments. Anomaly monitoring firstly needs to detect anomalous current from a large amount of current data. To address the problem of anomaly current detection, this paper proposes an adversarial network-based method for detecting anomalous currents in scientific research instruments, using Generative Adversarial Networks (GAN) and Long Short-Term Memory networks (LSTM) to construct an anomalous current detection model, using dual GAN recurrent structures and Convolutional Neural Networks (CNN) to detect anomalous currents. We use Generative Adversarial Networks (GAN) and Long Short-Term Memory Networks (LSTM) to construct an abnormal current detection model, optimize the model using dual GAN loops and Convolutional Neural Networks (CNN), and optimize the accuracy of the detection of the abnormal current by using a variety of abnormality scoring indexes. The measured results show that the recall score reaches 95.42% and the F1 score reaches 89.54%, which can detect the abnormal current better.

The detected abnormal current needs to be categorized into specific abnormal causes, so as to speculate the cause of the abnormal situation, specifically divided into the use of abnormal, fault abnormal and non-standardized operation process abnormal three categories. To address the problem of abnormal current classification, this paper proposes a CNN-BiGRU-based method for abnormal current classification of scientific research instruments, which expands the abnormal current dataset through GAN and related construction methods, constructs an abnormal current classification model using a Gate Recurrent Unit (GRU), and optimizes the feature extraction process using a parallel CNN, and uses the Attention Mechanism (Attention Mechanism, Attention Mechanism, Attention Mechanism, Attention Mechanism, Attention Mechanism, Attention Mechanism, Attention Mechanism, Attention Mechanism). Two Attention Mechanisms (Attention) are used to optimize the mining of source domain information in the key parts of the current data. The measured results show that the CNN-BiGRU-GAM model has the best classification effect for the three types of anomalies, and the macro F-score MF reaches 97.95%.

By conducting multi-dimensional testing validation paired with case analysis, it has been verified that the data set development technique and model training methodology proposed within this thesis possess considerable relevance and efficacy in the anomaly surveillance of scientific equipment, and can play a good early warning effect in practical cases, and assist instrument operators to understand instrument anomaly information.

Keywords: Internet of Things; Scientific research instruments; Current data; Abnormal operation; Monitoring platform

目 录

摘要	I
ABSTRACT	II
目 录	IV
第 1 章 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	4
1.3.1 电流应用研究现状	4
1.3.2 异常检测技术研究现状	4
1.3.3 时间序列分类技术研究现状	6
1.4 论文内容与结构安排	7
第 2 章 科研仪器运行异常远程监测平台	9
2.1 平台总体设计	9
2.1.1 需求分析	9
2.1.2 平台总体框架	10
2.2 采集层设计和实现	11
2.2.1 检测仪基本功能	11
2.2.2 检测仪硬件结构	12
2.2.3 检测仪软件结构	14
2.3 数据层设计和实现	17
2.3.1 数据来源	17
2.3.2 数据存储	19
2.4 服务层设计和实现	25
2.4.1 业务服务模块	25
2.4.2 服务通信模块	30
2.5 展示层实现	31
2.5.1 平台站点	31

2.5.2 小程序	33
2.5.3 大屏展示	34
2.6 本文小结	36
第 3 章 基于对抗网络的科研仪器异常电流检测	38
3.1 业务分析及模型选型	38
3.2 典型电流分析	40
3.2.1 电子显微镜类仪器	40
3.2.2 正常电流数据集	41
3.2.3 异常电流数据集	41
3.2.4 数据集处理	42
3.3 模型结构	43
3.3.1 GAN	43
3.3.2 双向 GAN 优化	45
3.3.3 基本单元	47
3.3.3.1 LSTM	48
3.3.3.2 BiLSTM	50
3.3.3.3 CNN 优化 BiLSTM	50
3.3.4 总体结构	51
3.3.5 模型训练	52
3.3.6 异常打分	52
3.3.6.1 基于重构误差的异常分数	54
3.3.6.2 基于判别器输出的异常分数	55
3.3.6.3 异常分数融合	56
3.4 模型评价	55
3.4.1 异常电流检测结果分析	55
3.4.1.1 对比模型	57
3.4.1.2 单异常指标	59
3.4.1.3 多异常指标	60
3.4.2 普适性分析	59
3.4.2.1 检测结果分析	60

3.4.2.2 PCR 仪异常电流检测	61
3.5 本文小结	62
第 4 章 基于 CNN-BiGRU 的科研仪器异常电流分类	63
4.1 业务分析及模型选型	63
4.2 数据集分析	65
4.2.1 使用异常电流数据集	65
4.2.2 故障异常电流数据集	65
4.2.3 操作流程不规范异常电流数据集	66
4.2.4 数据集处理	69
4.3 模型结构	70
4.3.1 BiGRU	70
4.3.2 特征提取模块	72
4.3.3 序列残差学习模块	72
4.3.4 注意力机制优化	73
4.3.4.1 SE 模块	74
4.3.4.2 GAM 模块	75
4.3.5 总体结构	75
4.3.6 模型训练	75
4.4 模型评价	76
4.4.1 样本增强结果分析	76
4.4.2 异常电流分类结果分析	77
4.4.2.1 本文模型对比	77
4.4.2.2 基础模型对比	78
4.4.3 实例分析	79
4.4.3.1 使用异常电流识别结果	80
4.4.3.2 故障异常电流识别结果	80
4.4.3.3 不规范操作流程电流识别结果	81
4.5 本文小结	81
第 5 章 总结与展望	82
5.1 全文总结	82

5.2 未来的工作展望	83
致谢	84
参考文献	85
附录	90

第 1 章 绪论

1.1 课题来源

本课题来源于浙江省科技厅推动的以物联网技术为基础的浙江省大型科研仪器设备管理与服务协作平台。利用物联网、人工智能技术，实现高校大型仪器资产管理、运行情况展示、仪器使用率分析、仪器异常监测报警等功能，帮助创建数字化、智能化实验室，为科研仪器共享考核管理提供数据支持，提高数字化管理水平。

1.2 研究背景及意义

近年来，我国对科研仪器的投入逐渐增加，积极推进科技创新和高水平科学研究。随着国家科技实力的不断提升，我国在各领域的科研仪器装备水平也在不断提高。国家层面出台了一系列政策和规划，支持科研仪器的更新换代和技术改进，加大对高性能、高精度科研仪器的投入力度。同时，各级政府和高校科研机构也纷纷增加对科研仪器设备的采购和更新投入，力求提升科研仪器的整体水平。其中最为显著的方面是全国研究与开发（Research and Development, R&D）经费近些年来持续增加，2021 年的全国 R&D 经费投入总值已达到 27956.3 亿元^[1]，旨在为关键核心技术攻关和产业基础能力提升创造条件。

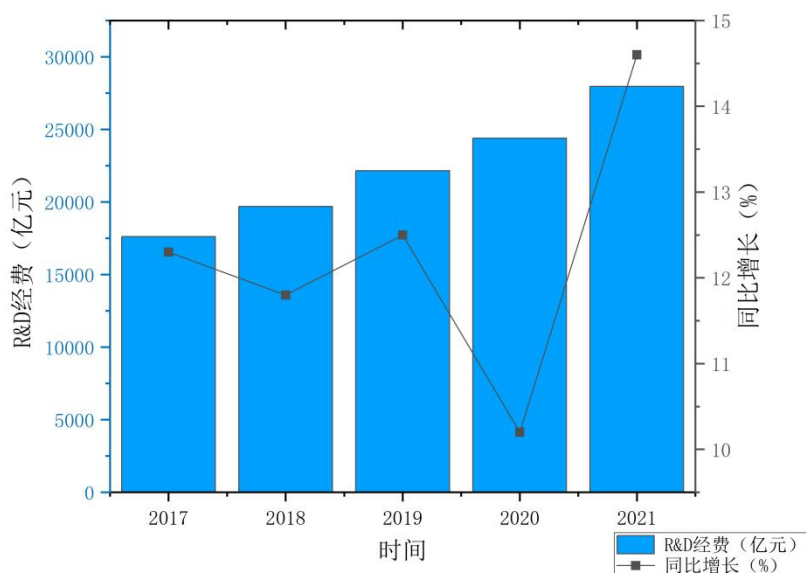


图 1.1 2017-2021 年全国 R&D 经费投入及其增长率变化图

我国在科研仪器方面的投入和发展，为科学研究提供了更加先进、精密的仪器设备，也为科学研究的质量提升提供了有力支持。以电子显微镜为例，2017 年以来，中国电子显微镜市场的采购金额一直呈现上升的趋势，2020 年中国电子显微镜的市场采购金额高达 16.72 亿元。中国电子显微镜的采购主体为高校、企业与科研机构。2020 年，16.72 亿元的

中国电子显微镜市场中，高校、企业和科研机构分别采购了约 7.52 亿元、6.52 亿元和 2.68 亿元^[2]。

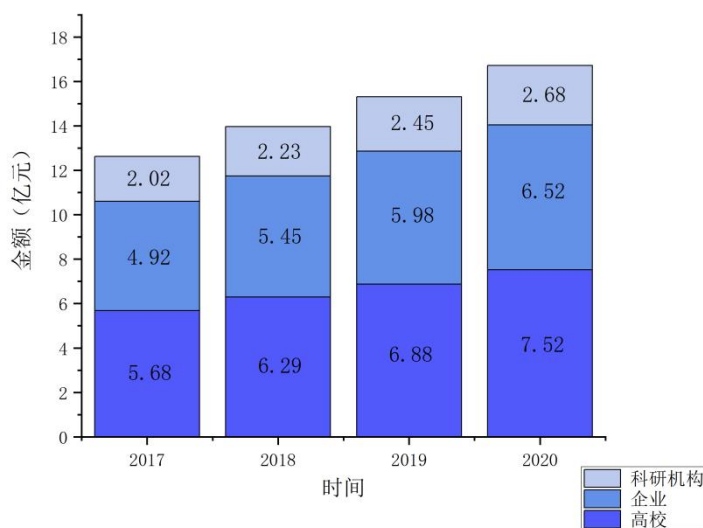


图 1.2 2017-2020 中国电子显微镜行业各采购主体市场规模变化情况图

如图 1.3 所示，随着科研仪器数量和种类的增加，如何保障科研仪器的正常运行和准确测量成为当前亟需解决的问题^[3]。科研仪器是实验人员获取数据、进行实验的工具，其重要性不言而喻。它们的稳定性和准确性直接关系到科研成果的可信度和科学研究的可推进性。例如，在生命科研领域，通过电子显微镜观察细胞结构，通过核磁共振仪测定分子结构等，都需要仪器能够提供准确、稳定的测量结果。而在物理学和化学领域，实验仪器对于测量精度的要求更加严格。

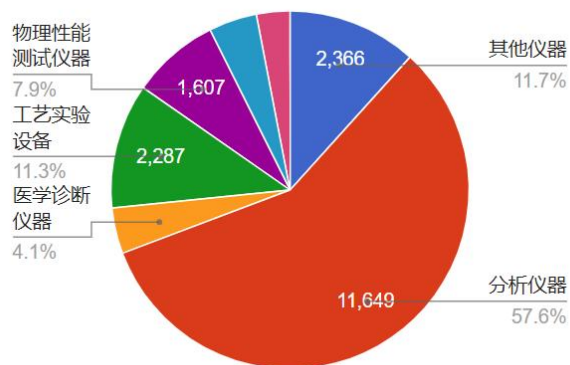


图 1.3 截止 2024 年 3 月浙江省已注册科学仪器类型分布图

然而目前高校科研仪器管理存在着一个严重的问题，即仪器的异常率居高不下，造成很多仪器“买得起，修不起”的状况^[4]。这些异常很难被及时发现及维护，传统方法通过人工手段发现仪器异常需要花费大量的时间和精力^[5]。因此异常监测的重要性不可忽视，通过异常监测技术，可以精准捕捉并识别出与正常模式不符的潜在异常，并进一步分析异常的具体类型，如仪器故障、环境因素或操作不当等，最终快速提供警报，方便决策者进行应急处理^[6]，预防其可能带来的错误数据，保障科研数据的准确性。在实验室安全方面，

异常监测也能够使实验室管理者对仪器状态有更加清晰的了解，确保仪器的正常运行，最大程度地避免安全事故的发生^[7]。

2019年，教育部颁布《关于加强高校实验室安全工作的意见》，明确提出了加强实验室安全管理的研究与调研任务，旨在深入识别和研究实验室安全管理的核心难题，从根本上解决高校实验室中存在的安全隐患。当下，各高校实验室安全管理工作所面临的挑战异常严峻，其原因主要在于实验室人员的高流动性、多学科的交叉融合、以及频繁涌现的创新性实验活动^[8]。而传统的依赖运维人员巡检与专家监控的安全管理模式，已变得难以适应快速变化的实验室环境，难以及时有效识别和预防实验室设备的潜在异常风险。为了确保仪器的正常运行，需要采用更具自动性和有效性的异常监测措施。随着科技的进步，新兴技术如“互联网+”、大数据、人工智能和物联网等的出现，为高校实验室异常监测带来了新的可能性^[9]。利用这些新技术，可以实现实验室异常监测的智能化。如表 1.1 所示，通过大数据技术对实验室关键指标进行实时监控，能够有效识别异常情形并迅速实施应对策略；通过人工智能技术可以用于识别实验室中的安全风险并及时预警；通过物联网技术可以实现设备和环境的实时监控，防止事故发生。

表 1.1 新型技术对仪器异常监测的作用

技术	作用	特性
大数据	1、数据集成与分析	1、数据量大，能够处理来自多个科学仪器的海量数据，实现数据的整合与统一管理。
	2、数据可视化	2、实时性强，通过实时数据流分析，及时发现异常并触发响应。
人工智能	1、自动化异常检测	1、自动化程度高，通过机器学习算法，实现对科学仪器数据的自动监测和异常检测，减少人工干预
	2、异常原因分类	2、学习能力强，从历史数据中进行学习，提高检测的准确性和效率
物联网技术	1、实时监控	1、设备数据获取，通过物联网设备实时收集科学仪器的数据。
	2、远程监控与管理	2、实时数据传输，通过物联网技术将仪器数据传到云端，确保数据的实时性和准确性

综上所述，经过对当前情况的深入分析，本文基于物联网和深度学习等相关技术，设计并实现了一种科研仪器运行异常远程监测平台。通过电流检测仪对科研仪器的电流进行采集分析，通过深度学习搭建算法模型进行科研仪器异常电流检测以及异常电流分类。最终为数字化转型下的科研仪器异常监测提供坚实可靠的数据保障，以助力仪器使用者更好地管理科研仪器。

1.3 国内外研究现状

1.3.1 电流应用研究现状

电流数据作为一种时间序列，承载着接入设备的运行信息和行为特征。随着人工智能和物联网技术的发展，对电流数据的挖掘和分析也变得更加深入和精细化。通过建立模型对电流数据进行分析，可以实现对接入设备状态的识别，进一步提高设备的可靠性。

通过电流数据可以识别接入设备的运行状态，廖伟光^[10]设计了一种设备运行状态实时监测系统，通过获取到设备不同状态下电流参数值，构建设备电流参数分析模型分析设备的运行状态，借助信息技术进行远程监测，实现医疗设备进行全生命周期管理。周晓等^[11]设计了一种基于电流监测的电力设备运作状况实时查询系统，用户可通过浏览器登录系统，查看接入设备的运行状态、使用机时等信息，实现对用电设备的远程实时监测。

通过电流数据可以识别接入设备的故障信息，李华等^[12]针对小电流接地系统故障检测难、识别精度低的问题，提出了一种基于最小二乘支持向量机的方法进行早期故障识别。王子洪等^[13]针对医疗设备故障识别的问题，研发了一种基于实时电流的医疗设备故障识别系统，该系统主要通过对设备运行时电流数据的监测和对比分析，实现了对医疗设备故障的有效识别。文献^[14]针对串联电弧故障问题，通过多层离散小波分析来分析不同负载电弧故障的时域电流信号，根据负载和故障类型将相空间特征图制成分类数据集，输入到神经网络中进行卷积和分类识别。文献^[15]针对定子绕组故障检测与分类的问题，提出了一种基于定子相电流双谱分析和神经网络的新型智能诊断方法，可用于自动推断定子的绕组状况。

综上所述，电流数据分析已经广泛应用于不同领域。作为一种时间序列，电流数据反映的不仅是设备的运行状态，还包括设备的性能特征和环境条件的变化。这使得电流数据成为监控设备运行情况的重要指标，分析电流数据有助于及时发现接入设备潜在问题并采取相应措施。本文将围绕电流数据，进行科研仪器的异常监控。

1.3.2 异常检测技术研究现状

异常电流检测是科研仪器运行异常监测中的关键环节，需要从大量电流中发现异常电流。在电流数据中，异常电流通常表现出与正常电流明显的不同特征，如频谱偏移或幅度异常等异常现象。异常电流检测核心目标是识别与正常运行电流行为不符的电流模式，本质上可以归结为异常检测领域。异常检测技术起源于 19 世纪，随着概率与统计模型的发展与兴起，为异常检测领域的发展提供了重要的理论基础与方法论支撑。随着学术研究的深入推进，对于异常的概念已经在学界形成了较为共识的定义。通常情况下，异常数据被定义为在给定的特定数据集与大部分数据有明显差异的数据^[16]。随着计算机科学技术的飞速进步，研究工作者逐渐尝试运用计算机技术解决异常检测领域的问题。计算机技术的强大数据处理能力和高效率的计算性能为异常检测方法的深入发展和创新提供了坚实的技术支撑。常见的异常检测方法有四类：基于统计的方法、基于聚类的方法、基于预测模型的

方法以及基于生成模型的方法。这些不同类型的异常检测方法在理论和应用上各有优势和局限性，需要研究人员根据特定问题的要求和数据集的特点选择适合的方法。

关于基于统计的方法，该类方法是异常检测领域最早开发的方法，兰瑞乐等^[17]针对大数据负载检测问题，提出一种基于双谱值检测的方法，通过提取大数据负载中的高阶统计特征，将其构建成特征集合，并利用该特征集合对正常大数据负载样本进行编码以实现对异常负载的有效检测。文献^[18]提出了时间序列去噪自动编码器（TSDA）来提取有区别的高维特征来表示数据点，并提出了一种基于概率统计的异常检测模型来识别异常数据。但是基于统计的方法假设数据服从特定分布，这限制了它们对非常规或复杂数据的适用性，并且统计方法可能对噪声和异常值过于敏感，导致误报异常或错过真正的异常^[19]。

关于基于聚类的方法，该类方法将数值相近的数据归并为行为特征一致的簇。当某数据值未归属于任何簇或所属簇规模显著小于其他簇时，则识别该数据值为异常值。杨利辛等^[20]提出了一种基于特征选择和改进 K-均值（K-Means）聚类的异常用电检测算法，提取了 15 维特征构成特征向量，然后利用相关向量机进行特征选择，最后使用 K-Means 聚类算法对最优特征集合进行聚类分析，从而实现异常用电检测。文献^[21]使用 K-Means 聚类算法有效预测心电图中的异常，首先使用聚类评价（Silhouette）方法确定 K 的最佳值，以形成用于发现异常的簇，并采用五种最流行的机器学习分类技术来构建结果预测模型。但是这种方法在设置正常训练数据中的簇数量方面存在局限性，并且很大程度上取决于数据集的特征^[22]。

关于基于预测模型的方法，该类方法会基于系统近期和长期的趋势，通过分析这些趋势来试图捕捉系统在未来某个时间点的预期值。新的观测值将与这些预测值进行比较，当观测值和预测值变化较大时，观测值被标记为异常^[23]。文献^[24]使用长短期记忆（Long Short-Term Memory networks, LSTM）网络进行预测，并使用动态阈值方法从预测误差序列中提取异常。文献^[25]建立门控循环单元序列到序列（GRU-Seq2Seq）模型来预测异常片段的趋势，并利用预测片段与真实片段之间的差别进行异常检测。

关于基于生成模型的方法，该类方法属于一种生成式的深度学习异常检测方法，是通过比较生成出来的样本和真实样本的差异性来判断当前数据是否异常^[26]。衡红军等^[27]提出一种基于变分自编码器（variational autoencoder, VAE）与局部上下文信息自提取的异常检测模型，利用卷积神经网络（convolutional neural networks, CNN）提取每个时间点的局部上下文信息处理上下文异常，使用 LSTM 作为 VAE 的前馈神经网络捕获多维时序数据中的时间依赖信息处理集体异常，引入重构误差与相对熵加权求和的异常评分方法判定异常。生成对抗网络（Generative Adversarial Networks, GAN）在图像领域的显著成效已得到学术界的高度重视，并已拓展其应用至时间序列异常检测领域。GAN 的引入为时间序列异常检测带来了新的思路和方法，GAN 可以通过对真实数据分布进行建模，生成接近真实数据的合成样本，从而帮助识别异常数据点^[28]。文献^[29]使用 LSTM 提取时间序列的数据特征，通

过 GAN 来有效地提取正常数据的深层特征，并且通过极限梯度提升（eXtreme Gradient Boosting, XGBOOST）进行分类并导出异常分数。

综上所述，时间序列异常检测算法通过持续深入的研究与探讨，已在学术界和实际应用中取得显著成效，其应用范围亦日渐拓展至多个领域。特别是随着深度学习技术的发展，基于 GAN 的时间序列异常检测方法也受到了越来越多的关注和研究。本文将围绕 GAN 搭建算法模型，并且使用 LSTM 作为 GAN 模型中生成器以及编码器的基础网络结构，进行异常电流的检测。

1.3.3 时间序列分类技术研究现状

当检测到异常电流时，进行具体异常原因的分类至关重要，因为这可以帮助用户深入了解异常事件的根本原因。通过对异常电流进行分类，可以识别出可能导致异常的不同因素。时间序列分类技术在异常电流分类中发挥着关键作用。电流数据可以有效地反映接入设备的运行状态，而在不同异常原因下，接入设备产生的电流波形具有明显的差异性。通过分析这种差异性并对时间序列进行分类成为定位具体异常原因的重要线索。常见的时间序列分类方法有基于机器学习的方法和基于深度学习的方法。

基于机器学习的时间序列分类方法有随机森林（Random Forests, RF）、决策树（Decision Tree, DT）以及支持向量机（Support Vector Machine, SVM）等。它们通过从历史数据中提取特征，并使用这些特征进行模式识别和分类。李翔宇等^[30]针对湿地分类问题，通过对时间序列进行相干性分析，使用 SVM 和 RF 探究相干性引入前后湿地分类精度变化。文献^[31]针对无线传感器网络入侵问题，研发了一种入侵检测系统，使用智能 DT 分类算法来进行分类检测已知和未知类型的攻击。基于机器学习的时间序列分类方法需要进行一系列步骤，其中包括手动选择和提取特征，然后使用分类算法对数据进行分类。这个过程中，人们需要先对时间序列数据进行预处理，包括去除噪声、填补缺失值等。接着，在特征提取阶段，需要手动选择或设计适合问题的特征，这可能需要相关领域的专业知识和经验。并且特征的选择对于分类结果至关重要，不同的特征可能会影响模型的性能和泛化能力^[32]。

基于深度学习的时间序列分类方法有 CNN、LSTM、门控循环单元（Gate Recurrent Unit, GRU）等。田心平等^[33]针对复杂工况下滚动轴承振动信号含噪声过大，难以实现有效故障识别的问题，提出了一种基于自适应降噪和改进 CNN 的轴承故障分类方法。王巍等^[34]针对心律失常分类问题，通过遗传算法（GA）对 LSTM 模型不断迭代进行搜寻，以获取最佳的超参数配置，从而对心率异常进行有效的分类。文献^[35]针对心电分类问题，提出了一种使用 CNN 和 LSTM 实现的准确脑电信号（EGG）分类和监测系统，从 CNN 模型中捕获学习到的特征，然后将其输入到 LSTM 模型，充分利用心电信号（ECG）的时序特征。文献^[36]针对网络流量分类问题，提出了一种结合 CNN 和双向门控循环单元（Bidirectional Recurrent Neural Network, BiGRU）的网络结构来学习加密流量数据的时空

特征，并讨论了 BiGRU 和 LSTM 在模型参数规模和时间效率方面的差异，实验表明 BiGRU 的分类效果和效率最好。

综上所述，时间序列分类技术已经广泛应用于不同的领域。随着基于深度学习的时间序列分类技术的迅速发展，其在诸多领域展现出了较好的准确性和效果。本文将使用 GRU 构建模型，并使用 CNN 和注意力机制对特征提取过程进行优化，进行异常电流的分类。

1.4 论文内容与结构安排

全文的写作思路及流程如图 1.4 所示。为了提高科研仪器运行异常监测的准确性和效率，为科学研究提供了稳定可靠的仪器支持，推动科研实验的顺利进行。本文提出了一种科研仪器运行异常远程监测平台。该平台基于物联网架构，通过电流智能检测仪采集科研仪器的电流数据，结合算法模型，对电流数据进行故障异常监测、操作流程不规范异常监测和使用异常监测。一旦平台发现这些异常电流，及时将异常电流对应的具体原因通知给相关人员，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。针对当前科研仪器异常监测依赖于人工的场景，综合实施难度与成本，本文以电子显微镜类仪器为例，分析其典型电流数据，以 LSTM 为基本组件，提出了基于重构的双向 GAN 改进的异常电流检测模型及基于注意力机制优化的 CNN-BiGRU-Attention 异常电流分类模型，实现了科研仪器运行异常监测的自动化。

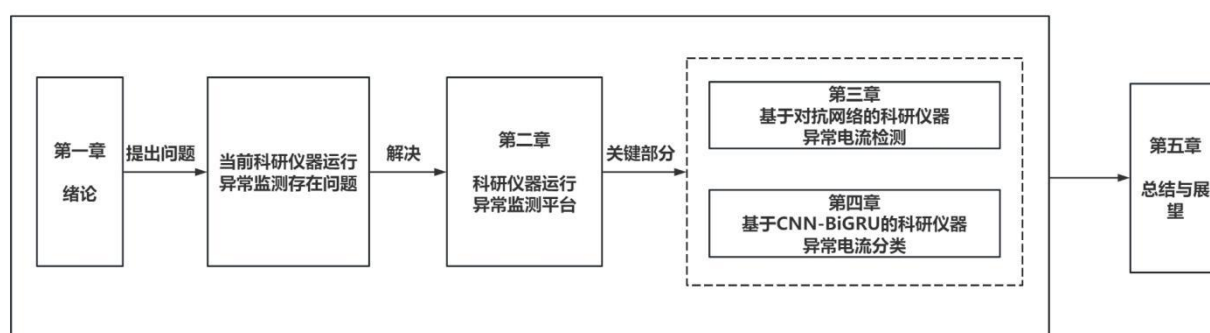


图 1.4 全文结构图

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背景及研究意义，并对电流应用研究现状、异常检测技术、时间序列分类技术等关键内容的国内外相关技术进行了介绍，从而引出了本文的研究主题。

第 2 章：科研仪器运行异常远程监测平台。首先分析系统总体设计，提出了需求分析和平台总体框架，平台被分为采集层、数据层、服务层、网关层及展示层，并分别对平台各个关键部分进行方案制定及详细设计，最后对平台进行了展示。

第 3 章：基于对抗网络的科研仪器异常电流检测。首先介绍本文的业务流程、数据集来源，围绕 GAN 搭建算法模型，并且使用 BiLSTM 作为 GAN 模型中生成器以及判别器的基础网络结构，使用 CNN 和双向 GAN 进行优化。GAN 中生成器进行数据重构时会产生

一个重构损失，跟判别器的判别损失相结合得到一个异常分数作为异常电流的判别指标。通过多角度对比和普适性分析论证模型的可靠性。

第4章：基于 CNN-BiGRU 的科研仪器异常电流分类。首先介绍本文的业务流程、数据集来源，使用了并行的 CNN 来提取电流特征参数，使用 BiGRU 作为时间信息提取模块，并通过两种注意力机制对特征提取过程进行优化。通过多角度对比验证本文模型的可靠性，通过实例分析进一步验证所提出算法的可行性，从而证明了本文研究思路的合理性和有效性。

第5章：总结与展望。总结本文在基于电流数据分析的科研仪器运行异常监测研究方面所做的主要工作，对文中所提出的监测平台与算法设计存在的局限性进行深入剖析，并基于当前研究成果的基础上，对未来科研仪器运行异常监测的研究方向，提出了相应的研究建议和展望。

第2章 科研仪器运行异常远程监测平台

本章为平台设计介绍，针对当前科研仪器异常监测领域存在的问题与挑战，设计并实现了一种科研仪器运行异常远程监测平台。该平台包括硬件和软件两部分，通过非侵入式采集硬件，实时采集仪器的相关数据，确保数据采集不会干扰仪器的运行。同时基于分布式软件设计理念，将应用服务按照功能进行了拆分，使得各个应用服务能够独立运行，提供高度可靠的数据处理和分析能力，为科研仪器异常监测的信息化、数字化转型提供稳定可信的数据支撑。

2.1 平台总体设计

2.1.1 需求分析

目前科研仪器运行异常监测主要存在如下几个问题：首先，大部分科研仪器的异常情况仍然是依赖人工检测来发现的。由于仪器的复杂性和多样性，仅依靠人工检测容易出现漏检或误判的情况，从而延迟了异常的发现和修复时间。其次，仪器的异常信息没有通过平台进行统计和收集，导致实验室管理者无法实时了解仪器异常的情况和发生频率。无法全面了解仪器的异常情况使得管理者无法做出及时的决策，例如修复或更换异常仪器，影响了实验工作的正常进行。因此，对科研仪器运行异常远程监测平台的主要需求有以下几点：

（1）物联网传感器的安装以及绑定。物联网传感器旨在采集科研仪器的使用电流，并将所采集的电流数据上报物联网平台，从而实现科研仪器的统一联网接入。同时物联网传感器需要与科研仪器相绑定，方便后续传感器的解绑、换绑以及电流数据的迁移。

（2）电流数据的存储。采集到的电流数据需要持久化到数据库中，以便进行后续的分析 and 查询。这些数据有助于对仪器的长期运行情况进行监测和分析，同时也为未来的数据统计及异常监测提供了基础数据。

（3）科研仪器的绑定。科研仪器需要绑定到指定实验室以及对应的仪器使用人员以确保科研仪器的归属和使用权限，并规范科研仪器的所属信息。这种绑定关系不仅方便了后续的相关通知，还便于管理和追溯仪器使用情况。

（4）算法检测。采集到的电流数据需要进行算法检测，以查看是否存在异常电流以及分析异常电流对应的异常原因。

（5）异常分级以及异常通知。异常需要进行分级，根据异常的严重程度规范相应的应对措施。当异常的级别程度较高时，平台需要自动向相关仪器使用者发送通知，提醒其及时查看仪器情况，从而保障科研仪器的正常运行。

2.1.2 平台总体框架

本文在深度剖析科研仪器运行异常监测的基础上，明确了科研仪器运行异常远程监测平台的功能需求，并结合实际需求，选用了相应的软硬件技术对该平台进行了设计与实现，整体框架如图 2.1 所示：

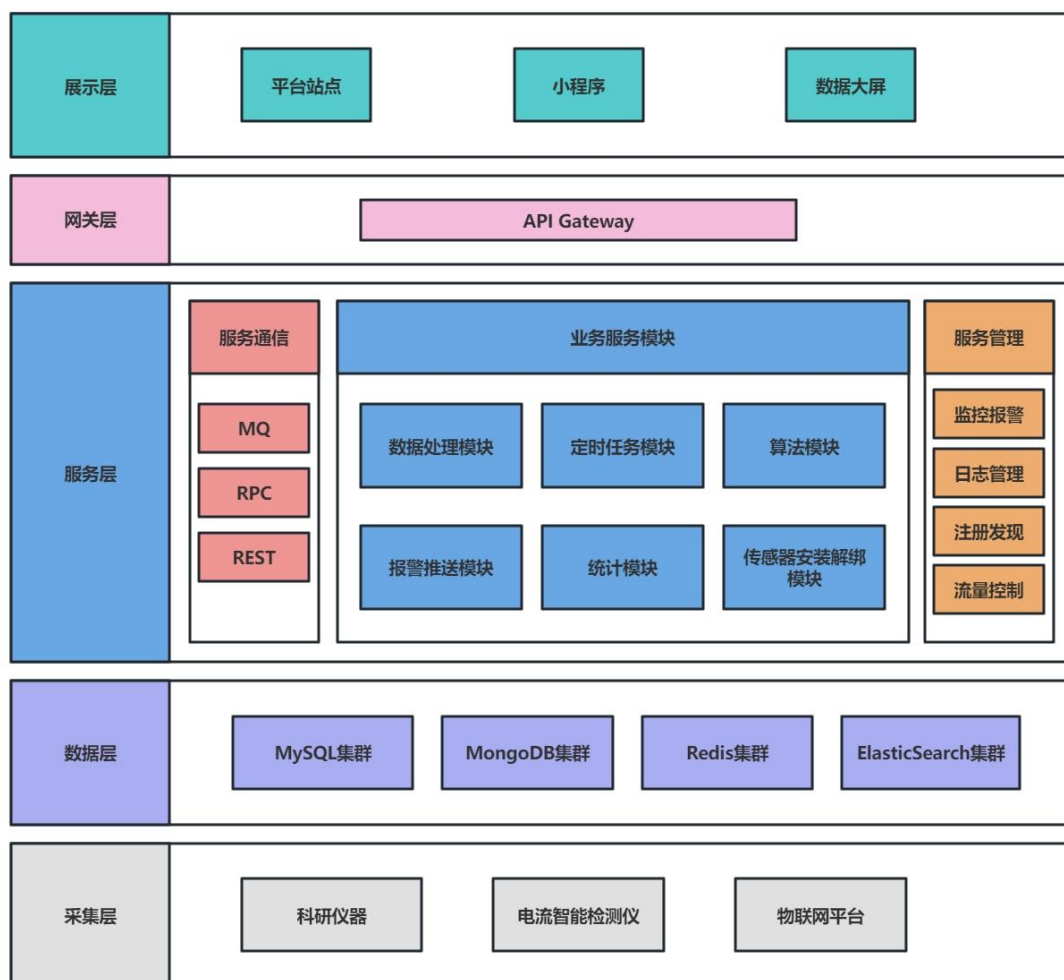


图 2.1 平台总体框架图

平台划分为采集层、数据层、服务层、网关层以及展示层五个关键层次，具体的：

（1）采集层负责采集电流数据以供后续处理，其中包括科研仪器、电流智能检测仪和物联网平台。

（2）数据层负责存储和管理采集到的电流数据和其它业务数据，确保数据的安全和可靠性，其中包括 MySQL 集群、MongoDB 集群、Redis 集群^[37]和 ElasticSearch 集群^[38]。

（3）服务层负责执行复杂的业务逻辑、各业务之间的通信以及服务管理，该层基于分布式理念构建，业务服务模块之间通过 RPC 框架^[39]进行远程调用，其中包括服务通信、业务服务和 service 管理。

（4）网关层负责不同分布式微服务之间的通信和协调，确保系统的高效运行。

（5）展示层负责提供用户界面和可视化工具，包括平台站点、小程序和数据大屏。

这种层次结构使得科研仪器运行异常远程监测平台能够全面而有效地管理电流数据，实现对科研仪器的状态监测、异常定位和及时通知，从而保障科研仪器的稳定运行，最大程度地提高其可用性和效率。

2.2 采集层设计和实现

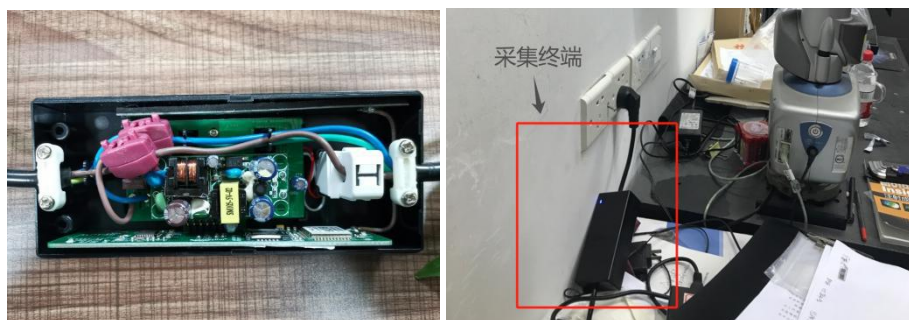
采集层是平台的首要组成部分，其任务是从科研仪器上收集电流数据，以便进行后续的处理和分析。其中科研仪器是高校实验室里具体的实验设备；电流智能检测仪是连接到科研仪器的智能传感器，负责实时监测和传输电流数据；物联网平台作为连接和协调采集层各个组件的中介，起到数据集成和传递的作用，涵盖数据传输协议、安全性措施以及数据格式的标准化，以确保电流数据的有效采集和传输。本文接入的第三方物联网平台为中国电信物联网（AEP）平台。采集层的设计主要集中在电流智能检测仪。

2.2.1 检测仪基本功能

电流智能检测仪用于从科研仪器中采集电流数据，借助窄带物联网（Narrow Band Internet of Things, NB-IoT）技术，通过与云平台的通信将其所获取的仪器工作电流数据上传至云平台，以便后续进一步的数据分析和应用。如图 2.2 和图 2.3 所示，NB-IOT 电流智能检测仪通过在科研仪器和电源插座中间接入内置的电流互感器来进行电流数据的采集，而无需进行电气干扰，采用非接触式的方式检测流过电源线的电流。对于被接负载而言，该检测仪只是接在其电源线上延长了一部分，对其工作状态没有任何负面影响。



图 2.2 电流智能检测仪示意图



(a) 检测仪内部实物图

(b) 检测仪现场接入图

图 2.3 电流智能检测仪实物图

如表 2.1 所示，电流智能检测仪的主要功能点包括 NB-IoT 联网、电流采集以及异常重发。

表 2.1 电流智能检测仪基本功能点

功能	功能点描述
NB-IoT 联网	1、设备上电联网后，立即上报检测仪基本信息
	2、设备上电联网后，立即上报电流信息，并每隔半个小时上报一次电流信息
	3、设备上通过 LED 的 1hz 慢闪表示正在联网，通过长亮表示联网成功
	4、发送数据，重试 3 次还是失败以后，重启 NB-IoT 模块，重新联网
	5、上报信息接入 AEP 平台
电流采集	1、能够采集工作电流在 0~30A 的用电器电流
异常重发	1、网络异常中断断开网络连接后，重新连网数据立即发送
	2、关机重启。当终端关机后，再上电即时发送数据

2.2.2 检测仪硬件结构

本文所设计的电流智能检测仪，如图 2.4 所示，硬件部分由 MCU 处理模块、电流采集模块、LED 模块、NB 通信模块、GPS 定位模块以及电源模块组成。

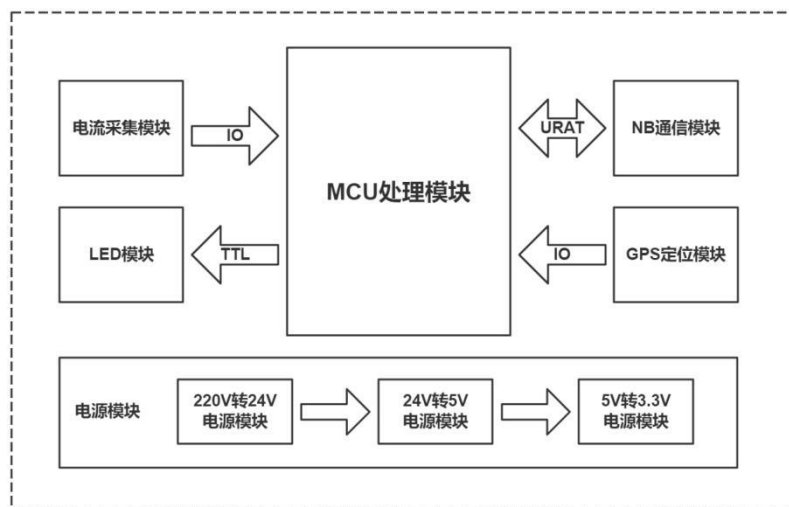


图 2.4 检测仪硬件结构图

(1) MCU 处理模块

MCU 处理模块负责对各个接口所采集的数据进行处理，并将所处理的数据转发至其它模块，使用了基于 ARM Cortex-M3 内核的 STM32F103C8T6 微处理器。该处理器配备了晶振电路以确保稳定的时钟信号，频率可达 72MHz，支持 JTAG/SWD 调试接口使得开发人员可以方便地进行调试和性能优化。在堆栈和中断方面，该处理器具有高度可扩展性，其内置的 64KB 闪存和 20KB SRAM 保证了充足的存储空间。同时该处理器还搭载了 64KB 闪存 Bootloader，支持从外部 Flash 启动，拥有丰富的外设接口^[40]，包括 UART、SPI、I2C、USB、CAN 总线以及 SDIO 等，可方便地实现与其他设备的通信和数据传输。

(2) 电流采集模块

电流采集模块主要负责被检测科研仪器电流的采集，使用了 V9260S 芯片。采集模块基于电磁感应原理，选用电流互感器进行实现，将仪器中的大电流按一定倍数转化为输出端的小电流，这种转化过程可以保证在不需要直接接触电流导线的情况下获取准确的电流信息，从而实现非侵入式采集。输出的小电流会经过电感电容（LC）和电阻电容（RC）滤波器，以去除可能存在的高频噪声和干扰，从而保证信号的稳定性和可靠性。经过滤波处理的电流信号会被 V9260S 芯片存储至内部寄存器中，以便 MCU 模块随时读取。

(3) NB 通信模块

NB 通信模块通过 NB-IoT 与 IoT 平台建立连接，将采集到的科研仪器工作电流实时上报。NB-IoT 是一种具有低功耗、大连接和覆盖广特点的物联网通信技术^[41]。NB-IoT 在同频段下，比现有网络有更强的信号增益，覆盖能力是现有网络的百倍。同时 NB-IoT 一个扇区可支持十万个连接。这意味着 NB-IoT 可以更好地穿透障碍物，覆盖范围更广，且在复杂的环境中仍然能够提供稳定的连接。该模块使用 BCL620 模组，该模组具有小巧的体积，在 3GPP 下 R13/R14 标准下涵盖全频段。如图 2.5 所示，NB-IoT 网络组成包括 NB-IoT 终端设备、NB-IoT 基站、IoT 核心网、IoT 平台以及应用服务器^[42]。

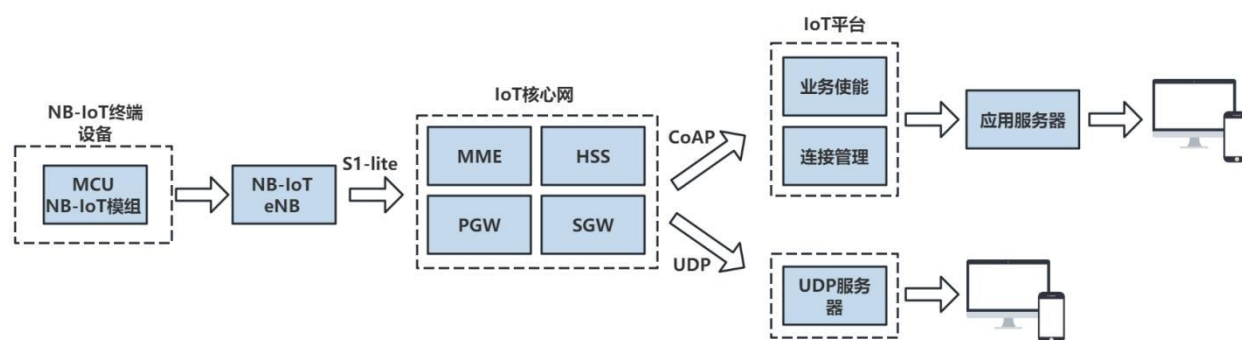


图 2.5 NB-IoT 网络基本架构图

(4) LED 模块

LED 模块旨在清晰准确地向用户展示检测仪的联网状态。插上检测仪后，蓝色指示灯将持续闪烁 3-10 秒，闪烁时间取决于检测到的网络信号强度。当蓝色指示灯不再闪烁并保持恒定发光时，代表检测仪已成功连入 NB-IoT 网络。

(5) GPS 定位模块

GPS 定位模块旨在获取科研设备的地理位置数据并将该数据传输至 MCU 模块，使用了 Air530 模块。Air530 模块作为一种高度集成的卫星定位多模模块，性能优异且表现卓越。该模块尺寸小巧，能耗低，可适用于多种不同的场景并且集成度高，不会对设备造成过多的负担。此外，Air530 模块提供了与其他厂商兼容的软件和硬件接口，这为用户在使用该模块时带来了极大的便利性，大大缩短了产品的开发周期。

2.2.3 检测仪软件结构

(1) 主控调度

主控调度主要负责调度电流采集模块和 NB 通信模块。如图 2.6 所示，在检测仪通电后，主控模块立刻开始初始化 NB 通信模块，并随即开展网络连接性能测试。一旦 NB 通信模块顺利实现网络接入，检测仪会启动数据采集工作。为确保所采集波形数据能反映仪器实际运行状况，并确保网络及云平台运行负荷可控的情况下，本文将数据采集频率设定为每分钟 1 次。当累积的数据量达到 30 个数据点时，主控模块根据通信协议对这些数据执行处理与封装工作，并通过串行通讯接口将加工后的数据传输至 NB 通信模块，以便对数据进行后续上报处理。完成数据上报流程之后，主控模块将重新启动采集任务，进而开启新一轮的数据采集周期。这个循环流程确保检测仪能够持续地采集数据并按照规定的条件进行上报。

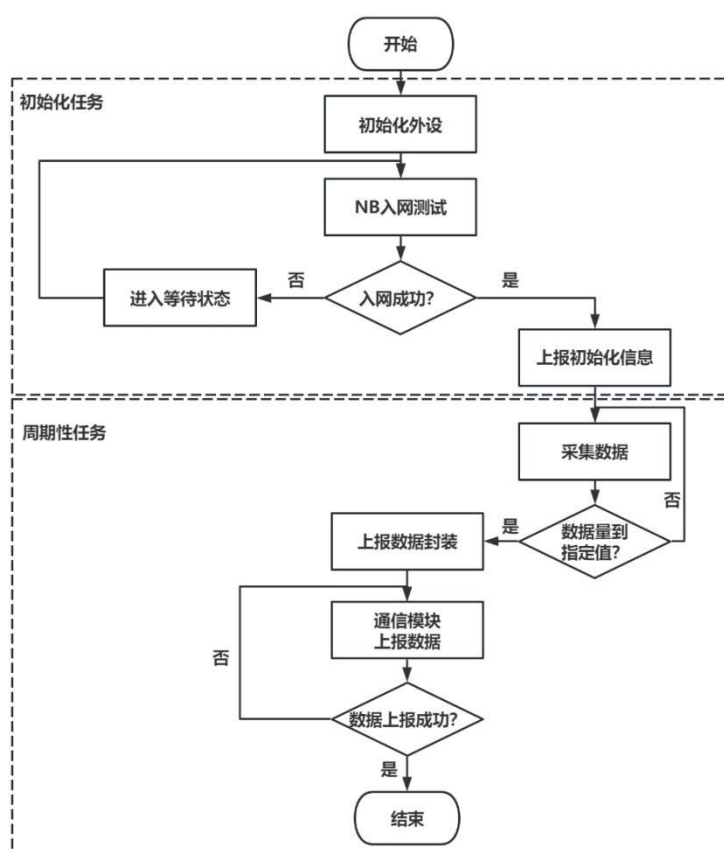


图 2.6 主控调度流程图

(2) 网络通信

网络通信模块负责对电流数据进行封装上报。为保障在网络性能较弱的情况下数据传输的完整性，本文设计了一种重发机制。如图 2.7 所示，所有需要进行上报的数据都会存储在一个固定大小的发送队列中。如果消息队列已经达到了固定大小的限制，即队列已经饱和，新的数据将无法加入队列。数据需要发送时，首先尝试发送队首数据，如果数据发送超时或者失败，队首数据不会立即被移除，而是保留在队列中。此时，此模块将启动重发机制，在 15 秒后尝试重新发送队首数据。如果队首数据发送失败的次数超过了设定值或者队首数据成功发送后，则该数据将会被移除。

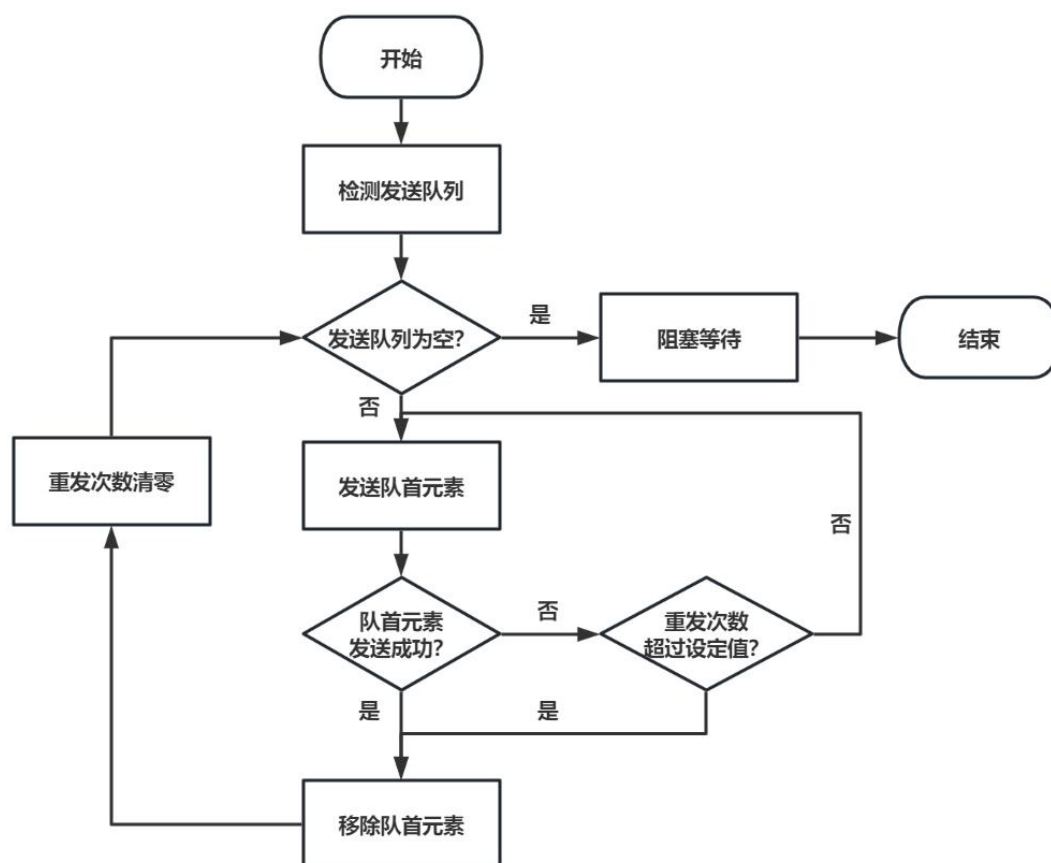


图 2.7 网络通信重发机制图

(3) 上报数据处理

上报数据处理主要指通过通信协议对上报电流数据进行处理及封装的过程。协议采用轻型机器对机器协议^[43] (Lightweight Machine-To-Machine, LwM2M)。该协议的目标是为物联网设备提供一种轻量级的通信方式，以便进行设备管理和数据交换。如图 2.8 所示，LwM2M 采用了 REST 架构的设计理念，使用 CoAP 作为底层的传输协议，CoAP 还支持 DTLS 加密，以确保通信的安全性。LwM2M 协议承载在 UDP 或者 SMS 上，报文结构简单小巧，可以在资源有限的设备上运行，并且可以适应网络连接的不稳定性。

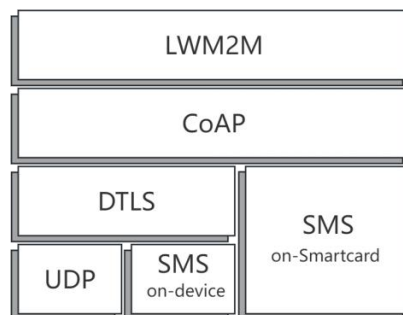


图 2.8 LwM2M 协议基本结构图

在检测仪上电并成功入网后，将会上报相关的初始化信息。如表 2.2 所示，初始化信息包含 7 个重要数据项，分别为设备功能码、设备唯一识别码、国际用户识别码、当前软件版本号、设备类型、当前信号质量情况以及经纬度信息。其中功能码固定为 INIT_ID，代表当前上报数据为初始化上报状态；设备类型为 1 代表单相电流计检测仪，设备类型为 2 代表三相电流计检测仪；当前信号质量情况包含六项内容，其中的第五项信号接收质量（RSRQ）的数值大小为主要依据，其取值范围在 0 至 30 之间^[44]，数值越大则代表当前信号质量越好，通常需要达到 10 以上方可保证检测仪的正常通信操作。

表 2.2 初始化上报信息

序号	数据项字段名称	内容示例
1	功能码	INIT_ID
2	设备唯一识别码	869858231910962
3	国际用户识别码	460113011412159
4	当前软件版本号	V1.0
5	设备类型	1（单相）、2（三相）
6	当前信号质量	23,0,255,255,24,46
7	经纬度信息	120.155070,30.274084

设备联网成功后，将每隔半个小时上报一次数据。周期性上报数据包括四个字段，分别为功能码、设备唯一识别码、时间戳以及电流数据集。如表 2.3 所示，其中功能码固定为 M_NORMAL_REPORT_ID，代表当前上报数据为周期性上报状态；时间戳代表上报电流数据中第一个数据所对应的 Unix 时间戳；电流数据包含 30 个间隔时间为 1 分钟的电流点。

表 2.3 周期性上报信息

序号	数据项字段名称	内容示例
1	功能码	M_NORMAL_REPORT_ID
2	设备唯一识别码	869858231910962
3	时间戳	1707047100000
4	电流数据	{0.51, 0.53, ..., 0.49}

2.3 数据层设计和实现

2.3.1 数据来源

本平台的数据来源主要分为 Web 平台录入、实时推送及定时任务三种，对应的数据名称及生成时机如表 2.4 所示。

表 2.4 平台数据来源

数据名称	生成时机	数据来源
科研仪器基本信息	科研仪器录入	Web 平台
检测仪基本信息	检测仪安装	Web 平台
人员基本信息	实验室人员账号注册	Web 平台
实验室基本信息	实验室管理员创建实验室	Web 平台
电流数据	检测仪定时上报	实时推送
检测仪实时数据	检测仪启动/断开时上报	实时推送
异常电流报警数据	算法识别出异常电流	定时任务
统计数据	定时任务计算相关数据	定时任务

(1) Web 平台

科研仪器基本信息是由实验室的科研人员通过 Web 平台进行手动录入。Web 平台提供了一个基本界面，科研人员可以在其中输入仪器的基本信息，以便后续对这些科研仪器进行电流展示以及异常监测，整个过程需要科研人员具有一定的操作权限。

检测仪基本信息的数据来源是专业的检测仪安装人员。安装人员通过安装运维小程序进行手动录入，输入检测仪的基本信息，以便后续的监测和运维团队进行科研仪器状态跟踪、维护和管理。在安装过程中，检测仪的安装分为两种情况：第一次安装和旧的传感器返厂维修后重新绑定。对于第一次安装，安装人员需要在小程序中创建新的记录，并填入相应的基本信息。而对于旧的传感器返厂维修后重新绑定的情况，安装人员需要在小程序中找到原有记录，并进行相应的更新和重新绑定操作，确保科研仪器信息的连续性和准确性。

实验室的基本信息是由具有高权限的用户通过 Web 平台进行创建和管理的。除了创建实验室的基本信息外，高权限用户还可以通过 Web 平台将实验室和实验室下的科研人员进行关联。

(2) 实时推送

电流数据和仪器上下线数据是实时采集的数据，为了有效地接收这些数据并进行处理，本文通过使用消息队列来接收物联网平台实时推送过来的电流数据。消息队列（Message Queue, MQ）是一种按照先进先出（First In First Out, FIFO）原则来管理和处理数据的一种中间件，能够用于接收和存储实时采集的数据，以便后续的处理和分析，整体流程如图 2.9 所示。

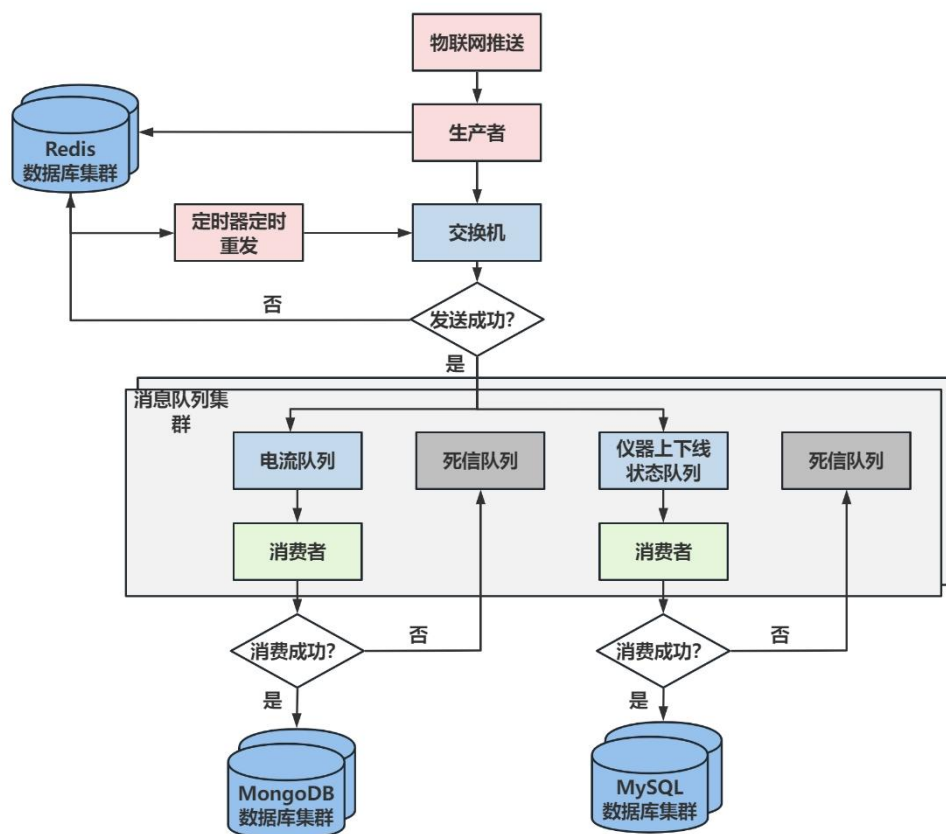


图 2.9 实时推送消息队列消费结构图

当科研仪器生成电流数据时，这些数据会被上报到物联网平台，并且推送到后端的消息队列中。通过消息队列可以确保数据被有序地传递和存储，即使数据的产生速率超过处理速率，消息队列也能够缓冲数据，不会因为物联网平台的推送速率而造成数据丢失或积压。通过这种方式能够同时兼顾电流数据的实时性和完整性，同时确保了后续数据分析和算法分析的准确性。利用消息队列接收电流数据也使得本文平台与物联网平台解耦，实现了数据的异步传输和处理^[45]。

(3) 定时任务

异常电流报警数据指的是系统对科研仪器的电流数据进行分析后发现异常情况时生成的警报信息和相关记录。后台的异常监控定时任务以固定间隔启动，从数据库中获取科研仪器当天的电流数据。随后，系统调用后台的算法对这些电流数据进行分析 and 评估，以确定是否存在异常情况。如果算法检测到某台仪器出现异常电流，系统会立即将这条异常的电流数据以及异常原因存入异常电流报警数据表中，以便进一步跟踪和分析。

统计信息是通过科研仪器的各项数据进行汇总和计算，以获取关于仪器运行情况和性能的统计数据。统计数据定时任务每天凌晨会自动触发，负责对科研仪器的各项指标进行计算，其中包括检测仪安装率、仪器使用率、仪器开机率、仪器异常率等信息。

2.3.2 数据存储

本平台的数据存储主要使用了 MySQL、MongoDB、Redis 及 ElasticSearch 四种数据库，对应的数据名称、数据特点、数据规模及处理需求如表 2.5 所示。

表 2.5 平台数据存储特点

数据名称	数据特点	数据规模	处理需求	存储数据库
科研仪器基本信息	结构固定、简单	较小	主要是复杂查询	MySQL、ElasticSearch
检测仪基本信息	结构固定、简单	较小	主要是查询	MySQL
人员基本信息	结构固定、简单	较小	主要是查询	MySQL
实验室基本信息	结构固定、简单	较小	主要是查询	MySQL
电流数据	时间序列数据、结构复杂	较大	实时写入，结构灵活	MongoDB
异常电流标注数据	时间序列数据、结构复杂	较小	结构灵活	MongoDB
检测仪实时数据	二值数据	较小	实时写入，频繁查询	Redis
异常电流报警数据	结构固定、简单	中等	主要是查询	MySQL
统计数据	结构固定、简单	较大	复杂查询	MySQL、Redis

(1) MySQL 数据库

科研仪器基本信息、检测仪基本信息、人员基本信息、实验室基本信息以及异常电流报警数据都属于结构固定的数据，且规模相对较小，通常为几千到几万条记录。这些数据可能会被多个用户频繁编辑查询，需要保证数据的准确性和一致性。这些信息的数据处理需求主要是查询和简单的更新操作，不需要复杂的数据处理。另外统计数据会涉及到多表联查以及复杂的分组查询。因此，这些数据选择存储的数据库为 MySQL 数据库。

首先，MySQL 是一种关系型数据库，适合存储结构固定的数据，适合用于需要严格定义表结构的应用场景。其次，MySQL 支持的 ACID 事务特性能够保证数据的完整性与一致性，适合于存储需要进行复杂分组查询与连表查询的数据，这些复杂的查询操作可以通过 MySQL 的强大的 SQL 语言支持实现，包括多表连接、子查询、聚合函数等功能。此外，MySQL 是基于磁盘读取的，这意味着数据可以持久保存在磁盘上，即使在系统意外故障的情况下，数据也不会丢失。

本设计的 MySQL 集群使用了 MGR（MySQL Group Replication）架构，MGR 是一种高可用性架构，用于实现 MySQL 数据库的主从复制和自动故障切换。MGR 基于 MySQL 的 InnoDB 存储引擎和 Group Replication 插件，如图 2.10 所示，通过使用多主复制的方式来提供高可用性和数据一致性。

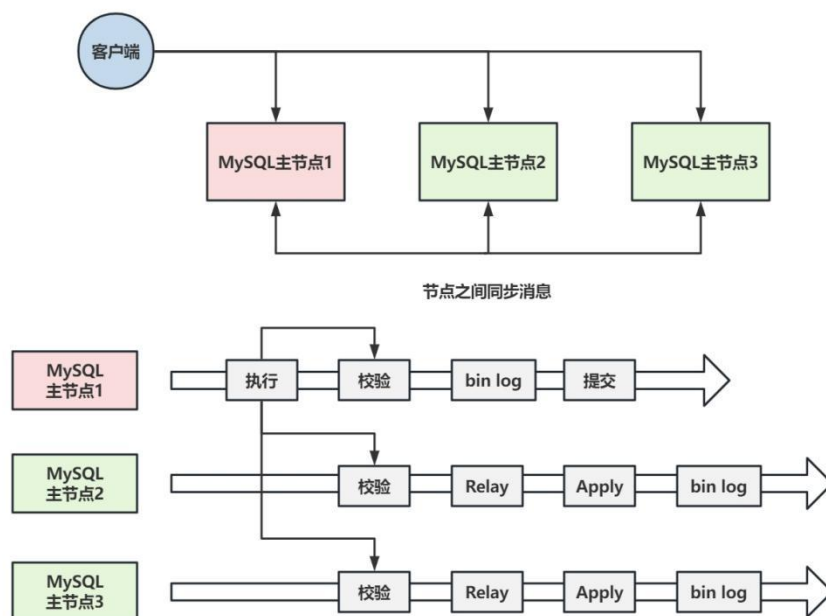


图 2.10 mysql 集群结构图

以下展示 MySQL 数据库中几个关键的表结构信息：

（1）科研仪器基本信息表。此表存储科研仪器的基本信息，如所属单位、仪器使用者以及规格型号等。

表 2.6 科研仪器基本信息表

字段名称	字段类型	字段含义	字段名称	字段类型	字段含义
id	int(20)	主键 id	user_id	int(20)	仪器使用者 id
name	varchar(100)	仪器名称	department_id	int(20)	所属实验室 id
worth	decimal(6,2)	仪器价值	lon_range	varchar(30)	经度范围
address	varchar(100)	所在地址	lat_range	varchar(30)	纬度范围
type	varchar(100)	规格型号	bind_flag	tinyint(2)	是否绑定传感器
school_id	int(20)	所属单位 id	install_time	timestamp	仪器安装时间

（2）检测仪基本信息。此表存储电流检测仪的基本信息，如物联网唯一编码、设备类型以及出库时间等。

表 2.7 检测仪基本信息

字段名称	字段类型	字段含义	字段名称	字段类型	字段含义
id	int(20)	主键 id	outstock_time	timestamp	出库时间
imei	varchar(100)	设备唯一编码	bind_flag	tinyint(2)	是否绑定仪器
device_type	tinyint(2)	设备类型(单相, 三相)	signal_value	decimal(10,2)	信号强度

（3）检测仪与科研仪器绑定信息表。此表存储检测仪和科研仪器的绑定信息，方便连接检测仪和科研仪器以及后续检测仪换绑操作。

表 2.8 检测仪与科研仪器绑定信息表

字段名称	字段类型	字段含义	字段名称	字段类型	字段含义
id	int(20)	主键 id	install_user	int(20)	安装者 id
device_id	int(20)	科研仪器 id	uninstall_flag	tinyint(2)	是否解绑
sensor_id	int(20)	检测仪 id	bind_time	timestamp	绑定时间

(4) 人员基本信息表。此表存储科研人员的基本信息，如姓名、性别、电话号码以及所属实验室等。

表 2.9 人员基本信息表

字段名称	字段类型	字段含义	字段名称	字段类型	字段含义
id	int(20)	主键 id	address	varchar(100)	所在地址
name	varchar(20)	姓名	province	varchar(30)	所在省编码
sex	tinyint(2)	性别	city	varchar(30)	所在市编码
phone	varchar(30)	电话号码	district	varchar(30)	所在区编码
department_id	int(20)	所属实验室 id	grade	int(5)	职级权限

(5) 实验室基本信息表。此表存储实验室的基本信息，如实验室名称、照片以及地址等。

表 2.10 实验室基本信息表

字段名称	字段类型	字段含义	字段名称	字段类型	字段含义
id	int(20)	主键 id	address	varchar(100)	所在地址
name	varchar(20)	实验室名称	school_id	int(20)	所属学校 id
photo	varchar(255)	实验室照片	creator_id	int(20)	创建人 id

(6) 异常电流报警数据表。此表存储异常电流的基本信息，如异常开始时间、异常结束时间以及异常类型等。

表 2.11 异常电流报警数据表

字段名称	字段类型	字段含义	字段名称	字段类型	字段含义
id	int(20)	主键 id	type	int(10)	异常类型
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

(2) MongoDB 数据库

电流数据量较大，并且需要支持频繁的读取和写入操作，同时数据格式是不固定的，会随着算法的迭代而变化，因此为了更好地满足这些需求，使用 NoSQL 数据库 MongoDB 进行存储。

首先，电流数据的大量存储需要一个数据库系统能够轻松处理海量数据，而 MongoDB 的分布式架构和弹性扩展特性使其能够高效地处理大规模的数据^[46]。其次，频繁的读取和写入操作对于传统的关系型数据库来说可能会面临性能瓶颈，而 MongoDB 的基于文档的存储模型以及内置的复制和分片功能可以实现高效的读写操作，保证系统的高吞吐量和低延迟。此外，数据格式的不固定性也适合 MongoDB 这样的文档型数据库，因为它能够存储动态的数据结构，并且支持快速地对数据模式进行调整和迭代。

本设计的 MongoDB 集群使用了分片集群架构，实现对数据库的水平扩展，可以处理数据量巨大的情况。如图 2.11 所示，在分片集群中，数据被分配到不同的分片（shard），每个分片存储部分数据，因此可以将数据分布在多台服务器上。这使得集群能够应对大规模数据和高流量负载，并提供高可用性和性能。另外，MongoDB 还通过路由节点将查询请求分发到正确的分片上，从而协调查询操作。此外，MongoDB 还通过配置节点存储了集群的配置信息，包括数据分片的范围和分片位置等信息。

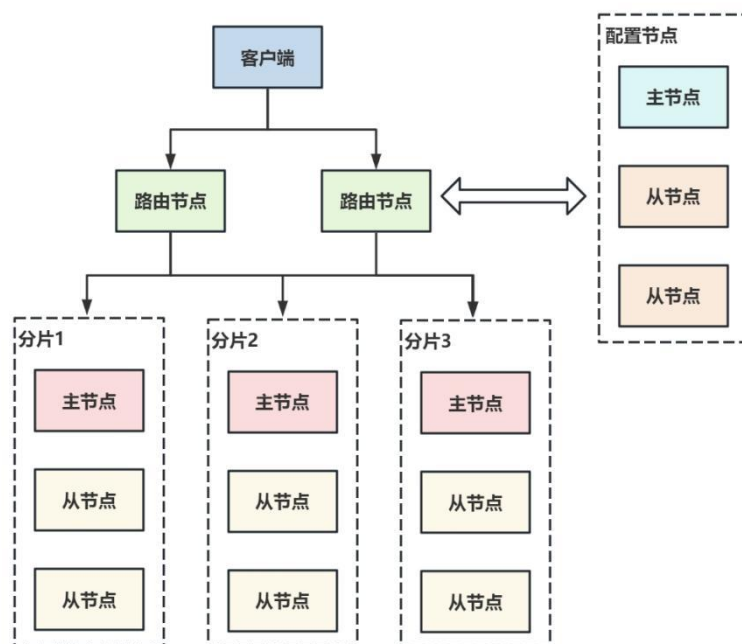


图 2.11 MongoDB 集群结构图

以下展示 MongoDB 数据库中几个关键的表结构信息：

（1）电流数据集合结构。采集上来的电流数据是以每台设备每天的电流为单位进行压缩后存储，包含设备唯一编码、该条数据时间戳以及数据集合等。

表 2.12 电流数据集合结构

字段名称	字段类型	字段含义
_id	objectId	自动生成的唯一标识符
imei	string	设备唯一编码
date	long	该条数据时间戳

续表 2.12

字段名称	字段类型		字段含义
currentList	beginTime	long	起始时间
	val	object	电流数据集合
	duration	int	该值持续时间

(2) 异常标注数据集合结构。标注的异常数据会存储到异常数据集合中，存储格式如表所示，包含设备唯一编码、备注、数据集合等。

表 2.13 异常标注数据集合结构

字段名称	字段类型		字段含义
_id	objectId		自动生成的唯一标识符
imei	string		设备唯一编码
remark	string		备注
abnormalList	beginTime	long	起始时间
	endTime	object	异常电流数据集合
	type	int	异常类型

(3) Redis 数据库

检测仪实时数据需要实时写入和频繁查询，另外统计数据中的按月统计数据可以使用位优化运算存储量，因此这两种数据适合用 Redis 进行存储。

首先，Redis 是一个基于内存的高性能键值存储数据库，具有出色的读写速度和响应时间，能够满足实时写入和频繁查询的需求。其次，Redis 支持的数据结构和丰富的命令集还能够满足不同的实时数据处理需求。此外，Redis 中的位图（BitMap）是一种非常高效的数据结构，能够节约存储空间并支持快速的位运算。

本设计的 Redis 集群使用分片集群，如图 2.12 所示，在 Redis 分片集群中，数据根据哈希算法被分配到不同的槽（slot）中，每个槽会被映射到集群中的特定节点。这样，每个 Redis 节点存储数据的一部分，从而允许集群处理大量数据并提供更高的吞吐量。通过分片集群，Redis 可以处理更大规模的数据和更高的负载，并允许应用程序在需要时动态扩展。此外，Redis 分片集群具备容错机制，通过数据复制和自动故障转移确保数据的可靠性和可用性。

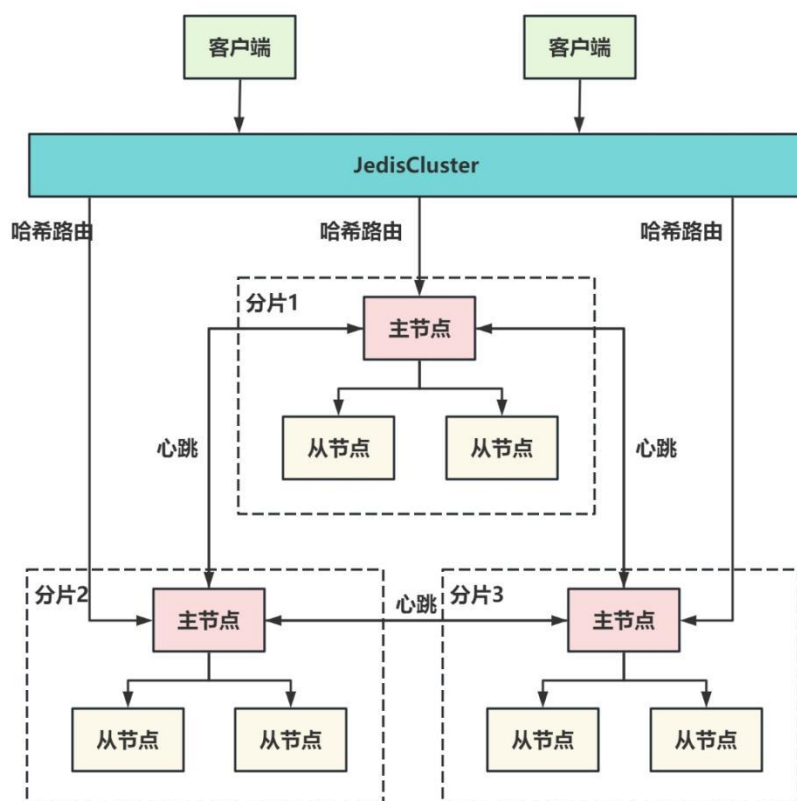


图 2.12 reids 集群结构图

以下展示 Redis 数据库中几个关键的表结构信息：

- （1）科研仪器实时状态表。存储科研仪器的上下线实时信息。

表 2.14 科研仪器实时状态表

字段名称	字段类型	字段含义
key	string	设备唯一编码
value	int	-1（离线），1（在线）

- （2）科研仪器月开机情况表。存储科研仪器每个月的开机情况。

表 2.15 科研仪器月开机情况表

字段名称	字段类型	字段含义
key	string	设备唯一编码+月份
value	bitmap	该仪器该月开机情况的 比特位拼接

- （3）科研仪器最新数据时间戳表。存储科研仪器最近的第一个电流点的时间戳。

表 2.16 科研仪器最新数据时间戳表

字段名称	字段类型	字段含义
key	string	设备唯一编码
value	int	上次上报电流的时间戳

(4) Elasticsearch 数据库

由于科研仪器的基本信息需要支持复杂查询，这部分数据采用 Elasticsearch 数据库进行数据存储。ElasticSearch 是一个开源的分布式搜索和分析引擎，其设计初衷就是为了应对处理大规模数据和复杂查询的需求。ElasticSearch 支持多种类型的查询，包括全文搜索、字段匹配、范围查询、聚合等，能够满足各种复杂查询需求。通过使用 Elasticsearch 数据库，能够高效地进行科研仪器基本信息的存储和查询，实现快速、灵活和高效的数据管理和检索。

2.4 服务层设计和实现

2.4.1 业务服务模块

业务服务模块主要基于 JAVA 语言开发，语言版本为 JDK-8u231，开发工具为 IDEA2021.2.4，采用 SpringBoot 应用开发框架快速搭建服务，主要基于其快速搭建微服务架构的优势。SpringBoot 提供了快速配置和开发的特性，简化了项目搭建和开发过程，提高了开发效率。其中算法模块是基于 Python 开发，语言版本为 Python3.7，开发工具为 PyCharm2020.1，采用 Conda 开源环境管理工具搭建算法环境，采用 Pytorch 进行算法的编写。其他使用到的软件包如表 2.17 所示。

表 2.17 软件详情表

名称	作用	版本
RabbitMQ	消息传递中间件	3.12.0
Docker	应用运行容器	20.10.1
MySQL	关系型数据存储	5.7.30
MongoDB	非关系型数据存储	4.0
Redis	缓存数据库	6.0.8
ElasticSearch	文档型数据库	7.15.0
Zabbix	运维监控中间件	6.4

本文将业务服务模块划分为六个部分，包括数据处理模块、定时任务模块、算法模块、报警推送模块、统计模块以及检测仪安装解绑模块。

(1) 数据处理模块

数据处理模块用来对电流数据进行多种处理，以确保数据的完整性、可靠性和高效性，如图 2.13 所示，包括数据压缩、数据解压、推送数据去重、推送数据离线补齐、数据持久化、电流归档以及定期核对等功能。

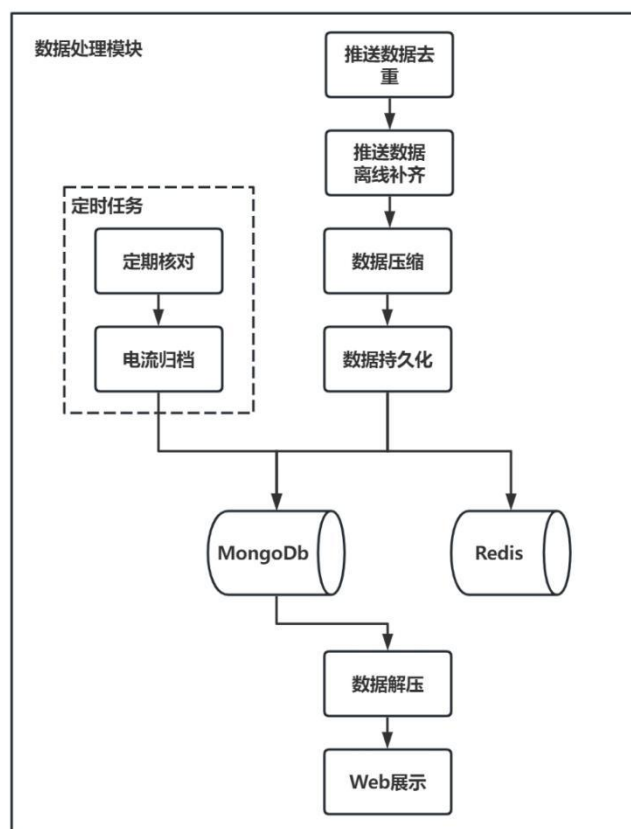


图 2.13 数据处理模块基本功能图

由于电流点数据量较大，使用行程压缩法^[47]对推送过来的电流点进行压缩。如图 2.14 所示，行程压缩法是一种常见的数据压缩技术，它通过识别连续数值重复的情况来减少数据量。在电流点数据中，可能会存在连续数值相同或相近的情况，行程压缩法可以将这些连续的重复数值用更紧凑的方式表示，从而减少数据传输和存储所需的存储空间。通过使用行程压缩法，可以有效地减少电流数据的大小，在一定程度上减少数据存储的成本。



图 2.14 行程压缩法原理图

如图 2.15 所示，当接收推送过来的电流数据时，有时可能会出现重复的数据点，为了确保数据的准确性和一致性，需要对这些重复的数据点去重处理。另外，检测仪可能会出现离线现象，即在某个时间段内无法正常采集数据。为了保持数据的连续性和完整性，需要在离线期间补齐缺失的电流数据。

电流数据持久化完成后，后台定时任务定期核对数据完整性。如果发现电流数据缺失，尝试从 AEP 平台拉取丢失的电流数据，并与已有数据进行合并，从而补充为完整的数据。如果从 AEP 平台无法拉取到丢失的电流数据，则将丢失的电流数据补充为离线电流。最后将核对完成的电流数据进行归档。

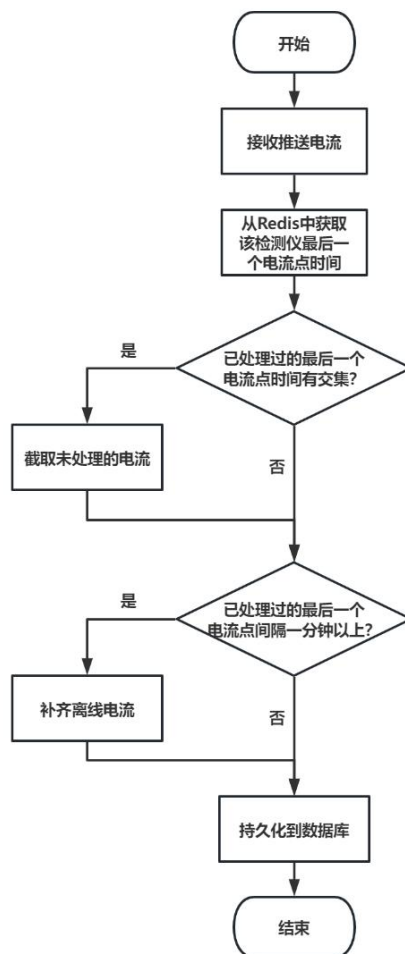


图 2.15 电流数据去重补齐逻辑图

(2) 定时任务模块

如表 2.18 所示，定时任务模块用来执行一些每天需要定时执行的任务，包括归档电流、异常监测、数据统计、推送消息、报警短信、MQ 重发等定时任务。

表 2.18 平台定时任务表

任务名称	任务作用	执行频率
归档电流	核对前一天的电流完整性	一天一次
异常监测	检测异常电流	30 分钟一次
数据统计	根据公式计算相关统计数据	一天一次
推送消息	将统计完的数据推送给对接的第三方	一天一次
MQ 重发	将 Redis 中发送失败的 MQ 消费消息进行重新消费	10 秒一次

(3) 算法模块

算法模块用于对电流数据进行异常监测。包含异常电流检测、异常电流分类和数据标签等功能。



图 2.16 算法模块基本功能图

该模块通过分析输入的电流数据，通过算法来监测是否存在异常电流情况。一旦检测到异常电流，会将检测仪的唯一编码、异常电流的发生时间以及相应的异常原因插入到异常电流报警数据表中。如图 2.17 所示，一旦检测到异常电流，系统会通过短信推送的方式，将异常信息发送给该科研仪器的使用者。这条短信将包括有关该台仪器的基本信息、异常出现的时间、以及可能的异常原因。这些信息将帮助使用者及时了解并处理仪器可能出现的异常情况，以确保科研仪器的正常运行和及时维护。

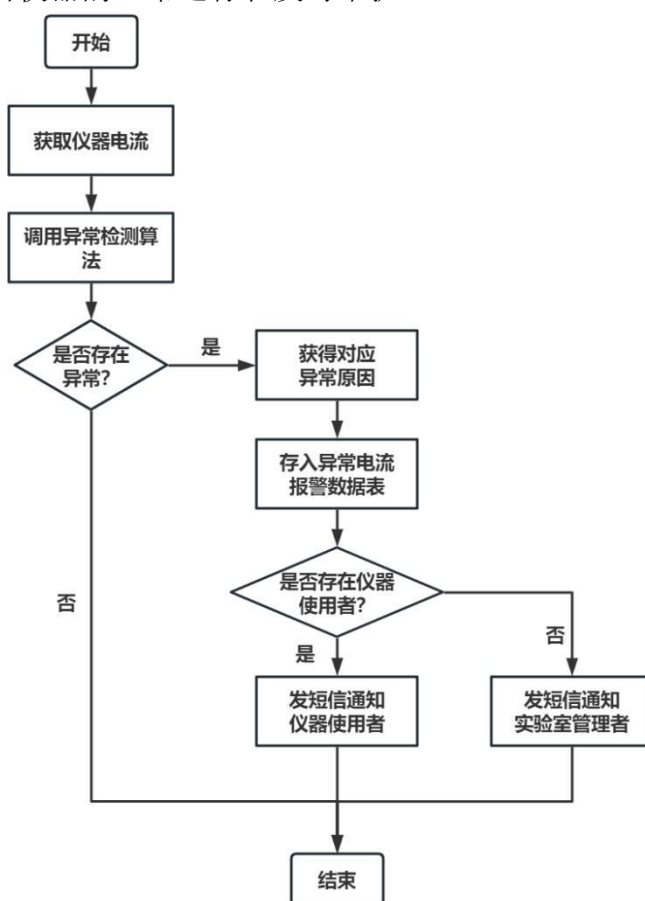


图 2.17 算法检测异常电流流程图

此外该模块还支持数据标签的功能，当用户在查看电流数据或者使用仪器时发现异常情况，他们可以通过 Web 界面进行数据标签。用户可以选择特定的电流数据点，并手动标注异常电流以及对应的异常原因。

(4) 报警推送模块

报警推送模块用来向仪器使用者推送仪器的异常信息。如表 2.19 所示，推送的异常包括故障异常、连续未开机异常、使用率低异常、检测仪异常、使用异常以及不规范操作流程异常。一旦平台检测到需要推送的异常，系统会通过对象存储服务（Object Storage Service, OSS）短信推送或 Web 端展示的方式，将异常信息推送给该科研仪器的使用者。本平台使用的 OSS 服务为阿里云 OSS 服务。

表 2.19 平台推送的异常数据表

异常名称	异常原因	通知方式
故障异常	算法模块检测到故障电流	短信通知
连续未开机异常	仪器连续一个月以上没有开机	Web 端展示
使用率低异常	仪器的年使用率小于设定阈值	Web 端展示
检测仪异常	采集数据频繁丢失	短信通知
使用异常	检测仪未接对应仪器	通知运维人员
不规范操作流程异常	算法模块检测到不规范操作流程电流	Web 端展示

(5) 统计模块

统计模块用于对系统内仪器的数据进行统计分析，可以让使用者更清晰地了解每台仪器每天的运行状态。如表 2.20 所示，主要包含使用率统计、开机统计、异常率统计、能耗统计、机时统计等功能。

表 2.20 平台统计数据表

统计名称	统计作用
使用率统计	按照单位/使用者/仪器类型统计使用率
开机统计	统计各台仪器每天是否开机
异常率统计	按照单位/使用者/仪器类型统计仪器的异常率
能耗统计	按年/月/天统计单台仪器的能耗使用情况
机时统计	统计每台仪器每天的运行情况

其中开机统计是按月统计科研仪器每天的开机情况，使用了 BitMap 存储。如图 2.18 所示，把当月的每一天对应数字上的比特位，当天未开机则对应比特位上为 0，当天开机则对应比特位上为 1。通过这种方式，用极小的空间实现了大量数据的表示。

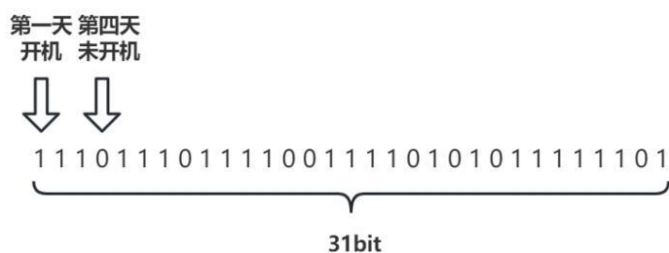


图 2.18 BitMap 存储结构图

(6) 检测仪安装解绑模块

检测仪安装解绑模块用来安装新的检测仪和解绑老的检测仪。如图所示，主要包含检测仪安装、检测仪解绑、历史绑定信息查询以及检测仪数据迁移等功能。

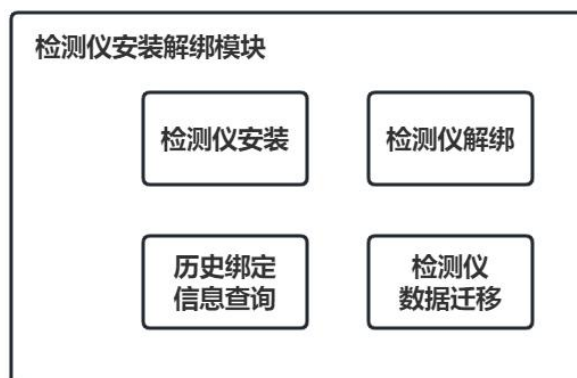


图 2.19 检测仪安装解绑模块基本功能图

2.4.2 服务通信模块

本平台服务间通信采用了三种方式，分别为 HTTP 调用、RPC 调用和 MQ 调用。如表 2.21 所示，基于 HTTP 协议的网络调用方式被称为 HTTP 调用，其显著特点在于其设计简单、使用灵活，支持多种编程语言和框架进行开发。HTTP 调用采用标准的请求-响应模式，即客户端向服务器发送 HTTP 请求，服务器端返回对应的 HTTP 响应。它适用于传输小量数据，常用于 Web 应用的前后端通信。HTTP 调用的缺点是性能相对较低，因为每次调用都需要建立和关闭连接。

RPC 调用是一种远程过程调用的方式，用于不同进程或不同机器之间的通信。它的特点是高效、低延迟，适用于大规模分布式系统。RPC 调用通过序列化和反序列化数据，将本地方法调用转化为远程方法调用。RPC 调用可以使用各种传输协议，如 gRPC、Thrift 等。RPC 调用的缺点是实现复杂，需要定义接口和协议，并且对网络环境要求较高。

MQ 调用是一种消息队列调用方式，用于解耦发送者和接收者之间的通信。它的特点是可靠、异步处理，适用于大规模分布式系统和高并发场景。发送者将请求发送到消息队列中，接收者从队列中拉取请求进行消费。MQ 调用的缺点是实时性较差，因为消息需要在队列中等待被处理。

表 2.21 服务间通信方式特点表

调用方式	通信方式	协议	实时性	可靠性	调用复杂度	适用场景
HTTP 调用	请求响应的无状态通信	HTTP 协议	较差	较差	简单	Web 服务调用及客户端-服务器通信
RPC 调用	直接调用服务的过程调用	gRPC、Thrift 等	较好	较好	复杂	微服务架构及内部服务调用
MQ 调用	通过消息队列进行异步通信	AMQP、MQTT 等	较差	较好	复杂	异步通信及流量削峰

本设计多服务间的具体调用方式如图 2.20 所示，定时任务模块会频繁调用算法模块进行算法检测以及频繁调用报警推送模块进行大量的短信发送，这两个场景非常适合使用 MQ 调用通信。定时任务通过将需要处理的任务放入消息队列中，算法模块和报警推送模块则可以异步地从消息队列中获取任务并进行处理，这样能够有效地减轻系统负载，实现解耦和流量控制，同时提高系统的响应速度和可扩展性。另外，由于涉及到跨语言的通信，应用模块调用算法模块以及算法模块调用数据处理模块的场景采用了简单的 HTTP 调用。此外，其余微服务之间的通信均采用 RPC 调用。

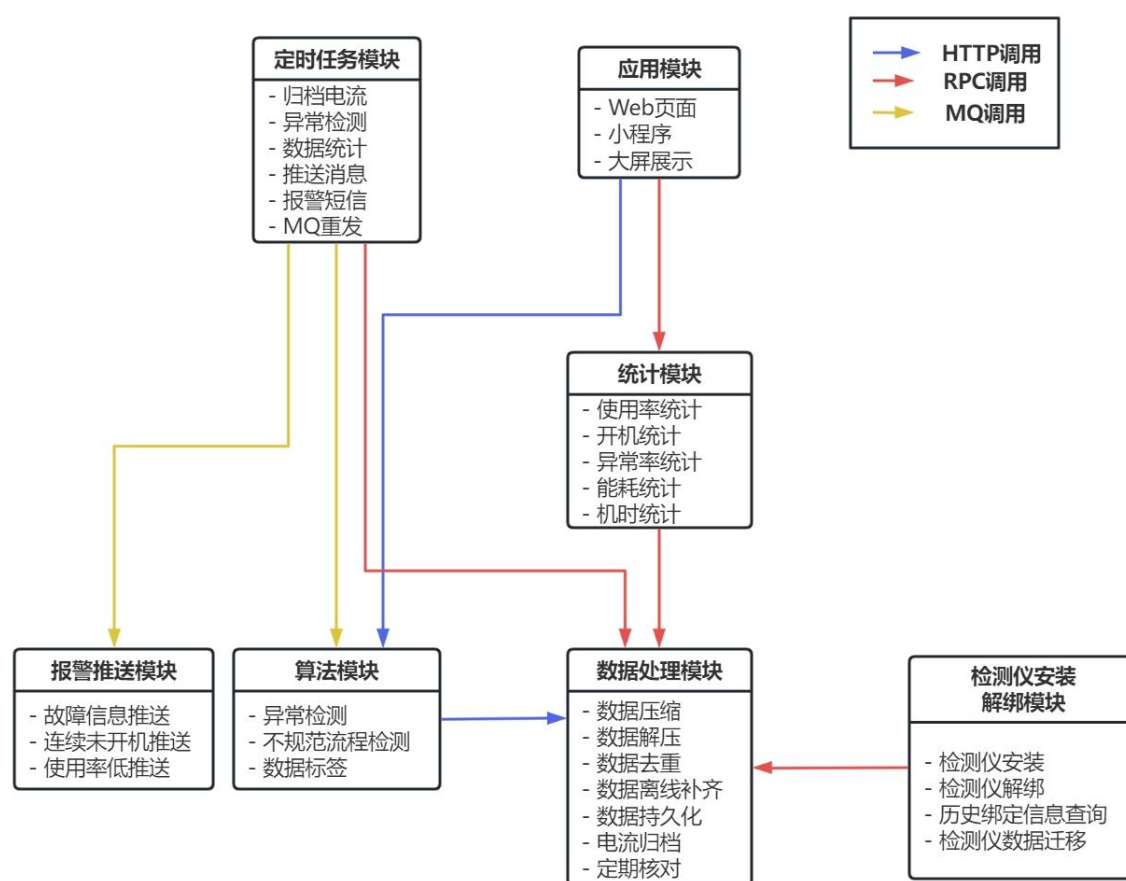


图 2.20 多服务间具体通信调用方式图

2.5 展示层实现

2.5.1 平台站点

通过平台站点，用户可查看科研仪器的基本信息。同时平台支持按天查询仪器的历史电流信息以及相关统计信息，以折线图形式展示电流变化趋势，帮助用户深入了解仪器的使用状况。另外，平台还提供了仪器与实验室以及使用人员之间的绑定功能，用户可以将仪器与对应的实验室和使用人员进行关联，以实现更有效的仪器和人员管理。

请输入仪器名称

请输入查询最小仪器价值 (万元)

请输入查询最大仪器价值 (万元)

搜索

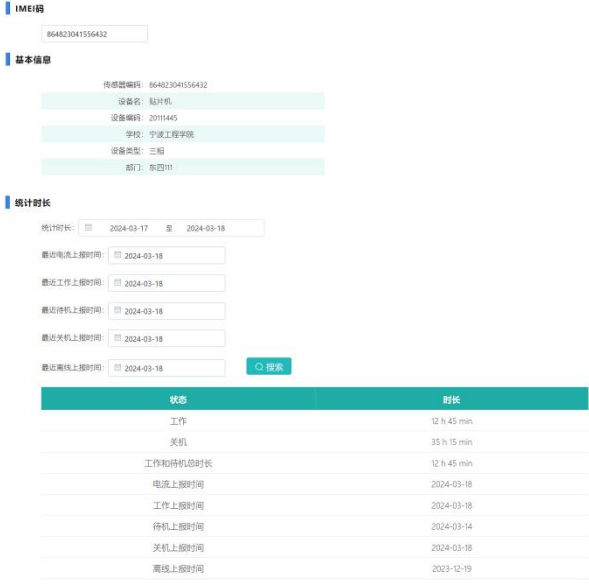
序号	仪器名称	传感器编码	单位名称	在线状态	运行状态	近一个月有效机时	近一个月总机时
1	平行生物反应器	866497066699423	浙江工业大学	在线	关机	12.00	12.13
2	代谢检测与计算分析高级发酵罐	869858033729246	浙江工业大学	在线	待机	34.83	739.25
3	安捷伦7890B气相色谱仪	869858033727356	浙江工业大学	在线	关机	0.00	0.00
4	高效液相色谱仪	869858033748303	浙江工业大学	在线	关机	0.00	344.32
5	多铁材料磁电效应测量系统	866497066687683	浙江工业大学	离线	离线	0.00	0.00
6	智能微电网实验系统	869858033743767	浙江工业大学	离线	离线	0.00	0.00
7	钨灯丝扫描电子显微镜	869858033738106	浙江工业大学	在线	工作	114.33	687.40
8	气相色谱质谱联用仪	866497062501953	浙江工业大学	在线	工作	509.92	744.00
9	三维激光扫描仪	869858033736001	浙江工业大学	离线	离线	0.62	1.32

共 12009 条123456...1201>

(a) 科研仪器基本信息列表图



(b) 科研仪器电流信息图



(c) 科研仪器统计信息图

图 2.21 数据可视化功能图

平台还支持手动标注异常电流数据集。用户发现异常电流后，可选择时间段，截取电流区间，并标注异常原因，上报异常电流信息，为后续算法训练提供数据。



(a) 新增异常数据集



(b) 异常标签展示

图 2.22 异常标注功能图

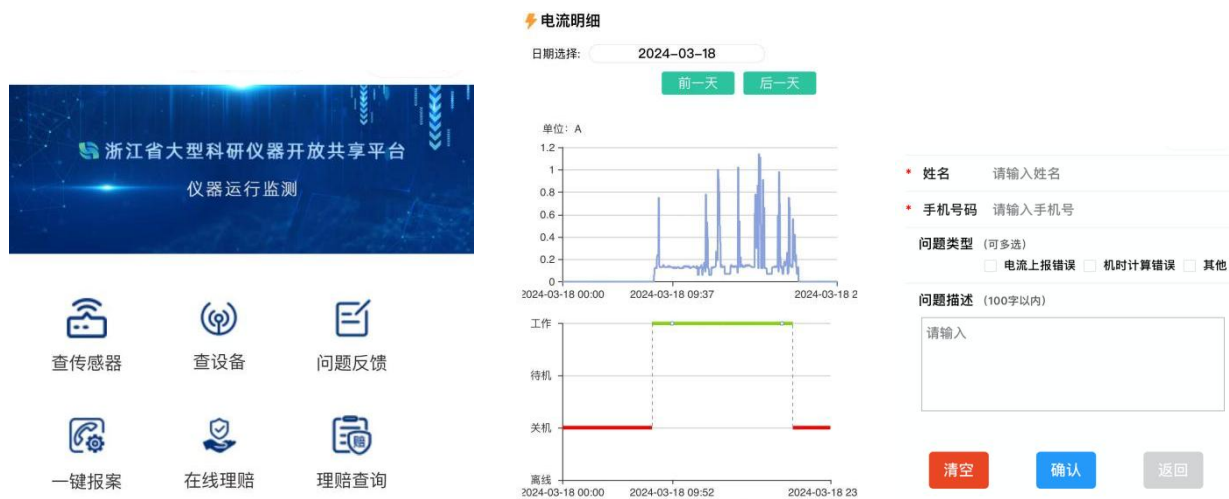
2.5.2 小程序

小程序分为安装运维和运行监控两个小程序。安装运维小程序基本界面如图 2.23 所示，检测仪安装模块用来给检测仪安装人员进行安装所需操作。安装人员可以通过安装界面对仪器进行绑定。检测仪巡检模块用来给检测仪运维人员进行定期巡检。运维人员定期需要对仪器进行巡检，检测检测仪以及科研仪器是否出现故障，确保科研仪器以及检测仪正常运转。如果安装人员巡检过程中发现仪器检测仪出现故障，可以通过巡检界面对检测仪进行故障上报。



图 2.23 安装运维小程序图

运行监控小程序基本界面如图 2.24 所示。仪器使用者可以查看仪器的运行电流数据，了解仪器的运行状态。如果仪器使用者在使用过程中遇到传感器故障或异常电流等问题，用户可以通过该模块进行问题上报。一旦问题上报后，后台运维人员将能够及时记录并联系仪器使用者进行处理。



(a) 小程序主界面

(b) 运行数据

(c) 问题反馈

图 2.24 运行监测小程序图

2.5.3 大屏展示

大屏展示分为四个功能，分别是安装总览、安装进度、运行统计和预警管理。

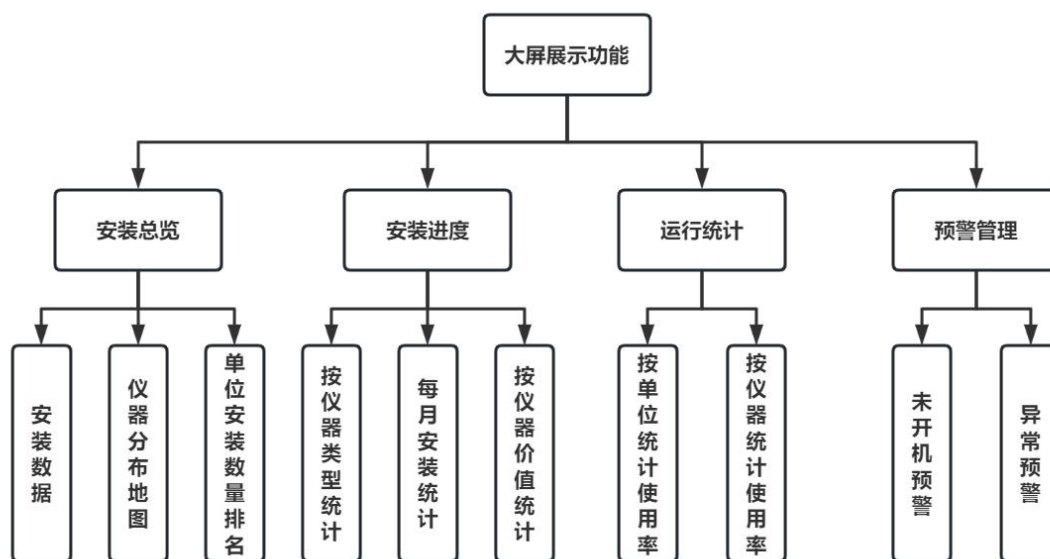


图 2.25 大屏展示功能结构图

(1) 安装总览

安装总览模块用来统计和展示电流检测仪的安装情况。在安装数据板块，用户可以查看安装的总体情况。此外，仪器分布地图板块是一个交互式地图界面，通过地图上的标记点，用户可以查看安装地区的分布情况。另外，安装单位数量排行榜板块提供了一个检测仪安装数量排名的单位列表。



图 2.26 安装总览页面展示图

(2) 安装进度

安装进度模块用来统计每月电流检测仪的安装数量。在每月安装数量及总累计安装数量统计板块，可以清晰地看到每个月电流检测仪的安装数量、解绑数量、回收数量以及累计安装数量。

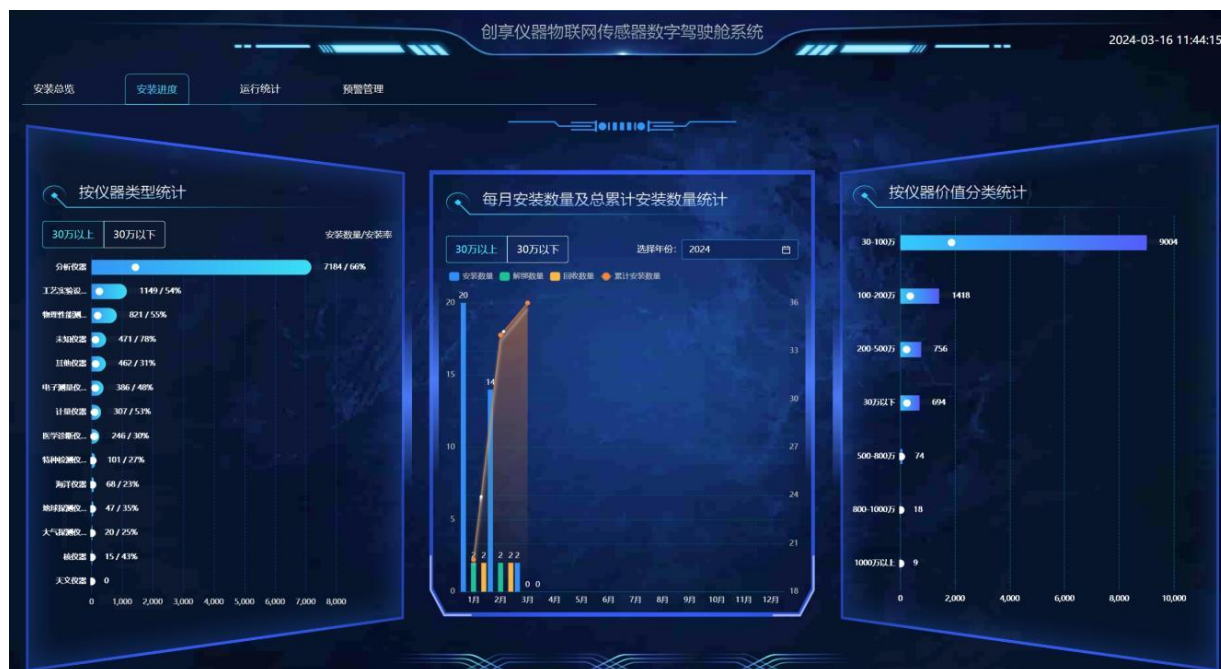


图 2.27 安装进度页面展示图

(3) 运行统计

运行统计板块用来统计科研仪器的使用情况。在这个页面可以按照单位/仪器分类来统计仪器安装数量、检测仪安装率及仪器的年平均使用率。



图 2.28 运行统计页面展示图

(4) 预警管理

预警管理模块用于统计长期未开机的科研仪器以及存在异常情况的科研仪器。



图 2.29 预警管理页面展示图

2.6 本文小结

本文详细阐述了科研仪器运行异常远程监测平台的设计与实现过程。首先，针对目前科研仪器运行异常监测存在的问题进行了需求分析，提出了平台的总体框架。在该总体框架中，采集层采用非侵入式电流检测仪来采集科研仪器的运行电流，并将数据上报至物联网平台。数据层则根据存储数据的特性采用了 MySQL、MongoDB、Redis 及 ElasticSearch 四种数据库。服务层基于 JAVA 和 Python 语言开发，按照分布式原则对不同业务进行拆分，

结合主流中间件 RabbitMQ、Docker 等开发具体业务。网关层使用了 APIGateway 来实现不同微服务之间的调用。最后，展示层通过网页端、小程序端和大屏展示为载体，进行数据展示与用户交互。

第3章 基于对抗网络的科研仪器异常电流检测

在第二章的科研仪器运行异常远程监测平台中，已经成功实现了远程监测的基本功能。与此同时，在平台长期运行的过程中，采集到了大量科研仪器的运行电流数据，为后续的分析提供了基本条件。

因此，本章在介绍科研仪器异常电流检测的业务逻辑和技术选型的基础上，通过对典型正常电流数据集和异常电流数据集进行分析，展开了对科研仪器运行电流的异常检测相关技术的研究，并提出了一种基于双向 GAN 的异常电流检测模型，结合生成器的电流序列重构误差和判别器的输出结果，通过计算多个异常指标并进行融合，实现了对异常电流的有效检测。基于本章模型，能够较为准确地检测异常电流，及时发现科研仪器可能存在的异常情况。

3.1 业务分析及模型选型

科研仪器的异常电流检测基于科研仪器的运行电流数据，需要从大量电流数据中检测出异常电流，整体业务逻辑如图 3.1 所示，分为模型训练和在线检测两部分。其中，模型训练部分是通过正常运行电流数据集进行模型训练。在线检测部分根据待测电流输入模型得到的异常分数判断该电流是否为异常电流。

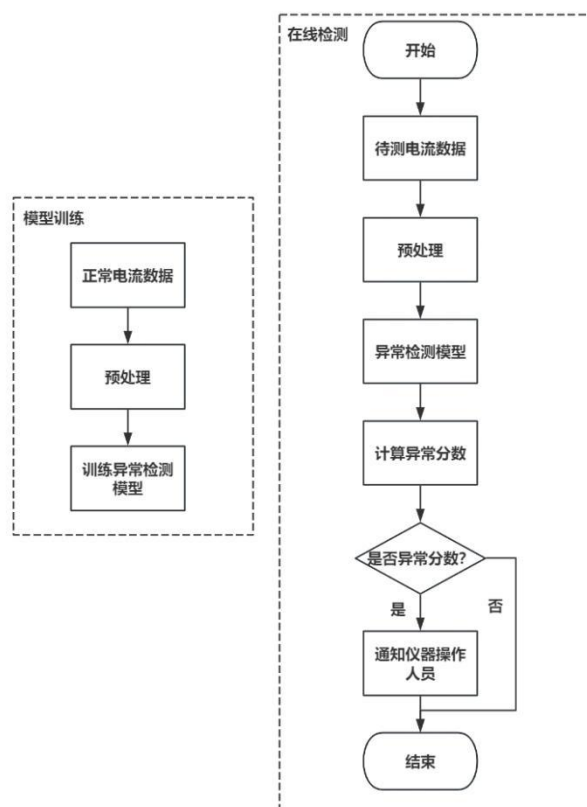


图 3.1 异常电流检测业务流程图

针对科研仪器异常检测业务场景中仪器数量增多所导致的模型训练成本问题，如仅仅以单台仪器进行模型训练和检测的成本相对较高，且无法保证模型具有良好的泛化能力。考虑到同一类仪器之间具有相似的运行流程以及内部结构组成，其正常运行电流也呈现出一定的趋势相似性，因此本文的研究思路是对一类仪器进行模型训练。本文具体以电子显微镜类仪器为例，这类仪器在运行过程中有较为相似的运行特点，通过训练一个模型来涵盖这类仪器的异常电流检测。

基于时间序列进行异常检测常见的方法主要包括基于统计的方法、基于聚类的方法、基于预测模型的方法以及基于生成模型的方法。然而，在这些方法中，基于统计的方法和基于聚类的方法存在一些明显的缺陷，不适合用于解决此问题。同时，科研仪器监测处于起步阶段，当前平台中大部分数据都是正常电流数据，而异常电流主要通过小程序由仪器使用者或运维人员反馈记录，数据较少。鉴于这种正常电流样本和异常电流样本数量不平衡并且异常电流的出现不具备规律性的情况，基于预测模型的方法多数情况下难以达到预期的效果。而 GAN 作为一种生成模型，在数据生成领域尤其是图像生成领域展现了其应用潜力。从理论角度看，GAN 亦适用于进行异常检测。在这一场景下，正常与异常样本之间的数据分布特性表现出一定差异性。通过 GAN 的对抗性训练机制，能够实现对正常数据样本的有效建模，并据此形成异常检测的评分标准，以识别异常样本。文献^[48]以 LSTM 作为基础，在 GAN 架构中捕捉时间序列分布的时间相关性，采用名为 DR-score 的异常评分机制进行异常检测。赵颀等^[49]提出一种基于无监督学习的异常检测方法，采用 PCA 进行数据降维和 LSTM-GAN 模型对时序数据检测，得到的异常损失定义异常点，在加油数据集和公开数据集上实验验证了该方法的有效性。这两种方法都实现了对正负样本不平衡的情况下的异常检测。

GAN 中生成器的选择方面，LSTM 由于其特殊的门控结构，被广泛认为是一种有效处理含有时序依赖和非结构化数据序列的深度学习模型。LSTM 通过一系列的门控单元，如输入门、遗忘门和输出门，能够有效捕获数据序列中的长期依赖关系，从而克服了传统循环神经网络（Recurrent Neural Net work, RNN）在处理长序列时的梯度消失和梯度爆炸问题。这种门控结构允许 LSTM 网络在学习过程中选择性地记忆和遗忘信息，从而更有效地处理时间序列数据^[50]。

在这个思路下，本文基于 GAN 和 LSTM，结合电流数据进行科研仪器异常电流检测，采用双向 GAN 结构对 GAN 进行优化，使用 CNN 加强时序特征的提取。本文基于对抗学习，结合 GAN 中生成器的电流序列重构误差以及 GAN 中判别器的输出结果作为异常识别依据，进行多个异常指标的计算及融合。通过设定合理的异常阈值，实现对电流异常状态的有效检测。

3.2 典型电流分析

3.2.1 电子显微镜类仪器

电子显微镜与光学显微镜共性显著，两者皆适用于样品成像，以获得样品结构的相关信息，不同之处在于电子显微镜获取样本信息时使用聚焦的电子束而非光线。电子束产生的源头为电子源，并沿正电势方向加速至样品表面，通过金属孔和磁透镜的限制及调节，以得到单色且聚焦的电子束。电子束中的电子与样品的原子相互作用，这些相互作用和影响被检测并转换成图像。如图 3.2 所示，电子显微镜主要由四大系统组成，即电子光学系统、信号探测处理和显示系统、样品室以及真空系统^[51]。

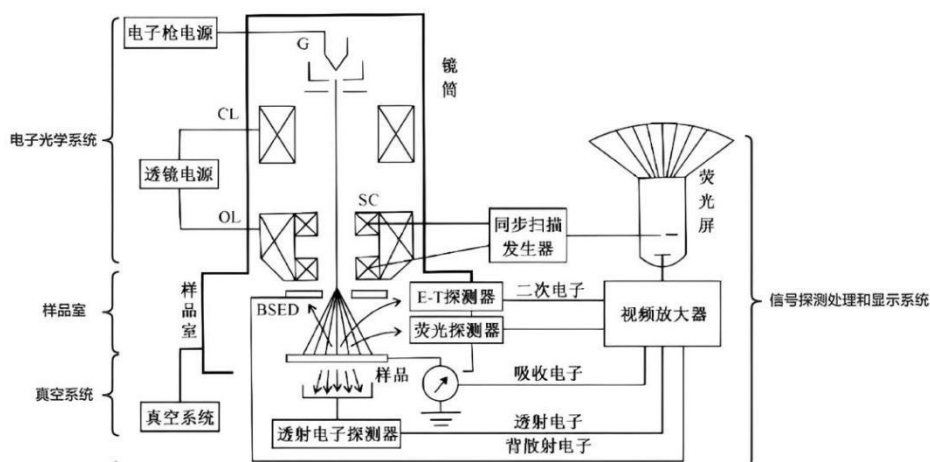


图 3.2 电子显微镜内部结构图^[52]

其中三个重要的系统是电子光学系统、信号探测处理和显示系统以及真空系统。

（1）电子光学系统。电子光学系统旨在生成具有能量分布极窄的和电子能量确定的高品质电子束以便用于成像扫描，主要分为电子枪、电磁透镜、扫描线圈和样品室等四个部分。其中，电子枪可产生所需的电子束；电磁透镜用于将电子枪产生的电子束进行聚焦和成束；扫描线圈用于使电子束偏转，并在样品表面作有规则地扫动。

（2）真空系统。真空系统主要分为真空泵和真空柱两个部分。其中，真空柱为一封闭式柱状容器；真空泵用于在真空柱内建立起真空环境。电子显微镜需要真空环境的原因是因为在电子束系统中的灯丝会在普通大气中迅速发生氧化并导致失效。为避免这种情况发生，有必要对系统进行真空处理。

（3）信号探测处理和显示系统。当电子束经由电磁透镜的聚焦后作用于目标样本表面，将会激发出多种类型的信号，包括但不限于二次电子、背散射电子等。为了精准捕获信号所含信息，通常需借助于特定探测器进行信号的有效区分，这些探测器涵盖二次电子探测器、X 射线能谱分析仪等。^[53]

电子显微镜类仪器的运行主要包括仪器预热、电子束的产生与控制、样品准备与装载、电子与样品的相互作用、图像生成以及图像处理分析。电子显微镜作为高精密仪器，使用者在使用过程中大体上遵循一套固定的操作流程，因此检测仪采集到的电流信号通常表现

出一定的相似趋势。通过对平台内绑定的 190 台电子显微镜的电流进行排查和比对，发现大多数电子显微镜类仪器的电流确实呈现出相似的特征，这也为本文使用 GAN 对正常样本进行建模提供数据基础。

3.2.2 正常电流数据集

正常运行电流的数据来源于数据库内电子显微镜的运行电流，并且保证运行电流数据不存在于数据库中已记录的异常电流中。这些电流数据会提交给后台技术人员进行核对筛选，确保运行电流波形相对完整，并且不包含明显的异常情况。这些电流即为正常电流，典型电流如图 3.3 所示，电子显微镜的电流会在工作电流附近波动，并伴随着短暂的突起。

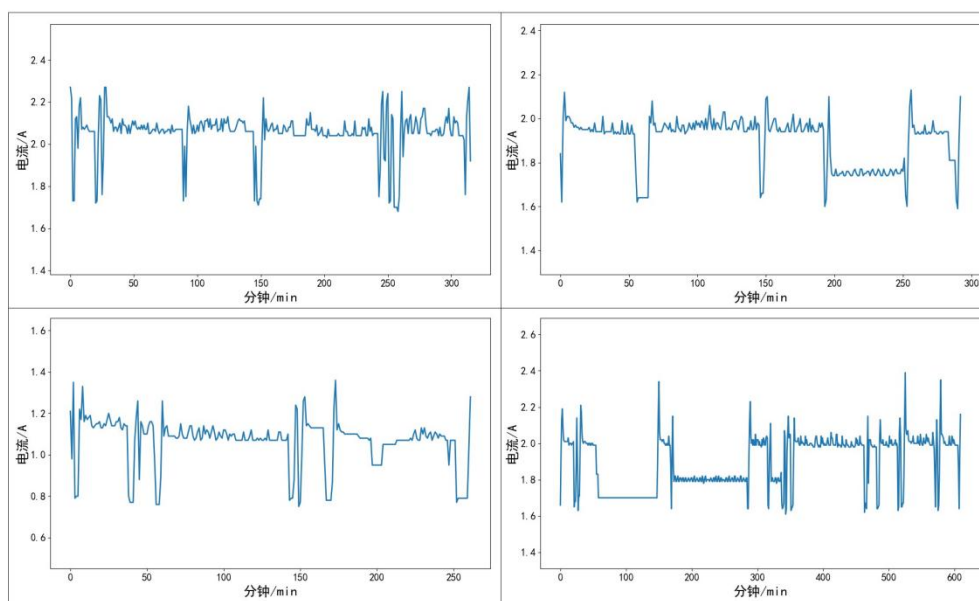


图 3.3 电子显微镜正常运行电流图

3.2.3 异常电流数据集

异常电流数据集在测试异常检测算法性能时起着至关重要的作用。异常电流指的是电流序列受设备故障或环境因素影响，而呈现出随机性、波动性及突变性等特征^[54]。如图 3.4 所示，目前异常电流主要通过小程序由仪器使用者或运维人员反馈记录，平台内已经有了一些记录。

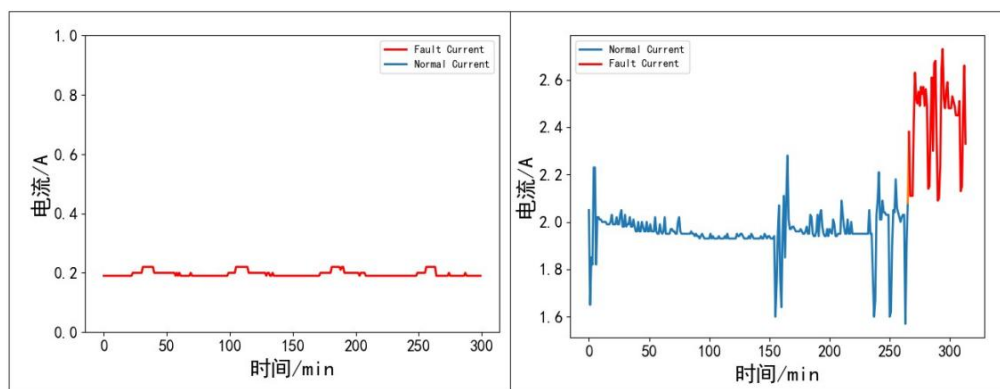


图 3.4 电子显微镜异常运行电流图

另外为了充分模拟其它异常情况，验证模型的泛化性，使用 agots^[55]充分地模拟各种异常电流情况。agots 是一种专门用于生成异常时间序列的工具，可以用来生成突刺、趋势、飘逸、方差等特殊情况，生成的典型电流如图 3.5 所示。

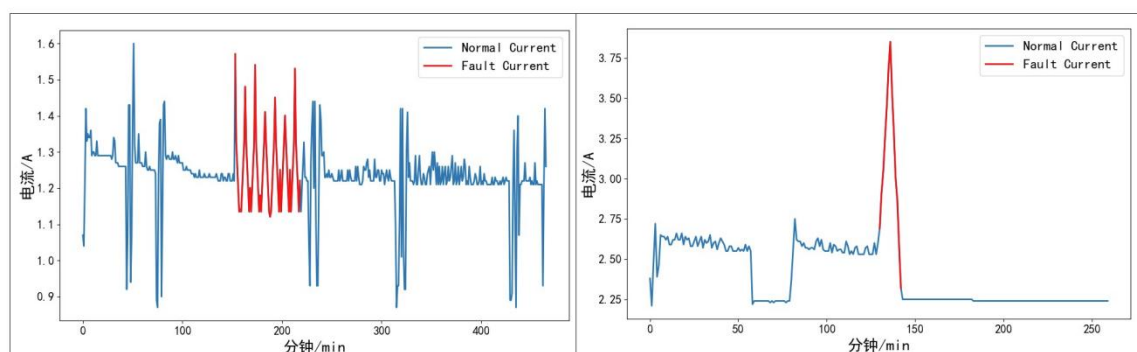


图 3.5 agots 生成的电子显微镜异常电流图

如图 3.6 所示，所有生成的异常电流会被嵌入到正常电流中，并通过人工核对之后合并成异常电流数据集。

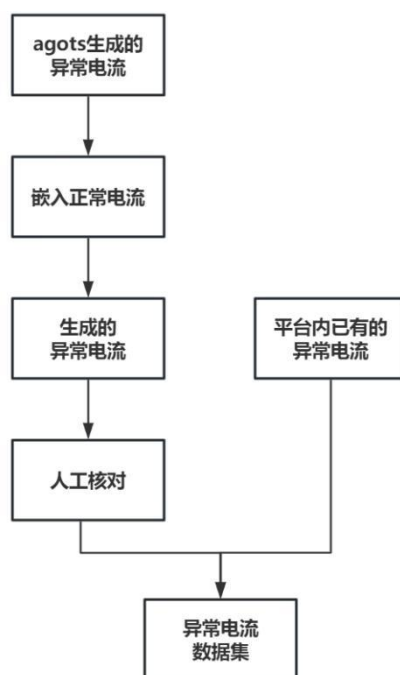


图 3.6 异常电流数据集生成步骤图

3.2.4 数据集处理

数据集处理具体步骤如下：

(1) 数据核对。核对所有电子显微镜运行电流数据、已记录的异常电流以及构造的异常电流数据，筛除存在长时间离线或关机状态的数据信息。

(2) 数据标注。正常电流核对后可进行自动标注，异常电流根据小程序所反馈的情况或构造数据的情况通过平台的数据标签界面进行手动标注，其中标签如表 3.1 所示，分

为正常和异常两个类别。

表 3.1 电子显微镜电流状态类别标签

类别	映射数值
正常	0
异常	1

(3) 数据归一化。所有数据映射到区间[0,1]之间，如式 3.1 所示，其中 x_{min} 、 x_{max} 分别表示电流值 x 中的最小值和最大值。

$$x^* = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.1)$$

(4) 数据集仪器选择。为更好地管理所选择的数据集，需要先选择该数据集所覆盖的仪器标签集。在此基础上，每个仪器可以被分为异常电流的标签集和正常电流的标签集，以实现更加精细的分类管理。

(5) 训练集、测试集的划分。将 70%的正常电流数据作为训练集，另外 30%的正常电流数据和异常电流数据合并作为测试集。对训练集和测试集进行数据随机重排以保证训练过程的稳定性以及防止出现过拟合问题。

(6) 数据集子区间划分。以特定时间点向前 50 分钟所覆盖的电流数据区间，作为该时刻特征集合的构成，进而构建出数据集子区间。

3.3 模型结构

3.3.1 GAN

GAN^[56]自 2014 年提出以来，已经成为目前最热门的深度生成模型。GAN 模型包含了生成器 G (Generator) 和判别器 D (Discriminator) 两个对抗网络，其中生成器 G 负责数据生成，而判别器 D 则负责判别数据真假。图 3.7 展示了 GAN 模型的整体网络结构，其中生成器的输入为服从标准正态分布的随机噪声 $z \sim P_Z$ ，通过生成器实现从潜在空间到数据空间的映射，并输出合成样本 $G(z)$ 。判别器的输入为生成器生成的虚假样本 $G(z)$ 和从真实样本集中随机抽样得到的真实样本 x 。判别器是一个二分类器，它的输出结果是介于 0 到 1 之间的概率值，表示判别器认为输入数据为真实样本的概率。

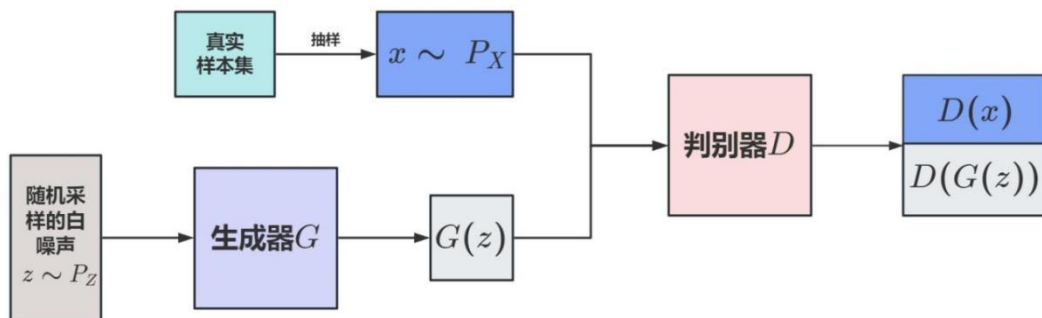


图 3.7 GAN 模型结构图

(1) 判别器训练

如图 3.8 所示，在判别器的训练过程中，需要对生成器的相关参数进行初始化及固定，利用初始生成器生成一批生成样本并从真实样本集中抽取一批真实样本，将这两批样本同时用于对判别器进行训练。训练的目标是使判别器能够有效地区分真实样本和生成样本之间的差异。当判别器的输出接近 1 时，表示判别器认为这些样本是真实的；而当输出接近 0 时，表示判别器认为这些样本是生成的。通过不断迭代训练，判别器会学习到真实样本和生成样本之间的差异，并提高对于真实样本和生成样本的判别能力。

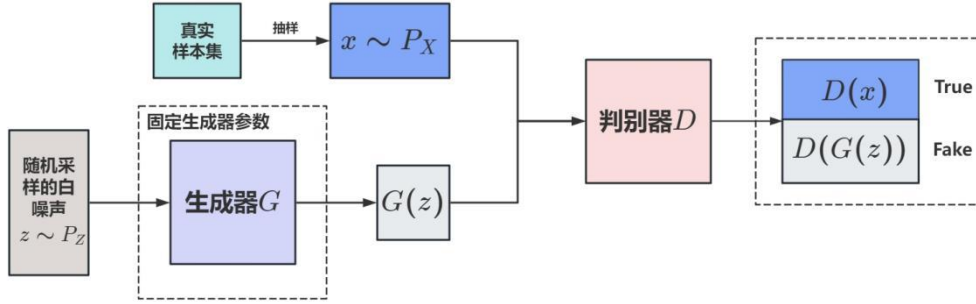


图 3.8 GAN 判别器训练图

判别器的损失函数如式 3.2 所示。其中 $x \sim P_X$ 表示从真实样本集中抽样的样本 x ， $z \sim P_Z$ 表示服从标准正态分布的随机采样的白噪声， $D(x)$ 表示真实样本传入判别器后的输出值， $D(G(z))$ 表示生成样本传入判别器后的输出值。判别器 D 需要通过训练最大化 $D(x)$ 数值的同时最小化 $D(G(z))$ 的数值。

$$L_D = -E_{x \sim P_X}[\log D(x)] - E_{z \sim P_Z}[\log(1 - D(G(z)))] \quad (3.2)$$

(2) 生成器训练

如图 3.9 所示，在生成器的训练过程中，判别器的相关参数需要固定。生成器为了生成逼真的样本，需要依赖判别器的反馈进行训练。当判别器接收到生成器生成的样本后，会给生成器反馈一个介于 0 至 1 之间的分数值。这个分数值表示了判别器判定这个生成的样本是真实样本的可能性。训练过程中，通过不断调整生成器的参数，使判别器对于生成器生成的样本的分数值越来越高，即生成器所生成的样本在判别器的评价下越来越接近真实样本，让判别器越来越难以分辨生成器生成的样本是否是生成的。

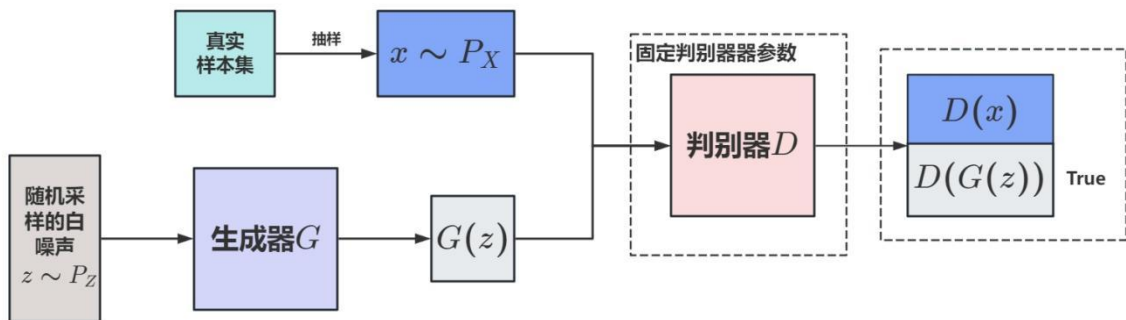


图 3.9 GAN 生成器训练图

生成器的损失函数如式 3.3 所示，其中 $D(G(z))$ 表示生成数据传入判别器后的输出值。生成器 G 通过训练最大化 $D(G(z))$ 的数值，从而使整个公式的结果最小化。

$$L_G = E_{z \sim P_z} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (3.3)$$

基于上述的网络结构，使用大量的正常运行电流样本作为真实样本去训练 GAN 网络，训练完成后得到的判别器 D 就可以应用于异常电流检测。

3.3.2 双向 GAN 优化

基于 GAN 的异常检测方法还存在进一步完善之处，其中模型梯度消失与模式坍塌现象普遍存在，会对检测精度造成负面影响。针对上述问题，本文深入探讨了一种改进型的 GAN 异常检测技术，并就生成对抗网络面临的局限性进行了优化。

循环一致性生成对抗网络（CycleGAN）^[57] 是一种普遍用于图像转换的深度学习模型，其结构如图 3.10 所示，由两个生成器和两个判别器组成。本文将这一结构应用在电流序列上，将其中的两个生成器 $\mathcal{E}$ 和 G 视为双向的自编码器，通过对自编码器生成结果与原始电流序列重构误差的计算分析，进而推断样本为异常电流的可能性。

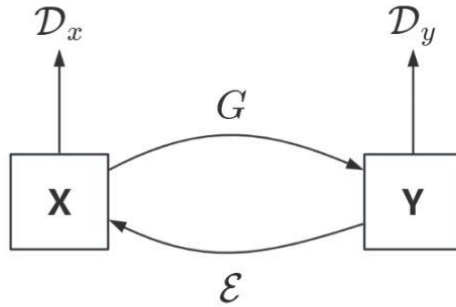


图 3.10 CycleGAN 结构图

基于重构误差的异常检测方法的核心原理是，如图 3.11 所示，构建一个自编码模型，即生成器 $\mathcal{E}: X \rightarrow Z$ 和生成器 $G: Z \rightarrow X$ 。其中 X 为输入数据域，即真实样本 $x_i^{1 \cdots l} \in X$ ，其中 $x_i^{1 \cdots l}$ 为从 i 时刻起始并包括其之后的 l 个时刻所组成的一段连续时间序列。 Z 为隐向量空间，采样符合标准正态分布的随机向量 z 作为白噪声，即 $z \sim P_z = N(0,1)$ 。在编码-解码的自编码器结构中，输入样本 x 通过编码器 $\mathcal{E}$ 的压缩编码过程被转换成了对应的隐向量 z ，而后隐向量 z 通过生成器 G 的解码过程得到重构样本 $G(\mathcal{E}(x))$ 。在此基础上，通过反向传播方法来更新网络参数，以使得输入样本 x 及其对应的重构样本的差距最小化，如式 3.4 所示。

$$x \rightarrow \mathcal{E}(x) \rightarrow G(\mathcal{E}(x)) \approx x \quad (3.4)$$

两个生成器对应的判别器分别为 D_x 和 D_z ，判别器 D_x 的作用在于鉴别来自 X 的真实数据样本和由生成器 G 生成的虚假数据样本 $G(z)$ 之间的差异。生成器 G 通过生成高度逼真的数据样本以欺骗判别器 D_x ，从而实现对抗的平衡。而判别器 D_z 的作用在于评价生成器 $\mathcal{E}$ 在隐空间映射转换过程中的生成能力。

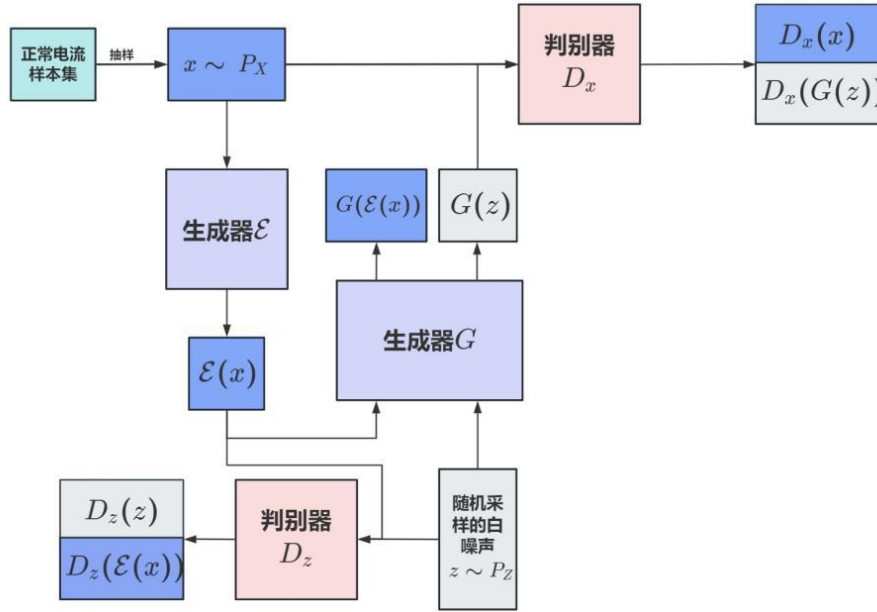


图 3.11 优化 GAN 结构图

GAN 模型在训练过程中，面临梯度消失与模式坍塌的问题。具体而言，当判别器逐渐趋近于最优时，生成器的学习将受限，由于判别器无法提供有效信息使得生成器进一步优化，从而导致生成器出现梯度消失现象^[58]。另外，当判别器表现一般的情况下，生成器倾向于生成重复、缺乏多样性的样本，从而导致生成器出现模式坍塌的现象。合理配置判别器参数并适度训练是获得理想模型的关键。尽管如此，随着训练时间延长，后期参数更新难以控制。为了解决这些问题，本文采用了 Wasserstein 损失进行优化，将 Wasserstein 损失应用于 GAN 的对抗损失，借助 Wasserstein-1 距离来训练判别器，并确保判别器满足某些 Lipschitz 连续性条件。

因此，真实样本 x 和生成样本 $G(z)$ 的生成对抗目标函数如式 3.5-3.6，其中， P_X 为 X 的分布， $D_x \in \mathbb{D}_X$ 为 1-Lipschitz 连续函数的集合。

$$\min_G \max_{D_x \in \mathbb{D}_X} V_x(D_x, G) \quad (3.5)$$

$$V_x(D_x, G) = E_{x \sim P_X}[D_x(x)] - E_{z \sim P_Z}[D_x(G(z))] \quad (3.6)$$

Lipschitz 连续性对函数的局部变化速率施加限制，进而制约了函数在输入域中的平滑性。在 GAN 中，利用 Lipschitz 连续性约束判别器函数的上限，以维持函数的平滑性。当采取梯度下降策略进行模型参数更新时，Lipschitz 连续性可以确保权重调整的幅度得以控制在合理范围内，从而有助于防止梯度爆炸现象的发生，并使模型训练过程变得更为平稳。同时，本文在训练过程中以引入文献^[59]提出的梯度惩罚项的方式，确保 1-Lipschitz 约束得到满足，惩罚梯度非 1 的情况。

采用以上方法，同理可得隐向量空间 Z 的生成器 $\mathcal{E}$ 与其判别器 D_z 的对抗目标函数如式 3.7-3.8 所示。

$$\min_{\mathcal{E}} \max_{D_z \in \mathbb{D}_Z} V_z(D_z, \mathcal{E}) \quad (3.7)$$

$$V_z(D_z, \mathcal{E}) = E_{z \sim P_Z}[D_z(z)] - E_{x \sim P_X}[D_z(\mathcal{E}(x))] \quad (3.8)$$

训练 $\mathcal{E}$ 和 G 组成的生成网络时需要最小化真实样本 x 与重构得到的样本 $G(\mathcal{E}(x))$ 的 L2 范数，对抗目标函数如式 3.9 所示。

$$V_{rec}(\mathcal{E}, G) = E_{x \sim P_X}[\|x - G(\mathcal{E}(x))\|_2] \quad (3.9)$$

结合以上三种损失，得到最终的目标函数如式 3.10 所示。

$$\min_{\mathcal{E}, G} \max_{\{D_x \in \mathbb{D}_X, D_z \in \mathbb{D}_Z\}} V_x(D_x, G) + V_z(D_z, \mathcal{E}) + V_{rec}(\mathcal{E}, G) \quad (3.10)$$

3.3.3 基本单元

3.3.3.1 LSTM

本文所研究的电流数据是时序数据，因此本文选择了 LSTM 作为优化 GAN 中生成器和判别器的基本单元。相对于 RNN，LSTM 在处理时序或序列数据时表现更优秀，能够有效地解决长时间训练中可能出现的梯度消失和梯度爆炸等问题。LSTM 的独特之处在于它由三个门结构（遗忘门、输入门和输出门）以及一个用于存储记忆的状态模块组成，LSTM 的基本结构如图 3.12 所示。

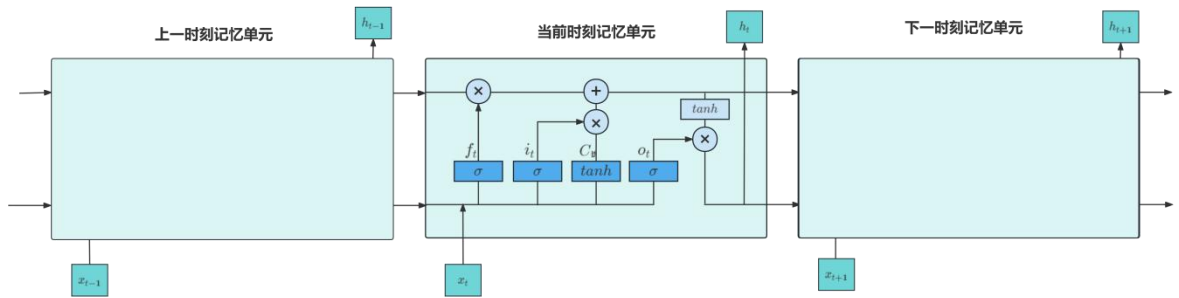


图 3.12 LSTM 结构图

(1) 遗忘门决定遗忘哪些信息，它的作用就是确定数据中有哪些信息需要清除。其结构和计算如图 3.13 所示，式 3.11 所示，遗忘门接收上一时刻输出信息 h_{t-1} 和当前时刻的输入 x_t ，输出遗忘矩阵 f_t 决定上一时刻状态向量 C_{t-1} 的通过状态，其中 W_f 为权重矩阵， b_f 为偏置向量， σ 为 $sigmoid$ 激活函数。

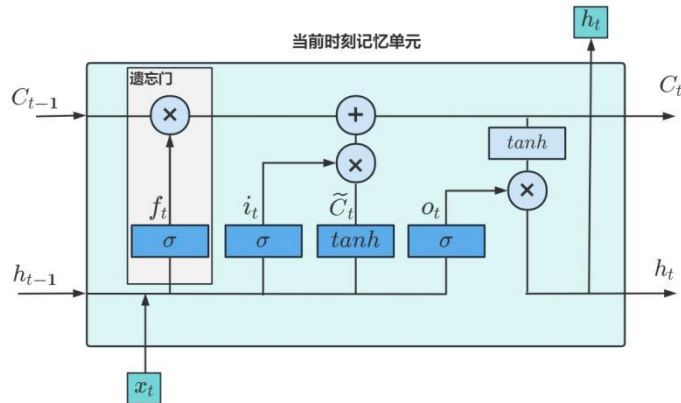


图 3.13 LSTM 遗忘门结构图

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3.11)$$

(2) 输入门决定将数据中哪些新信息保存下来。其结构和计算如图 3.14 所示，式 3.12-3.13 所示，首先利用 sigmod 层接收上一时刻输出 h_{t-1} 和当前时刻输入 x_t 决定单元中哪些信息需要更新，接下来利用 tanh 层产生候选状态向量 $\tilde{C}_t$ ，其中 W_i 和 W_c 为权重矩阵， b_i 和 b_c 为偏置向量， i_t 为输入门参数， tanh 为 tanh 激活函数， σ 为 sigmod 激活函数。

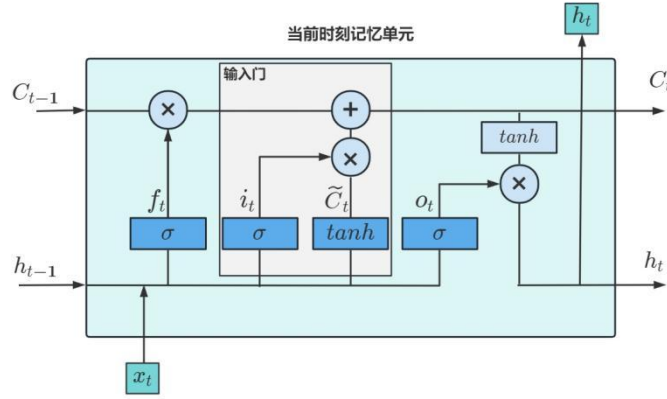


图 3.14 LSTM 输入门结构图

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3.12)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3.13)$$

(3) 细胞状态更新是通过结合遗忘门和输入门的结果进行的。如式 3.14 所示，其中 C_t 为当前时刻状态向量， $*$ 为 Hadamard 矩阵乘积运算。

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (3.14)$$

(4) 输出门决定经由更新门处理之后的状态向量中需保留的成分，并将其作为当前时刻记忆单元的输出。其结构和计算如图 3.15 所示，式 3.15-3.16 所示，其中 W_o 为权重矩阵， b_o 为偏置向量， o_t 为输出门参数， h_t 为当前时刻输出。

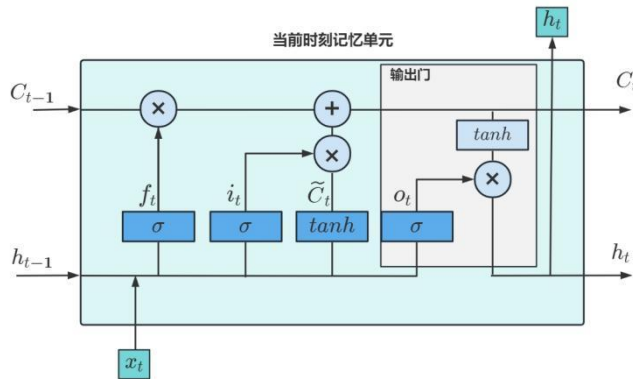


图 3.15 LSTM 输出门结构图

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3.15)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (3.16)$$

3.3.3.2 BiLSTM

LSTM 只可单向提取序列信息，但本文的电流序列前后序列具有一定的关联性。因此，为提升预测效果，引入双向长短期记忆网络（Bidirectional Long Short-Term Memory, BiLSTM）对 LSTM 进行优化。BiLSTM 由输入层、前向 LSTM 层、后向 LSTM 层和输出层组合构成，BiLSTM 可以向前和向后处理和整合数据，能够更准确地捕捉时间序列的变化趋势，图 3.16 展示了 BiLSTM 网络结构。

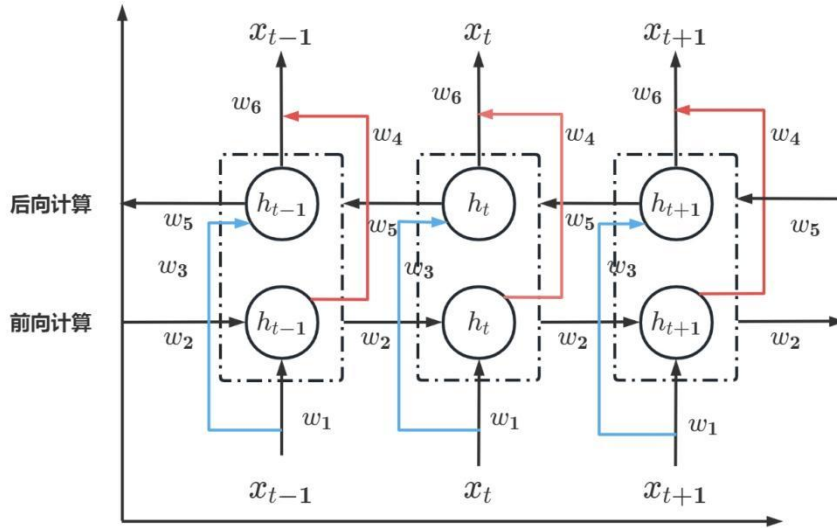


图 3.16 BiLSTM 网络结构图

BiLSTM 模型由 2 个 LSTM 网络组成，其计算如式 3.17-3.19 所示，其中 $LSTM_f$ 和 $LSTM_b$ 处理序列数据 x_t 中的前向和后向特征， w_i 为共享权值，通过计算正向隐向量 $\vec{h}_{t-1}$ 与反向隐向量 $\vec{h}_{t+1}$ ，得到了新的隐向量 $\vec{h}_t$ 和 $\bar{h}_t$ ，进而通过合并这两个隐向量的输出得到了当前时刻输出 h_t 。

$$\vec{h}_t = LSTM_f(w_1 x_t + w_2 \vec{h}_{t-1}) \quad (3.17)$$

$$\bar{h}_t = LSTM_b(w_3 x_t + w_5 \vec{h}_{t+1}) \quad (3.18)$$

$$h_t = w_4 \vec{h}_t || w_6 \bar{h}_t \quad (3.19)$$

3.3.3.3 CNN 优化 BiLSTM

CNN 可以充分地提取电流序列中的局部特征，捕捉数据中的细微模式和变化。这些局部特征对于理解电流数据中的重要信息至关重要，例如突发事件或周期性变化。一旦 CNN 提取了这些局部特征，BiLSTM 可以在更高的层次上对序列进行建模，并捕捉序列中的长期依赖关系，CNN 结构如图 3.17 所示。

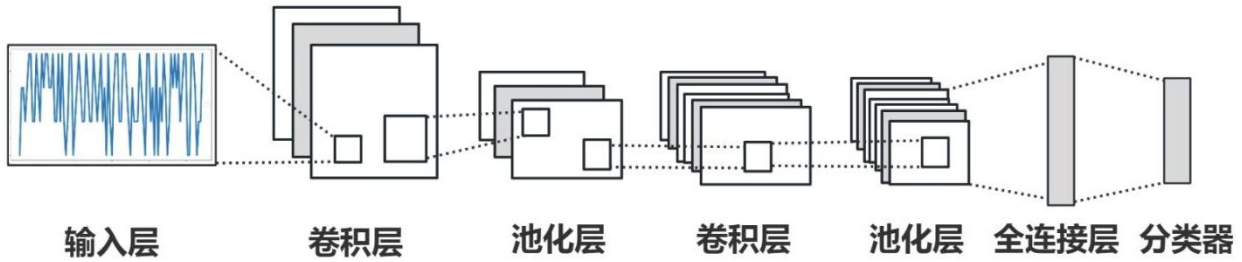


图 3.17 卷积神经网络结构图

(1) 卷积层

作为 CNN 的关键单元，卷积层的用来进行有效的特征提取。在 CNN 中，通过卷积层所学习到的输入特征，能够有效提升特征识别的性能。卷积层采用卷积核对输入信号的卷积运算，在不同的卷积核大小调整下，实现对原始信号不同特征的有效提取。卷积操作的效果可通过三个关键参数来调控：卷积核的尺度、数量及步长。通过调节上述参数，可以有效地对前馈至卷积层的特征信息进行压缩处理，并将处理过的信息传递至高维空间中，进而实现特征信息的有效自动提取。

卷积层的公式表示如式 3.20 所示， y^n 表示第 n 层的特征参数， $f()$ 是 CNN 的激活函数， $\otimes$ 表示卷积计算， W_j^n 表示第 n 层的权值， b^n 表示第 n 层的偏置特征。第 $n-1$ 层的特征参数 y_j^{n-1} 与第 n 层的权值 W_j^n 相互卷积后与偏置特征 b^n 相加，再输入到激活函数中，即可获得第 n 层的特征参数。

$$y^n = f(\sum y_j^{n-1} \otimes W_j^n + b^n) \quad (3.20)$$

(2) 池化层

池化层采用不同的池化方式降低卷积层输出特征维度，以减少训练时的计算量。池化操作能够为提取的特征引入非线性元素，因此在泛化性能上，使用池化机制的神经网络往往胜过未使用池化策略的同类网络结构。如图 3.18 所示，实现池化操作的方法是通过滑动窗口来获取特征图的局部区域，并在该区域内进行局部运算，求均值即为平均池化，求最大值即为最大池化。

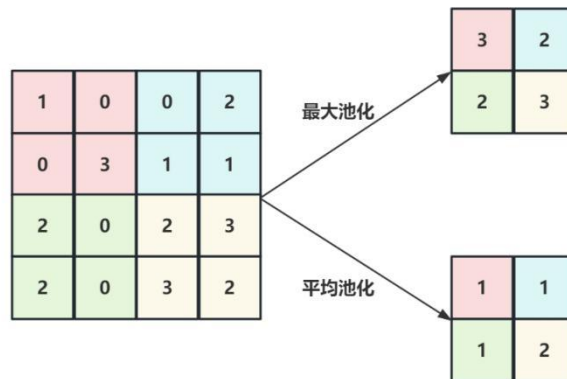


图 3.18 池化操作示意图

池化层的公式如式 3.21 所示，其中 β^n 表示权重系数， $down()$ 表示下采样函数， y^{n-1} 表示池化层的输入特征， b^n 表示偏置特征， y^n 表示计算得到的特征输出。

$$y^n = f(\beta^n down(y^{n-1}) + b^n) \quad (3.21)$$

(3) 全连接层和 dropout 层

全连接层用来连接经卷积层与池化层处理后提取得到的全部特征，矩阵形式的二维特征图通过全连接层转换成一维特征向量。如式 3.22 所示，其中 y^{n-1} 表示输入特征向量， W^n 表示全连接层的权值， b^n 表示偏置特征， y^n 表示全连接层的输出。

$$y^n = f(y^{n-1} \otimes W^n + b^n) \quad (3.22)$$

dropout 层主要任务是减少过拟合现象。该技术通常应用于参数较多的全连接层，通过使用 dropout，可以减少神经元之间复杂的协同效应。在 CNN 中，神经元的参数在训练过程中相互关联，当某个神经元的参数发生变化时，会影响相邻神经元的权重。如图 3.19 所示，通过采用 dropout 技术，对神经网络中的神经元节点以一定概率进行随机性丢弃处理，从而减少过拟合的风险。在训练结束后，这些神经元恢复为原有状态。

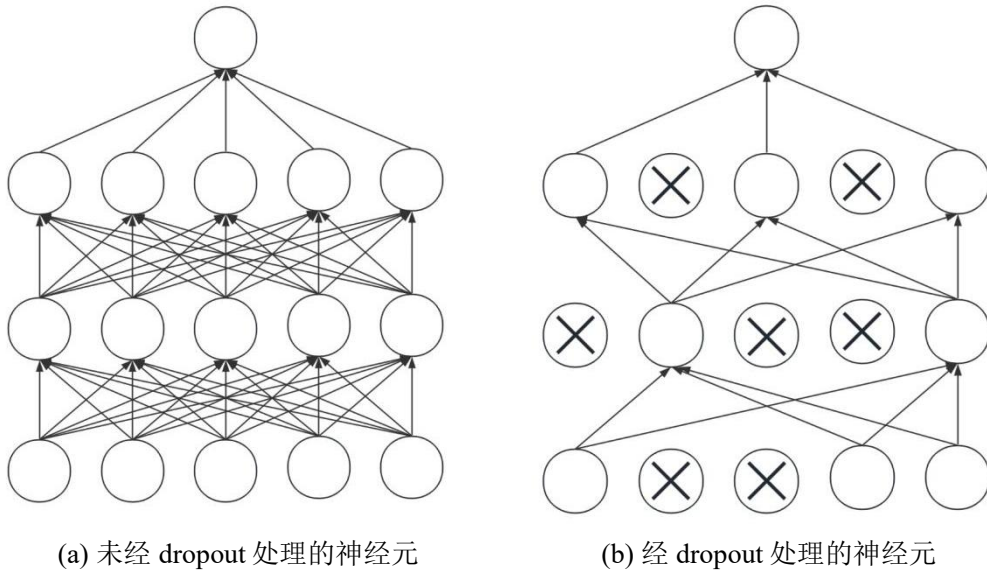


图 3.19 dropout 操作示意图

3.3.4 总体结构

异常检测模型完整结构如图 3.20 所示，它基于优化的双向 GAN 模型，隐空间维数 z 设置为 20，其中 GAN 包含两个生成器和两个判别器。生成器 $\mathcal{E}$ 内部结构为 CNN 和 1 层隐藏单元（Hidden Units）为 100 的 BiLSTM，而生成器 G 内部结构为 CNN 和 2 层隐藏单元为 64 的 BiLSTM，CNN 的卷积核大小为 3。判别器使用了全连接层，用于区分生成的序列与真实序列之间的差异。训练完的异常检测模型可以对电流进行异常打分，异常打分的具体规则将在后续章节介绍。

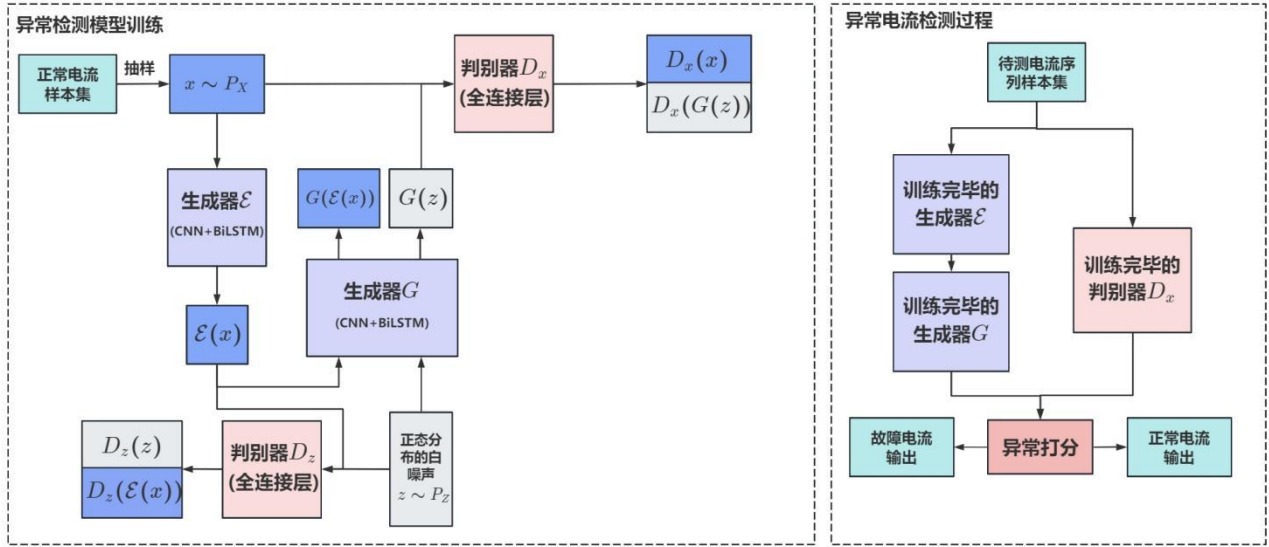


图 3.20 模型总体结构图

3.3.5 模型训练

GAN 进行训练的过程中，应当遵守一定的策略，即在训练生成器时，应固定判别器；反之，在训练判别器时，需固定生成器。因此，该训练策略的核心框架体现为双重循环结构，外层循环对应于整体训练过程的每一轮迭代（epoch），而内层循环则涉及生成器与判别器的交替迭代，基本流程如下：

- （1）设置双向 GAN-CNN-LSTM 网络模型中生成器和判别器的初始化参数，设置迭代次数。
- （2）选择训练集中 n 个样本，同时从正态分布中抽取 n 个随机向量，利用生成器生成 n 个生成样本。
- （3）在生成器固定的条件下，对判别器进行训练。
- （4）在判别器固定的条件下，对生成器进行训练。
- （5）循环执行以上步骤，直至模型中生成器与判别器的损失函数值趋于稳定。

3.3.6 异常打分

异常打分的来源有两个方面。首先，训练完成的判别器 D_x 可以用来判断样本是否为正常电流样本。其次，训练完成的生成器 $\mathcal{E}$ 和 G 能够对电流序列进行编解码，通过比较原电流序列与重构后序列之间的重构误差来区分是否为正常电流样本。本文将尝试融合判别器与生成器进行异常打分，通过异常打分来判断输入的电流是否为异常电流。

本文在获取电流序列样本时，采用了滑动窗口技术。如图 3.21 所示，窗口长度为 L_w ，且每次移动步距均为 L_s ，最终提取出 N 个电流子序列样本 $X = \{(x_i^{1 \dots L_w})\}_{i=1}^N$ ，其中 $N = (T - L_w)/L_s$ 。此外，本文生成 N 个符合标准正态分布的随机变量 $Z = \{(z_i^{1 \dots k})\}_{i=1}^N$ ，此处 k 代表潜在空间的维度。随后，本文将 X 与 Z 输入到模型中进行训练。训练完成后，采用相似的方

法对输入样本进行划分处理，并通过训练完成的模型得到重构误差与判别器的输出。最终，通过特定的策略融合重构误差及判别器输出，计算得出各个时间步的异常分数。

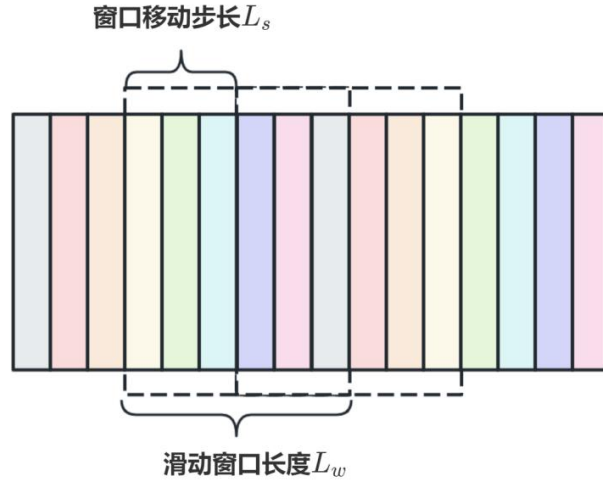


图 3.21 滑动窗口获取样本

3.3.6.1 基于重构误差的异常分数

本文模型能够根据长度为 L_w 的电流序列 $x_i^{1 \cdots L_w}$ ，生成一个与原序列等长的重构序列。考虑到滑动窗口技术的特性，序列中各个时刻的电流点会被多个窗口覆盖。因此对于序列中的任意时刻 j 而言，均能够得到一个对应的重构值集合 $\{\hat{x}_i^q, i + q = L_w\}$ 。本文选取所述集合中的中位数，作为该时刻电流点的重构值 $\hat{x}^i$ ，最终得到重构序列 $(\hat{x}^1, \hat{x}^2, \dots, \hat{x}^T)$ 。接下来，本文探讨三种不同策略用以计算 i 时刻电流序列的重构误差。

(1) 点误差

如式 3.23 所示，点误差通过计算 i 时刻电流值 x^i 与其对应重构值 $\hat{x}^i$ 之间的 $L1$ 范数作为误差。

$$s_{rec}^i = \|x^i - \hat{x}^i\|_1 \quad (3.23)$$

(2) 面积误差

原序列 X 与重构序列 $\hat{X}$ 间如采用点误差的方式一对一匹配会忽略了局部信息，因此本文还使用了一种基于时间窗口的面积误差计算方法。具体而言，围绕 i 时刻构建长度为 $2 * l$ 的时间窗口，并通过公式 3.24 进行局部误差的测算。此方法可有效鉴别并量化时间维度上持续累积的细微差异，更注重整体的累积效果，而点误差更注重平均每个数据点的表现。

$$s_{rec}^i = \frac{1}{2 * l} \int_{i-l}^{i+l} \|x^i - \hat{x}^i\|_1 dx \quad (3.24)$$

(3) 动态时间规整误差

针对不同时间序列数据在长时间轴延展过程中，可能出现的概念漂移现象，该现象表现为数据特征在时间轴上的漂移特性以及数据点间的不对齐问题，本研究将采用动态时间

规整（DTW）算法计算重构误差，如图 3.22 所示，DTW 也是通过一对多匹配解决概念漂移和不对齐问题。

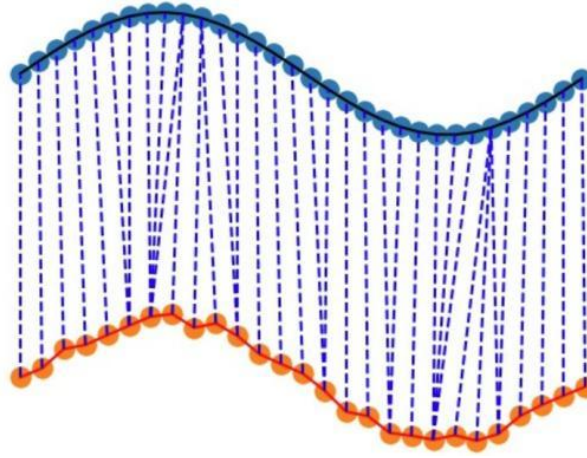


图 3.22 DTW 一对多匹配

DTW 算法可以概括为两个主要步骤：首先计算两个序列之间的距离矩阵，然后在这个矩阵中寻找最优的规整路径，并计算规整距离 $DTW(X, \hat{X})$ 。如式 3.25 所示，给定两个时间序列 $X = (x_0, x_1, \dots, x_n)$ 和 $\hat{X} = (\hat{x}_0, \hat{x}_1, \dots, \hat{x}_n)$ ，按式计算 X 与 $\hat{X}$ 间任意 2 点间的距离，其中 $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, $j \in \{1, 2, \dots, n\}$ 。

$$d(i, j) = \|x_i - \hat{x}_j\|_1 \quad (3.25)$$

如式 3.26 所示，得到的距离矩阵为：

$$W = \begin{bmatrix} d(0,0) & \cdots & d(0,n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d(n,0) & \cdots & d(n,n) \end{bmatrix} \quad (3.26)$$

接下来使用动态规划的思想来寻找 W 最优的规整路径，如式 3.27 所示，其中 p_k 表示规整路径位置，即 $p_k = (i, j)_k$ 表示 x_i 与 $\hat{x}_j$ 对齐，其中 $n \leq k \leq 2n - 1$ 。

$$P_{best} = \{p_1, p_2, \dots, p_k, \dots, p_K\} \quad (3.27)$$

p_k 通过构造代价矩阵确定，矩阵元素 $\gamma(i, j)$ 定义如式 3.28 所示，其中 $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, $j \in \{1, 2, \dots, n\}$, $\gamma(0, 0) = 0$, $\gamma(i, 0) = \gamma(0, j) = \infty$ 。

$$\gamma(i, j) = d(i, j) + \min[\gamma(i-1, j-1), \gamma(i-1, j), \gamma(i, j-1)] \quad (3.28)$$

最优规整路径 P_{best} 的动态时间规整距离 $DTW(X, \hat{X})$ 应使得 X 和 $\hat{X}$ 的累积距离值最小。动态时间规整距离计算如式 3.29 所示。

$$s_{rec}^i = DTW(X, \hat{X}) = \min_P \left[\frac{1}{K} \sqrt{\sum_{k=1}^K d(p_k)} \right] \quad (3.29)$$

3.3.6.2 基于判别器输出的异常分数

在模型训练过程中，判别器 D_x 主要负责判别正常电流序列与经过重构生成的序列。一旦判别器完成训练，其输出可以直接应用于判定电流序列是否为异常。判别器输出如式

3.30 所示, 具体来说, 如果某个输入电流序列被判别器识别为异常电流序列的概率较高, 则判别器输出值较小。这种方法的优势在于简单而直接, 同时充分利用了判别器在训练过程中学到的知识。

$$s_{dx}^i = D_x(x_i) \quad (3.30)$$

3.3.6.3 异常分数融合

通过融合重构误差与判别器输出的数值, 能够得到最终的异常分数。其中, 较高的重构误差及较低的判别器输出均预示着较高的异常概率, 为了统一标准, 将判别器输出进行转置。通过采用标准差标准化 (z-score) 的方法, 可以实现误差计算的归一化处理, 有效地将多种误差的量纲限制于特定的阈值范围内, 进而避免了不同误差间尺度差异所带来的比较难度。最终得到 z-score 归一化后的重构分数 $Z_{rec}(x)$ 和判别器分数 $Z_{dx}(x)$ 。最后的异常分数定义如式 3.31 所示, 越大的 $A(x)$ 意味着异常的可能性越高, λ 的默认值为 0.5。

$$A(x) = \lambda Z_{rec}(x) + (1 - \lambda) Z_{dx}(x) \quad (3.31)$$

本文也尝试使用异常指标相乘的方式计算异常分数, 如式 3.32 所示, λ 的默认值为 1。

$$A(x) = \lambda Z_{rec}(x) \times Z_{dx}(x) \quad (3.32)$$

有了各时间序列数据点所对应的异常分数, 还需要选择一个最佳阈值才能判断出异常, 针对本文情况本文针对不同的异常指标组合, 通过计算基尼指数^[60,61]计算阈值。首先会遍历所得到的异常分数集合 D , 并将遍历得到的每个异常分数 score 作为值, 按照异常分数小于等于阈值和异常分数大于阈值的规则将 D 切分两个部分: $D_1 = \{x | x \leq score\}$ 和 $D_2 = \{x | x > score\}$ 。然后计算集合 D 的基尼指数。基尼指数如式 3.33 所示, 其中 C_k 为 D 中第 k 类样本子集, K 为类的个数。

$$Gini(D) = 1 - \sum_{k=1}^K \left(\frac{|C_k|}{|D|} \right)^2 \quad (3.33)$$

根据阈值 $thres$ 对集合 D 执行划分操作的情况下, 集合的基尼指数定义如式 3.34 所示。

$$Gini(D, thres) = \frac{|D_1|}{|D|} Gini(D_1) + \frac{|D_2|}{|D|} Gini(D_2) \quad (3.34)$$

根据阈值 $thres$ 对集合 D 执行划分操作后, $Gini(D, thres)$ 便能够描述经由此阈值划分后的集合 D 的不确定性水平。基尼指数最小这意味着此阈值能够将正常样本和异常样本尽可能分开。在实验过程中, 需要从测试集中划分出一部分包含异常样本数据通过上述方法来进行计算。

3.4 模型评价

3.4.1 异常电流检测结果分析

本文的评价指标是基于混淆矩阵进行计算的, 混淆矩阵是一个表格, 用于展示模型在每个类别上的分类性能。对于分类问题, 设每一类分类结果分为正样本和负样本。则将每

一类别的识别结果表示成如下表 3.2 所示的情况。针对于异常电流检测问题，设识别结果为异常是正样本，分类结果为正常是负样本。

表 3.2 评价指标解释

结果表示	含义
TP	分类器预测结果为正样本，实际也为正样本
FP	分类器预测结果为正样本，实际为负样本
TN	分类器预测结果为负样本，实际为负样本
FN	分类器预测结果为负样本，实际为正样本
$TP + FP$	分类器预测为正样本的总样本数量
$TP + FN$	真正样本的总和

精确度指标反映的是模型预测为正样本且实际上也确为正样本的样本数与模型预测为正样本的所有样本数之间的比例关系，如式 3.35 所示。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.35)$$

召回率指标反映的是模型预测为正样本且实际上也确为正样本的样本数与实际为正样本的样本数之间的比例关系，用公式来表达如下，如式 3.36 所示。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.36)$$

F1-score 指标反映的是精确率和召回率的调和平均数，如式 3.37 所示。

$$F_1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3.37)$$

异常检测模型采用电子显微镜类仪器构建的正常运行数据集进行训练，使用测试集进行测试，测试集中正常电流数据近 20 万分钟，异常电流数据近 4 万分钟。

3.4.1.1 对比模型

为了比较算法的性能，采用 ARIMA^[62]、GAN 和本文算法对电子显微镜数据集进行实验及记录实验结果。表 3.3 是针对本节构建的电子显微镜类仪器数据集的检测对比结果，图 3.23 是对比模型的评价指标排名。可以看出，本文提出的双向 GAN-CNN-BiLSTM 算法在数据集上表现出最好的检测效果，F1 为 89.54%，比第二名高出 0.57%，比未优化的 GAN 高出 4.35%。其中各算法 Precision 普遍偏低是由于在异常检测任务中，异常类型被视为正样本，但正样本的数量远远少于负样本。

表 3.3 对比模型评价指标

算法	算法类型	Precision(%)	Recall(%)	F1(%)
ARIMA	统计型	62.17	80.52	70.17
GAN	重构型	80.73	91.57	85.81
双向 GAN-BiLSTM	重构型	83.75	95.01	89.03
双向 GAN-CNN-BiLSTM	重构型	84.35	95.42	89.54

基于统计的 ARIMA 算法在各项指标上的表现明显低于其他三类深度学习算法。首先，ARIMA 假设时间序列是平稳的，而实际数据常常具有非平稳性，使得 ARIMA 难以准确捕捉数据的变化模式。其次，ARIMA 模型本质上只能捕捉线性关系，而电流数据具有非线性关系，例如复杂的周期性或趋势，ARIMA 无法很好地拟合数据，进而导致异常检测性能下降。

基于重构误差的算法都取得了相对较好的效果。其中本文的双向 GAN-CNN-BiLSTM 在三种评价指标上的数值都高于双向 GAN-BiLSTM 和 GAN 算法，Recall 指标达到了 95.42%，F1 指标达到了 89.54%。这说明了双向 GAN 的循环一致性结构在异常检测的有效性，生成器网络和判别器网络的对抗训练有助于提高模型的鲁棒性和泛化能力，另外加入 CNN 结构能更加充分地提取电流数据中的复杂特征。

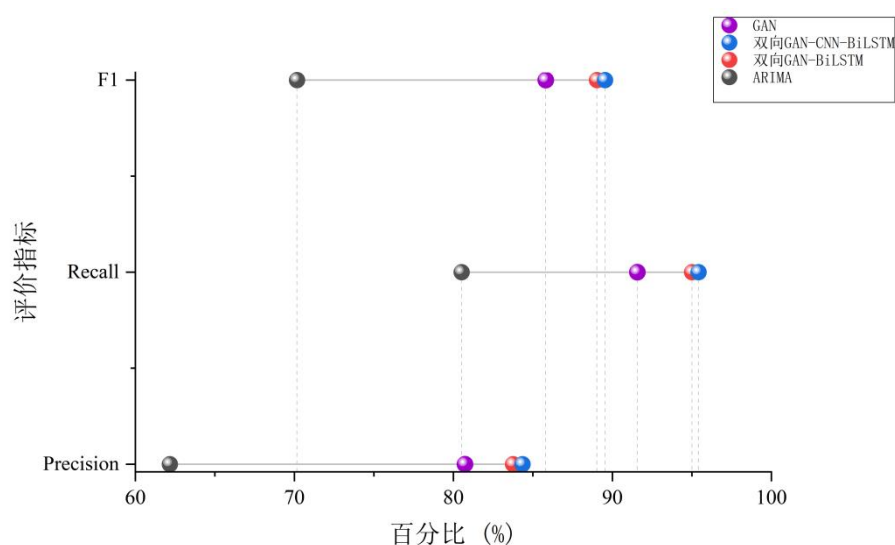


图 3.23 对比模型评价指标排名图

图 3.24 展示了本文双向 GAN-CNN-BiLSTM 的检测结果混淆矩阵，可以看出本文提出的异常检测模型能够很好的区分正常状态与异常状态，其中异常状态的召回率达到了 95.42%，正常状态的召回率达到了 96.46%，能够很好地过滤掉正常状态。

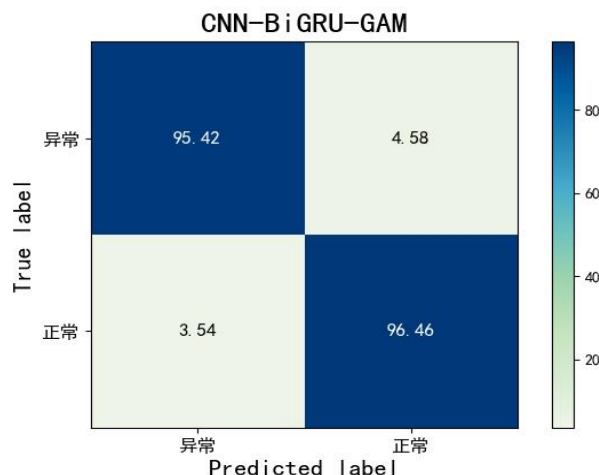


图 3.24 本文模型检测结果混淆矩阵图

3.4.1.2 单异常指标

为了比较不同异常指标对模型性能的影响，采用不同单异常指标进行对电子显微镜测试集进行实验及记录实验结果，评价指标结果如表 3.4 所示，排名情况如图 3.25 所示。

表 3.4 单异常指标评价指标对比

异常指标	Precision(%)	Recall(%)	F1(%)
判别器 D_x	82.27	94.82	88.10
重构误差(点误差)	76.33	89.93	82.58
重构误差(面积误差)	78.52	92.72	85.03
重构误差(DTW)	81.00	94.95	87.42

所有单异常指标方式中，仅使用判别器输出进行异常电流检测取得了最好的结果，F1 为 88.10%，这意味着判别器已经成功地学习到区分正常电流和异常电流的能力。另一方面，当仅使用重构误差输出进行异常检测时，采用 DTW 计算重构误差的方式能够取得较好的结果。DTW 考虑了序列之间的相似性而不是简单的逐点差值，因此对于时间序列具有一定的鲁棒性。此外，使用面积误差的方式好于使用点误差的方式，这表明面积误差更能够全面地反映重构序列与原始序列的整体差异，而点误差只关注每个数据点的平均误差，可能忽略了差异的整体分布。

综合而言，仅使用判别器和仅使用基于 DTW 的重构误差进行异常电流检测时，它们的 F1 结果相差不大，结合判别器输出和重构误差的融合方法可能能够取得更好的异常电流检测效果，后续章节将采用多异常指标进行进一步测试。

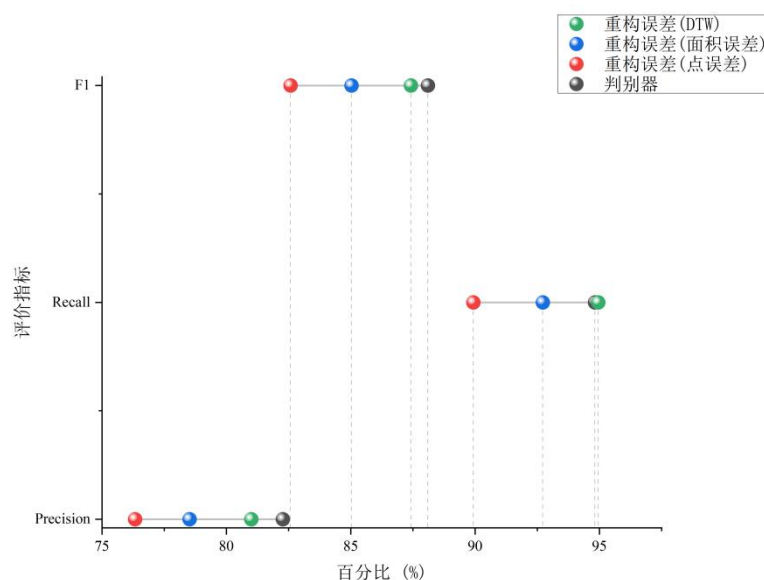


图 3.25 单异常指标评价指标排名

3.4.1.3 多异常指标

为了比较不同异常指标组合对模型性能的影响，采用不同单异常指标进行加权求和或加权求积的方式对电子显微镜验证集进行实验及记录实验结果，评价指标结果如表 3.5 所示，排名情况如图 3.26 所示。

表 3.5 多异常指标评价指标对比

异常指标组合方式	Precision(%)	Recall(%)	F1(%)
判别器 D_x ×重构误差(点误差)	79.81	91.12	85.09
判别器 D_x +重构误差(点误差)	78.58	91.24	84.44
判别器 D_x ×重构误差(面积误差)	82.51	94.02	87.89
判别器 D_x +重构误差(面积误差)	82.02	93.52	87.39
判别器 D_x ×重构误差(DTW)	84.35	95.42	89.54
判别器 D_x +重构误差(DTW)	84.40	95.01	89.39

采用判别器 D_x 与重构误差（DTW）相乘的组合作为异常指标表现出色。该组合在所有多异常指标的组合方式中取得了最佳结果，具体表现为 F1 值达到了 89.54%，明显优于采用单一异常指标方式的最佳结果。这意味着该组合在同时考虑多个异常指标时能够更全面地捕捉异常情况，从而提高了检测的准确性和全面性。本文后续实验都将采用这个异常指标组合进行。

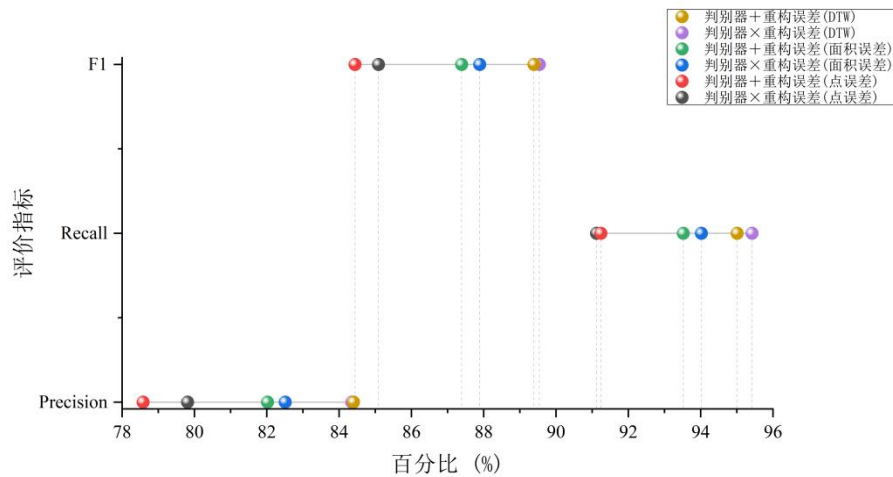


图 3.26 多异常指标评价指标排名

3.4.2 普适性分析

3.4.2.1 检测结果分析

如图 3.27 所示为电子显微镜异常电流的检测结果图，根据给定的图示分析，本文的算法展现出了较好的异常电流检测能力。然而在异常电流与正常电流之间切换时，LSTM 模型可能存在一些误差。首先，在正常电流刚切换到异常电流时，部分异常电流可能在初期变化缓慢，与正常电流相似，导致 GAN 生成的异常分数不明显。这种情况下，因为异常

信号与正常信号的差异不够明显，模型可能无法准确识别异常。另外，在异常电流刚切换到正常电流时，LSTM 模型通过时间窗口学习输入序列。在类别转换边缘，时间窗口内同时包含前后两种状态的数据，这可能导致模型难以确定当前时刻的确切类别。因为模型需要一定的时间步来理解新状态，所以在类别切换点，模型可能尚未获得足够信息来适应这种变化，从而导致误判的出现。目前观察到的这类错误可以被接受，因为尽管在边界点存在少量误判，但在整个过程中很少出现整段异常电流被错误地识别为正常电流的情况，能成功地检测到异常电流的存在，可以有效地满足操作人员对异常电流及时发现的需求，有助于确保仪器的可靠性和安全性。

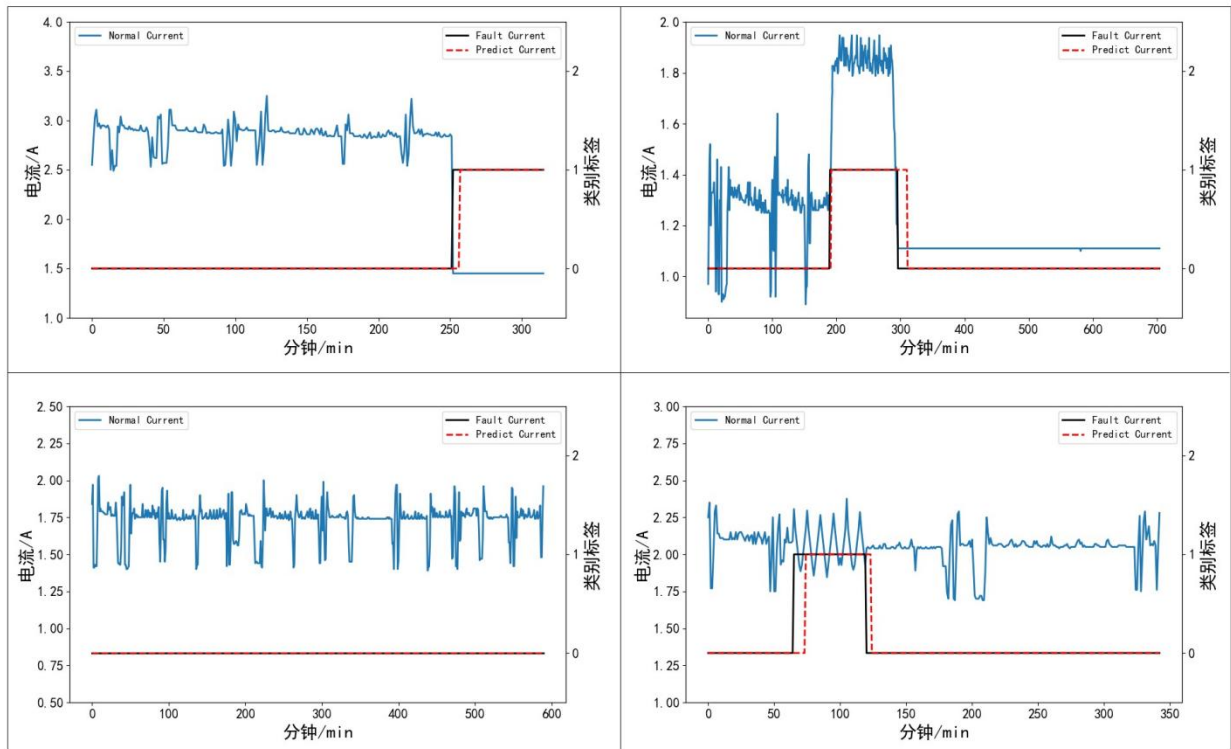


图 3.27 异常检测识别结果图

3.4.2.2 PCR 仪异常电流检测

为了进一步验证本文模型在其他类型仪器上进行异常检测的普适性，本文选择了 PCR 仪进行进一步验证。PCR 仪是一种常用的生物技术实验仪器，其在基因组学研究和分子生物学领域具有重要作用^[63]。本文使用 PCR 仪的典型电流数据，并通过同样的方式构建故障电流，采用判别器与重构误差（DTW）相乘的异常指标组合，以验证模型的效果。

PCR 仪的电流运行状态如图 3.28 所示。通过对 PCR 仪的电流数据进行分析，可以观察到其具有一定的统一性，即在正常运行状态下，其电流表现出特定的模式和范围。因此，可以将 PCR 仪的电流数据采用本文方法进行模型训练。

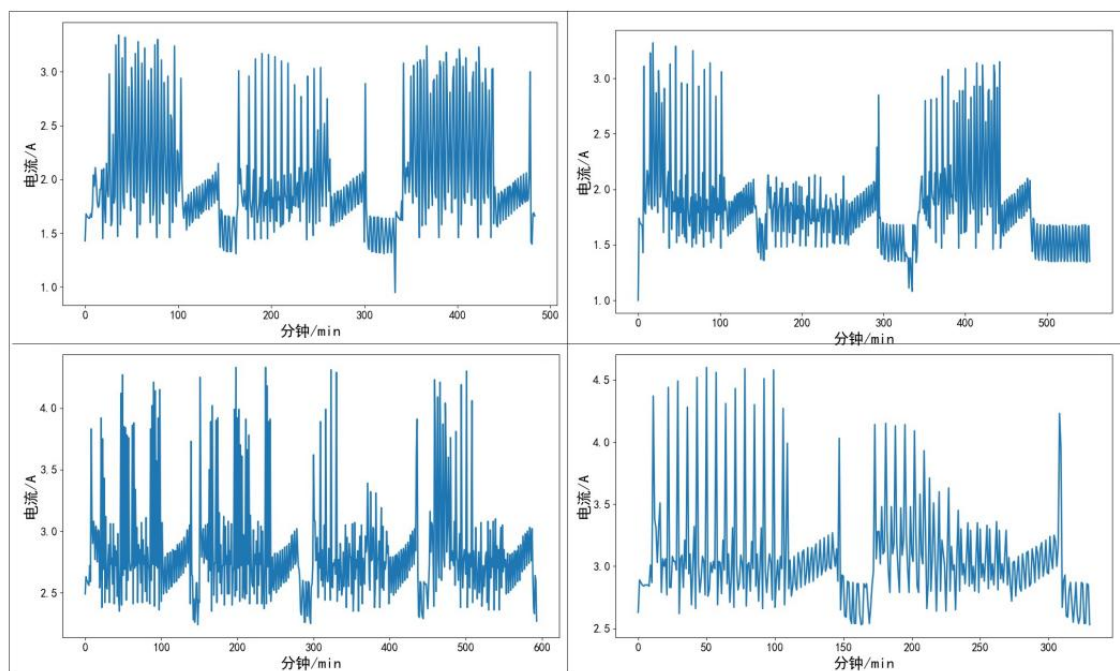


图 3.28 PCR 仪典型电流图

图 3.29 为 PCR 仪异常电流检测的混淆矩阵图，图 3.30 为部分 PCR 仪异常电流检测结果图，可以看出检测的效果不错，其中 Precision 为 82.46%，Recall 为 94.71%，F1 为 88.16%，稍差于电子显微镜的识别结果，这是由于 PCR 仪正常工作时电流存在较大的波动，与某些 agots 生成的波动异常类似，导致部分误判，其它异常情况检测情况较好。通过对 PCR 仪的电流数据进行模型验证，可以进一步确认本文模型在不同类型仪器上进行异常检测的可靠性和普适性。

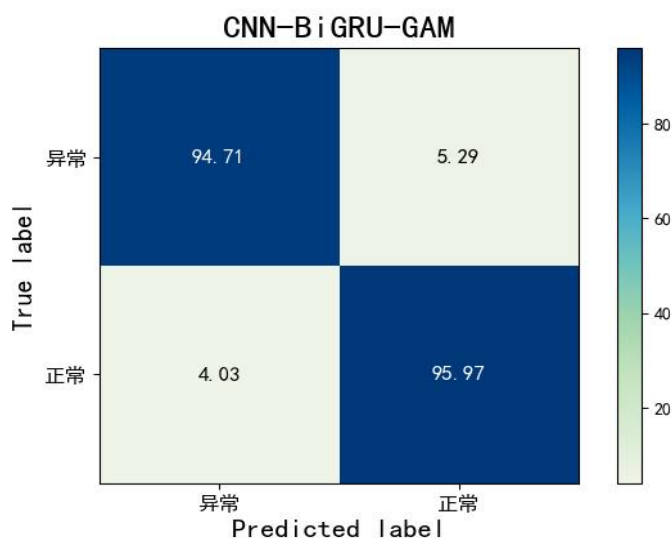


图 3.29 PCR 仪异常电流检测混淆矩阵图

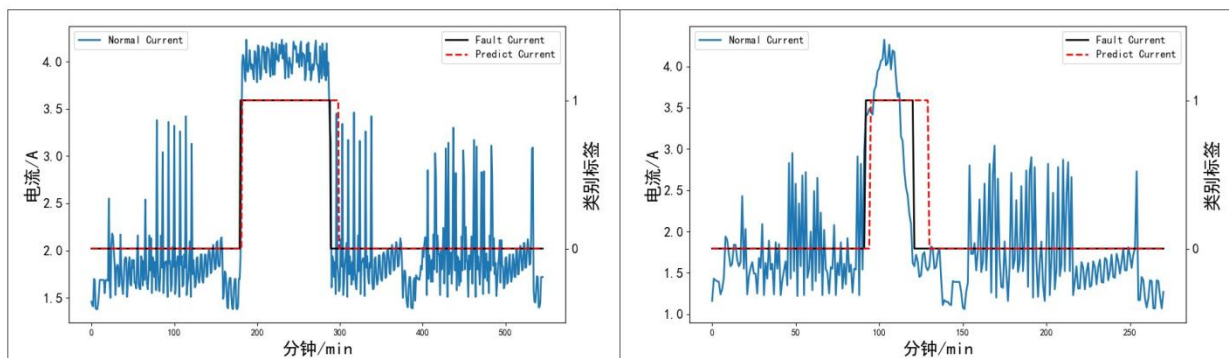


图 3.30 PCR 仪异常电流检测结果图

3.5 本文小结

本文对电子显微镜类仪器数据收集过程中的典型运行电流进行了分析，结合实际异常电流检测业务进行了深入分析，并构建了部分异常电流与已有异常电流相结合。鉴于目前异常电流数据量较少，在异常电流的检测方面，本文采用了基于重构的 GAN 算法与 LSTM 的异常电流检测模型，使用双向 GAN 结构对模型进行优化，使用 CNN 充分提取正常电流特征，并引入了多种指标进行异常打分，以保证异常电流的高效检测。

结果表明，采用本文的双向 GAN-CNN-BiLSTM 异常检测模型，使用 DTW 重构误差和判别器输出相乘的异常指标组合效果最好，召回率 P 分数达到了 95.42%，F1 分数达到了 89.54%，能够较好地检测出异常电流。同时为了验证本文模型的普适性，采用了 PCR 仪的运行电流对模型性能进行了进一步验证。

第4章 基于 CNN-BiGRU 的科研仪器异常电流分类

在第三章中已经成功检测出了科研仪器的异常电流。检测出来的异常电流需要进行具体异常原因的分类，从而推测出引起异常情况的原因，具体对应于使用异常、故障异常以及不规范操作流程异常。

因此，本章在介绍科研仪器异常电流分类的业务逻辑和技术选型的基础上，结合科研仪器的运行流程以及不同异常类别的典型电流数据集对科研仪器的异常运行电流进行了分析，构建了基于 CNN-BiGRU 的异常电流分类模型，能够更准确地对异常电流的异常原因进行分类，为科学研究提供可靠的辅助手段。

4.1 业务分析及模型选型

识别到的异常电流需要进一步进行异常原因的分类，这样可以让使用者更清晰地了解仪器的具体异常信息。如图 4.1 所示，在整个业务流程中，首先将上一章节中异常检测模型输出的异常电流数据输入到本文节的异常分类模型中进行异常电流的分类，得到具体的异常原因。

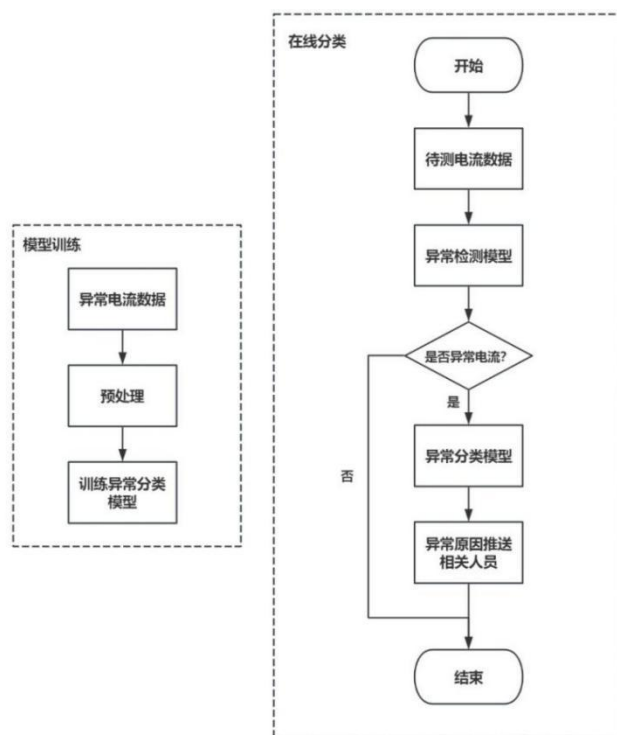


图 4.1 异常分类业务流程图

本文将科研仪器异常电流划分为三类，其一为使用异常，即在科研仪器的使用中，由于使用者误操作，导致检测仪与非预定用电设备相连，进而采集到了无效电流数据；其二为故障异常，即随着仪器长时间运行，仪器内部器件损坏，导致仪器电流出现较大变化，不及时进行维修会严重损害设备；其三为不规范操作流程异常，即仪器使用者未按照仪器

指定的运行流程操作仪器，可能引起实验的误差。异常情况的分级非常重要，因为不同级别的异常需要采取不同的应对措施。这种分级可以帮助平台更有效地管理异常情况，并及时采取适当的应对策略。具体的分级情况如表 4.1 所示，其中故障异常级别被认为是最严重的情况，因为它可能会对整个系统或仪器造成重大损害。因此，一旦发生故障异常，需要立即通知相关人员进行查看和处理。。操作不规范异常和使用异常被认为是较轻的异常级别。虽然它们可能不会对仪器造成直接的损害，但仍然需要采取适当的措施进行处理。通常，可以通过 Web 端展示异常信息或者通知运维人员进行提醒。这样可以确保异常情况得到关注，并在需要时采取相应的纠正措施。

表 4.1 异常分级情况表

异常类别名称	异常处理方式
故障异常	短信告知仪器使用者以及运维人员，及时查看仪器情况
操作不规范异常	Web 端进行展示，仪器使用者登录 Web 端能看到相关情况
使用异常	短信告知运维人员，巡检时查看检测仪所接具体仪器情况

针对这一问题，不同类型的异常会导致不同特征的异常电流。例如，使用异常可能表现为稳定的电流形式，故障异常则可能呈现与正常变化有所不同的异常电流模式，而不规范操作流程异常可能导致电流在时间步上出现异常，与预期的仪器运行电流不一致。因此，针对每种异常类型，需要进一步提取和分析异常电流的特征并进行异常分类。

关于时序数据特征提取方面，刘飞等^[64]根据异步电机的信号，从时域、频域和时频域三个方面进行特征提取。孙磊峰等^[65]使用 1D-CNN 对光纤振动传感信号进行特征提取与识别。电流数据适合使用 CNN 提取特征，CNN 可以通过卷积层和池化层可以有效地捕捉时序数据中的局部模式和特征，并且无需手动设计特征提取器，因此在处理时序数据时具有很大的灵活性和适应性。关于时序数据分类方面，文献^[66]使用了带有心跳类别标签的标准心跳数据集，基于 CNN 和双向门控循环单元（Bidirectional Recurrent Neural Network, BiGRU）的架构进行心跳分类，准确率较好。同时，异常分类问题可能还会存在样本不平衡的问题，叶之骞等^[67]针对电火花线切割放电状态识别中数据集样本较少问题，提出基于 Mixup 数据增强的 CNN-GRU 网络算法，使用 Mixup 数据增强对原始数据进行数据增强，并用增强的数据集训练 CNN-GRU 模型进行分类。

在这个思路下，本文基于 CNN 和 BiGRU 结合异常电流数据进行科研仪器异常电流分类。具体使用 GAN 对小样本异常数据进行数据增强，并采用并行的 CNN 结构来提取电流信号的时频域特征。同时，还引入 BiGRU 结构作为基本单元，以充分挖掘电流数据中的时间步依赖，BiGRU 结构能够有效地捕捉时间序列数据的长期依赖关系，从而提高识别准确度。另外，为了使网络更专注于电流信号中的关键部分的源域信息，引入了注意力机制，通过对电流数据的注意力加权，有针对性地挖掘重要的信号特征，提高识别性能。

4.2 数据集分析

本文将科研仪器运行异常电流分为三种，分别为使用异常电流、故障异常电流和操作流程不规范异常电流。

4.2.1 使用异常电流数据集

使用异常电流是指在科研仪器在长期使用后使用者可能由于疏忽或错误操作等原因，导致检测仪链接了非绑定仪器的用电设备，例如显示器、电脑或者其它仪器等，导致采集到异常电流数据，正常数据采集和分析遭受干扰。通过后台技术人员的长期观察以及运维人员的反馈，使用异常电流的数据已经积累了一定量的样本，典型电流如图 4.2 所示，此类电流呈现出平均值、标准偏差较小或与电子显微镜典型电流差别较大的特征。

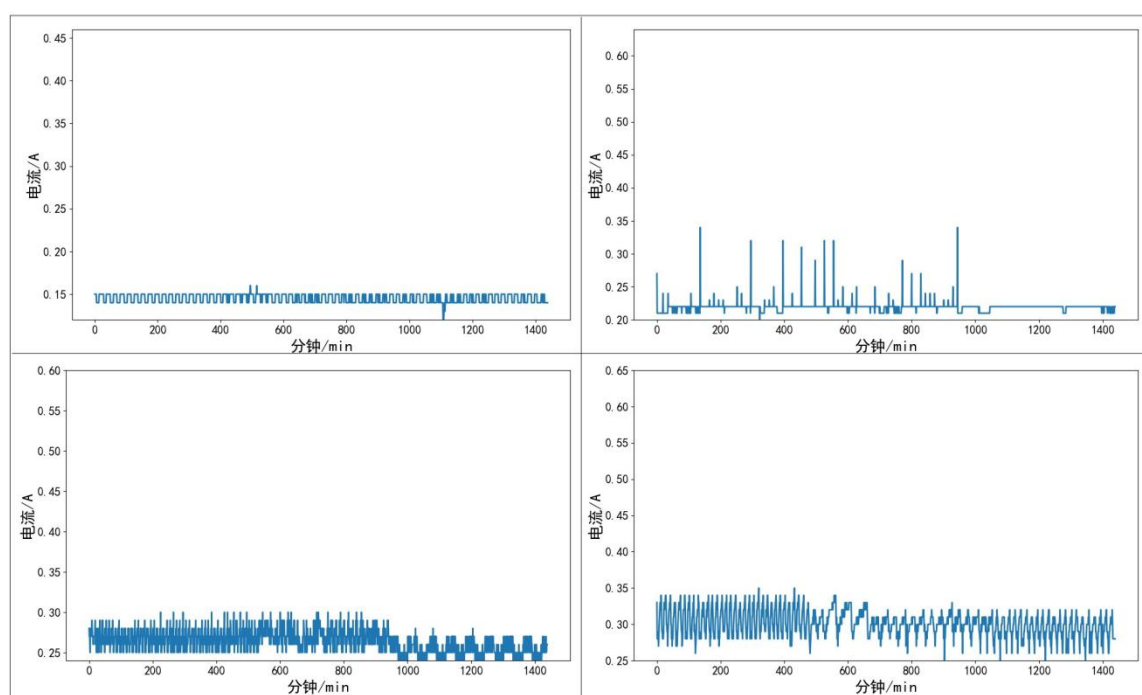


图 4.2 使用异常电流图

4.2.2 故障异常电流数据集

故障电流指的是电流序列受设备故障因素影响，而呈现出随机性、波动性及突变性等特征。精密科研仪器的故障电流难以获取，平台内目前所记录的故障电流数据较少。平台内电子显微镜的少量故障电流的表现形式为电流迅速拉升。为了进一步丰富电子显微镜故障异常电流数据集，本文将使用 GAN 对已知的故障异常电流进行数据增强，GAN 作为一种生成网络，可以用来对小样本进行数据增强。同时，本文还将结合电子显微镜的内部结构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。

电子枪作为电子显微镜中的核心部件，其产生的电子束是电子显微镜用于成像的关键。电子枪中的加热丝或场发射源需要稳定的电流供应来生成电子。电子枪的寿命取决于其设

计、使用频率和操作条件。两种最主要的电子枪类型是热阴极和场发射阴极，其中热阴极电子枪，寿命通常在数百到数千小时^[68]，这主要因灯丝逐渐蒸发和丝变细导致断裂，而场发射电子枪寿命较长。当电子枪发射器电压异常增加时，可能会导致电子束的能量提高^[69,70]，这种故障情况导致运行电流迅速上升。如果电子枪中的加热丝（灯丝）断裂，意味着电子枪也就无法足够热量产生电子束^[71]，可能会导致电流快速下降。另外，电子显微镜需要在高真空环境下工作，如果真空泵出现故障，空气中的气体分子将会碰撞使气体电离放电引起电子束的不稳定或“闪烁”^[72]，可能会引起电流波动。针对上面描述的情况，本文构造的典型电子显微镜故障电流如图 4.3 所示。

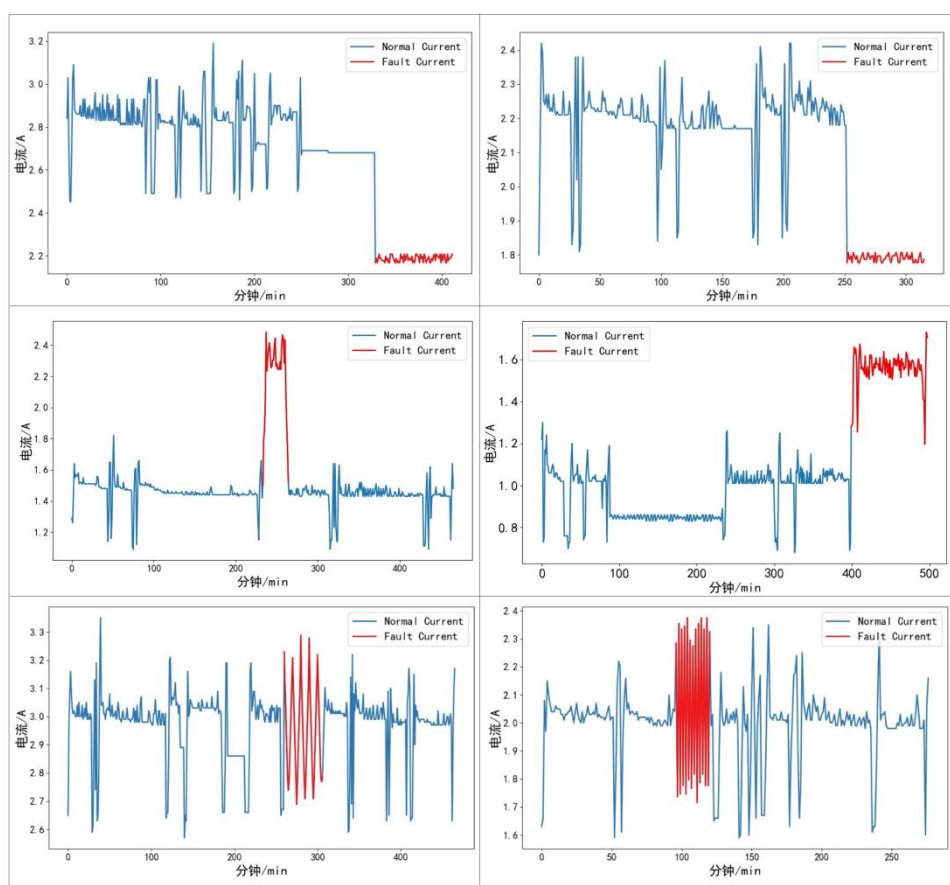


图 4.3 故障异常电流图

4.2.3 操作流程不规范异常电流数据集

在使用仪器的过程中，每台仪器都有着特定的操作流程，而使用者在进行操作时可能会出现操作不规范的情况。操作不规范指的是使用者在执行特定任务或操作时，未按照预定的步骤或顺序进行。识别和纠正这种操作不规范的现象对于仪器的正常运行和实验效果的保障至关重要。由于仪器工作过程中每个流程都会产生相应特征的电流信号，这种操作流程不规范的行为在电流上能够得以体现。电子显微镜的基本操作流程如下^[73,74]：

（1）打开电子显微镜的电源并等待足够长的预热时间，通常需要 20 到 30 分钟。这一步骤对于保证后续成像质量至关重要。预热时间的目的在于使得电子显微镜内部各部件，

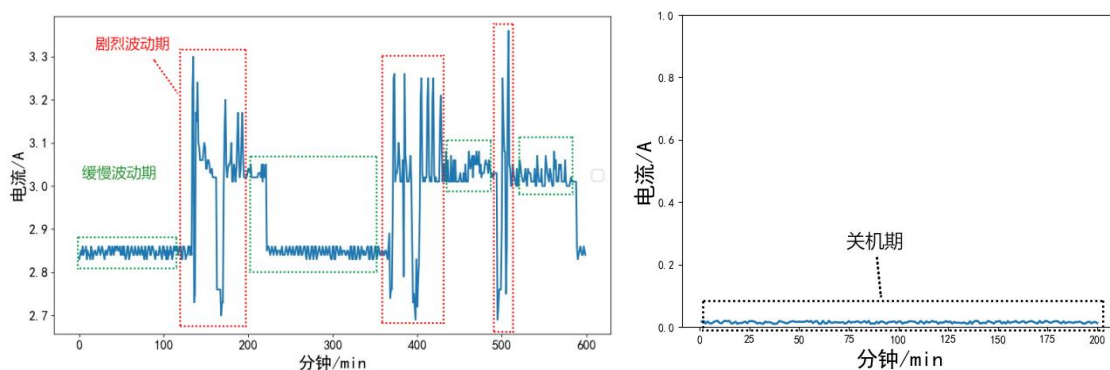
特别是电子光源和检测器等关键组件，达到稳定的工作温度。在这个过程中，各部件会逐渐升温并稳定下来，确保在观测时能够提供稳定、可靠的成像性能。

(2) 准备样品，将样品安装在样品台（stage）上。

(3) 调节电子显微镜的聚焦、照明、对比度等参数，使图像清晰。包括设定电子束参数、调节聚焦参数等。

(4) 使用录像或拍照功能，记录下图像和相关的信息。

这些基本操作流程可以在电子显微镜的电流上得到反馈。如图 4.4 所示，电子显微镜的电流波形可以分为三个区域，分别为关机期、剧烈波动期、缓慢波动期。其中关机期对应电源未开启的阶段，电流在关机电流附近波动。剧烈波动期对应电子显微镜的前置操作，在电子显微镜启动初期，各部件需要逐渐达到工作温度，电子光源也需要逐渐稳定下来，电子束参数需要设定，聚焦参数需要调节，这些因素都会导致电流的波动。缓慢波动期对应电子显微镜的后置操作，在电子显微镜观察成像时，电流波动通常会较小。



(a) 缓慢波动期和剧烈波动期波形示意图

(b) 关机期波形示意图

图 4.4 电子显微镜电流流程趋势分析图

电子显微镜的操作不规范流程具体可分为操作步骤缺失和操作顺序不当两类。首先，操作步骤缺失指的是操作者在进行操作时存在步骤的遗漏。其次，操作顺序不当指的是操作者在进行电子显微镜操作时未按照过程顺序进行操作。将这种不规范操作映射到电流图上，就意味着某一段电流出现了应有的趋势缺失或者顺序颠倒的情况。常见的流程不规范的数据构建方式包括六种，分别是插入、替换、跳过、重做、提前和延迟^[75,76]。如图 4.5 所示，第一行是正常的流程，接下来的六行是人工将流程注入到正常流程中得到的不规范流程。插入是指流程中随机插入若干个未知的流程，图中第二行流程 B 之后插入了一个随机流程 A；替换是指正常的某个流程被某个未知的随机流程所替换，图中第三行流程 B 被一个随机流程 D 所替换；跳过是指某个流程被跳过了而未被执行，图中第四行流程 B 被跳过执行；重做是指某个流程被重复执行，图中第五行流程 B 被重复执行一次；提前是指某个流程被提前执行，图中第六行流程 D 被提前两个流程执行；延迟是指某个流程被延迟执行，图中第七行流程 B 被延迟两步执行。

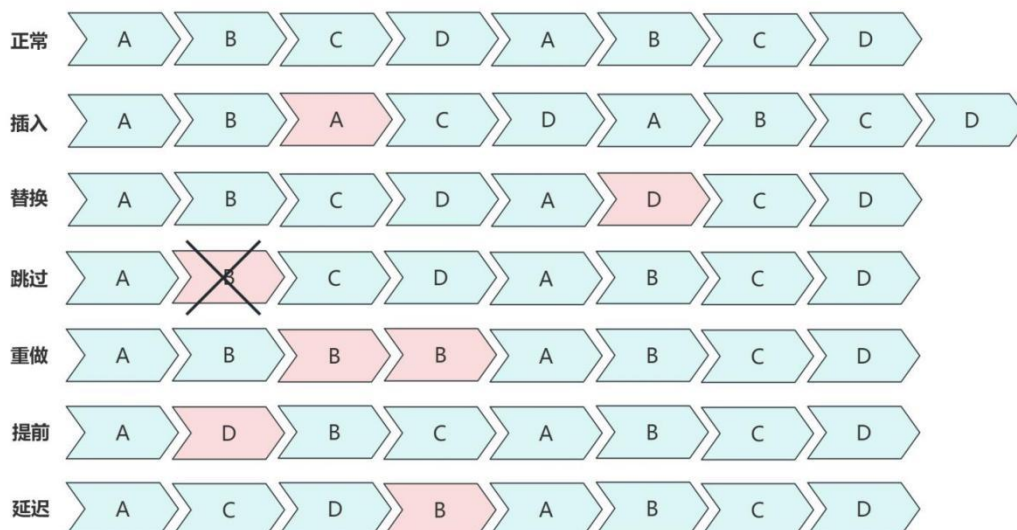
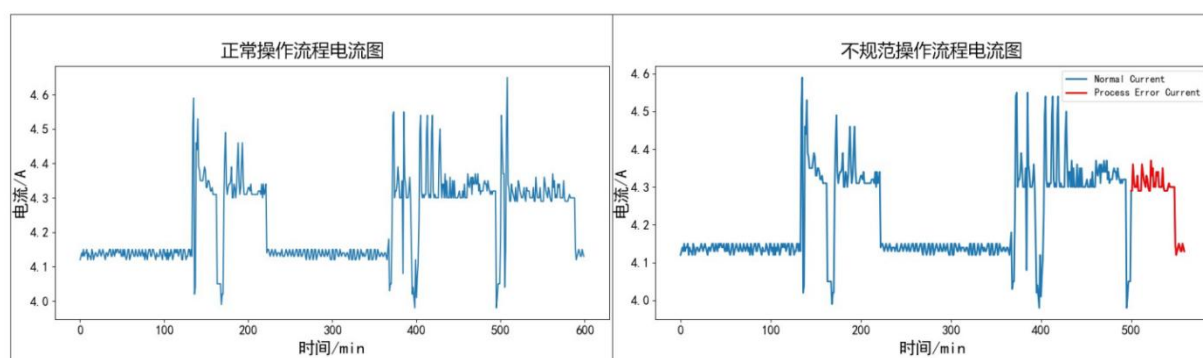
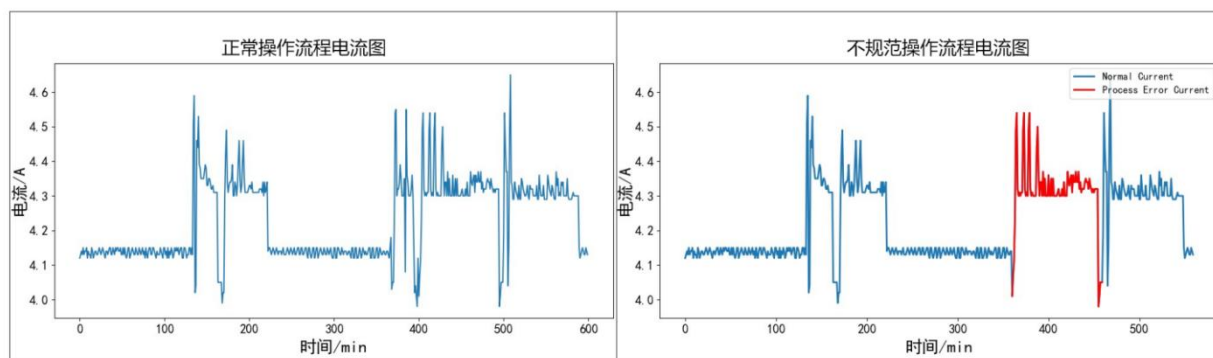


图 4.5 不规范流程构建方法示意图

根据上面提到的六种数据构建方式结合电子显微镜的运行电流，本文计划通过跳过操作来模拟操作步骤缺失，通过插入、替换、提前和延迟操作来模拟操作顺序不当。重做操作在电子显微镜电流上所对应的实际效果为某一流程执行时间过长，考虑到实际操作中存在这种情况，不采用此种方式构建数据集。本文通过上述方式构建后的典型电流图如图 4.6 和图 4.7 所示。

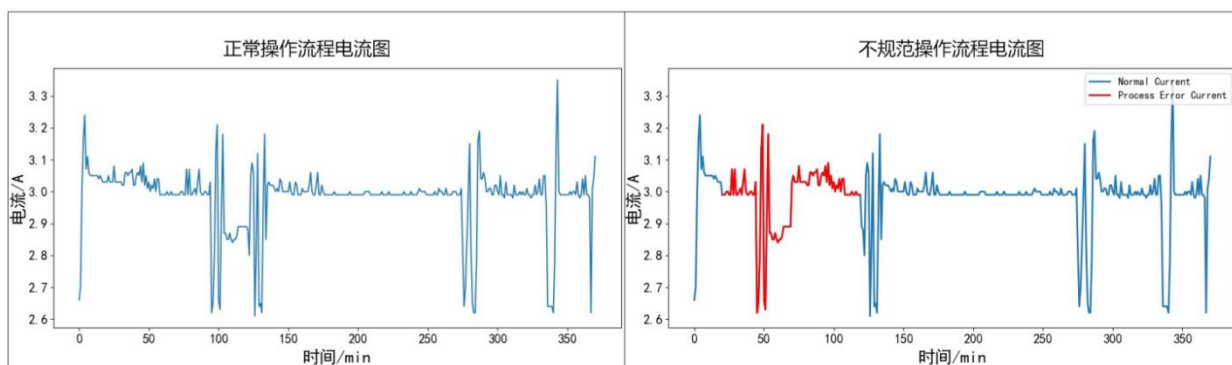


(a) 操作流程缺失示意图 1

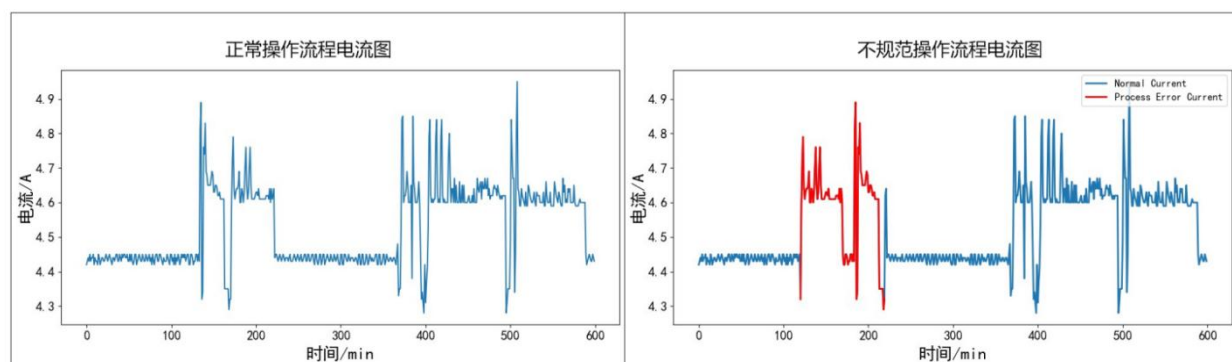


(b) 操作流程缺失示意图 2

图 4.6 典型操作流程缺失电流图



(c) 操作流程顺序不当示意图 1



(d) 操作流程顺序不当示意图 2

图 4.7 典型操作流程顺序不当电流图

4.2.4 数据集处理

数据集构建具体步骤如下：

(1) 数据核对。核对所有运行电子显微镜异常电流数据，筛除存在长时间离线或关机状态的数据信息。

(2) 数据标注。如表 4.2 所示对异常电流打上标签。

表 4.2 电子显微镜异常类别标签

类别	映射数值
使用异常	1
故障异常	2
操作流程不规范异常	3

(3) 归一化。根据仪器电流数据进行归一化处理。

(4) 训练集和测试集的划分。将异常数据集的 70% 作为训练集，30% 作为测试集。

(5) 以特定时间点向前 50 分钟所覆盖的电流数据区间，作为该时刻特征集合的构成并与异常类别映射，进而构建出数据集子区间。

4.3 模型结构

4.3.1 BiGRU

GRU 网络的结构如图 4.8 所示，它采用了一种更为优化的门控机制。相较于标准的 LSTM，更新门起到了替代 LSTM 中遗忘门和输入门功能的作用，能够同时决定遗忘过去的记忆和接受当前的输入信息，同时 GRU 网络还将细胞状态和隐藏状态合并为一个状态向量，避免了 LSTM 中需要维护两个状态的复杂性。这些改进使得 GRU 的网络模型变得更加精简，并且能够有效减少矩阵乘法的计算过程。

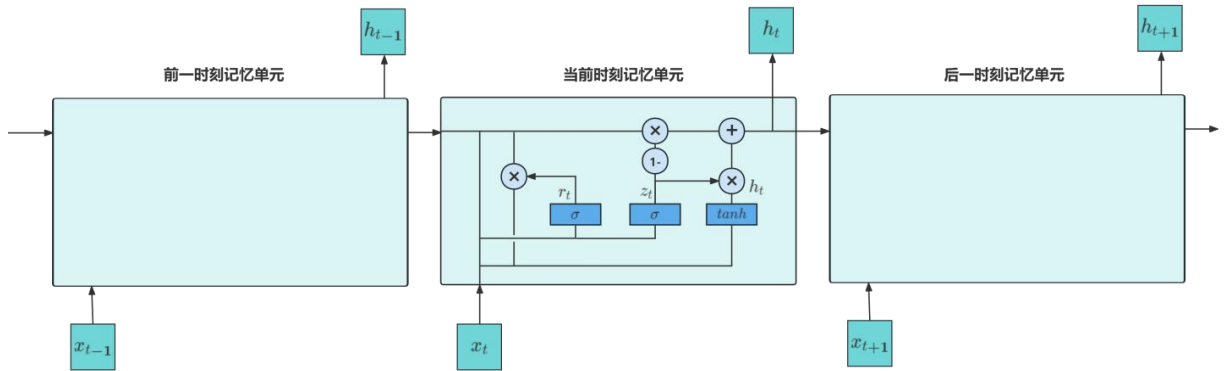


图 4.8 GRU 结构图

(1) 重置门负责控制模型是否要对先前的状态信息进行遗忘处理。其结构和计算如图 4.9 所示，式 4.1-4.2 所示，其中 x_t 为当前时刻输入， h_{t-1} 为上一时刻输出， W_r 和 W_h 为权重矩阵， b_r 和 b_h 为偏置向量， r_t 为重置门参数， $\tilde{h}_t$ 为候选输出。

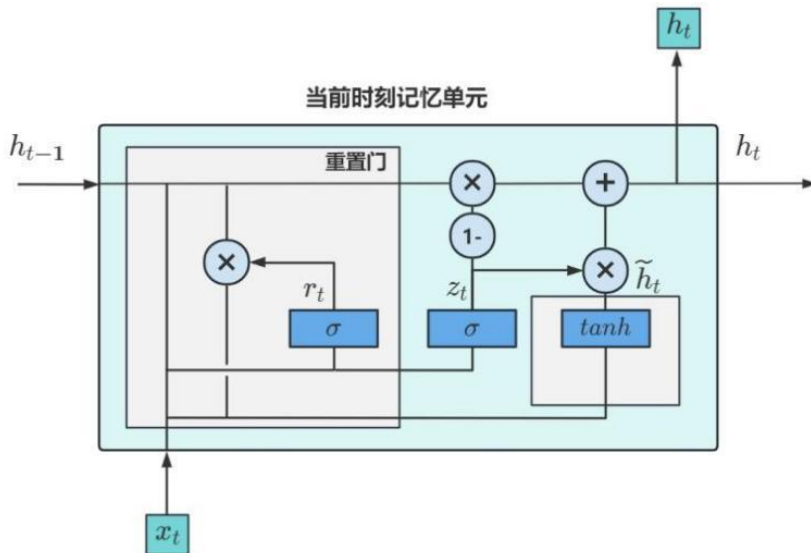


图 4.9 GRU 重置门结构图

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r) \quad (4.1)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h \cdot [r_t * h_{t-1}, x_t] + b_h) \quad (4.2)$$

(2) 更新门负责决定在当前时间步中, 如何将新的输入数据与先前时间步的隐藏状态进行结合。其结构和计算如图 4.10 所示, 式 4.3 所示, 其中 x_t 为当前时刻输入, h_{t-1} 为上一时刻输出, W_z 为权重矩阵, b_z 为偏置向量, z_t 为更新门参数。

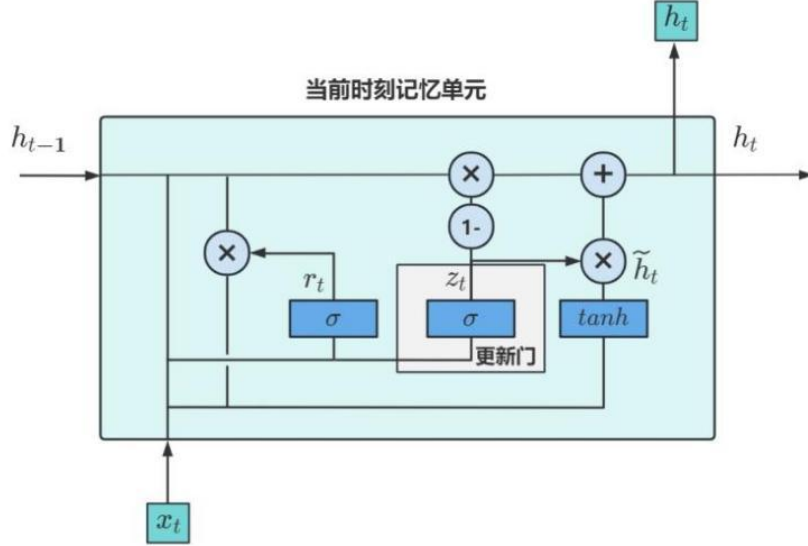


图 4.10 GRU 更新门结构图

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z) \quad (4.3)$$

(3) 输出门负责控制当前时间步的隐藏状态如何影响最终的输出。其结构和计算如图 4.11 所示, 式 4.4 所示, 其中 h_{t-1} 为上一时刻输出, $\tilde{h}_t$ 为当前时刻候选输入, h_t 为当前时刻的最终输出。

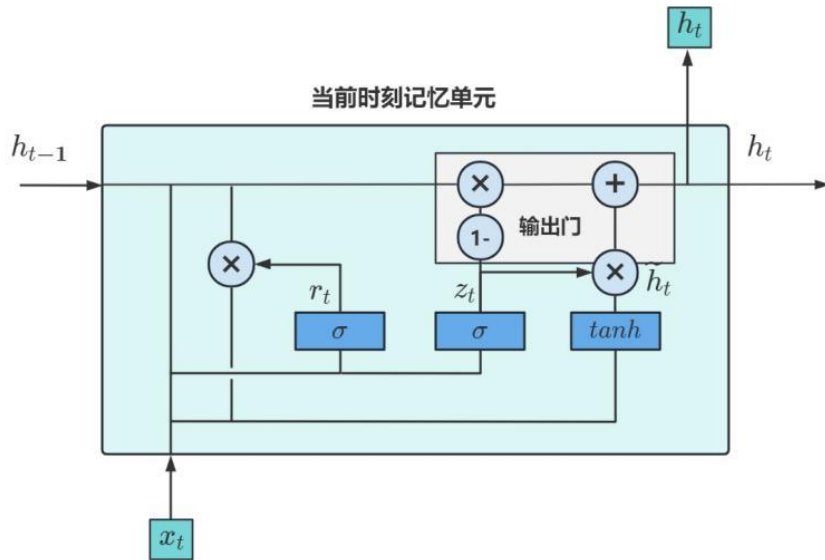


图 4.11 GRU 输出门结构图

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t \quad (4.4)$$

本文采用的 BiGRU 网络，其结构与 BiLSTM 相似，但区别在于将 LSTM 网络替换为更为简洁高效的 GRU 网络。

4.3.2 特征提取模块

特征提取模块使用了并行的 CNN，此模块的设计旨在从经过预处理的电流信号中提取出电流特征参数。如图 4.12 所示，该模块中的两个并行分支采用了不同尺寸的卷积核来进行特征提取，以充分利用不同尺度下卷积操作对信号的信息提取能力。首先，较小尺度的卷积核被应用于一个分支，这个分支旨在更好地捕捉电流信号中的时间信息。较小的卷积核具有更小的感受野，因此能够更细致地分析信号中的短时特征变化，例如突发事件或快速波动。另一方面，另一个分支采用了较大尺度的卷积核，其目标是更好地捕捉电流信号的形态特征。较大的卷积核能够覆盖更广泛的局部信息，并且对于信号中的长期模式和周期性变化有更好的感知能力。通过并行使用这两种不同尺度的卷积核，特征提取模块可以综合考虑电流信号中的时间信息和形态特征，从而更全面地描述信号的特性。

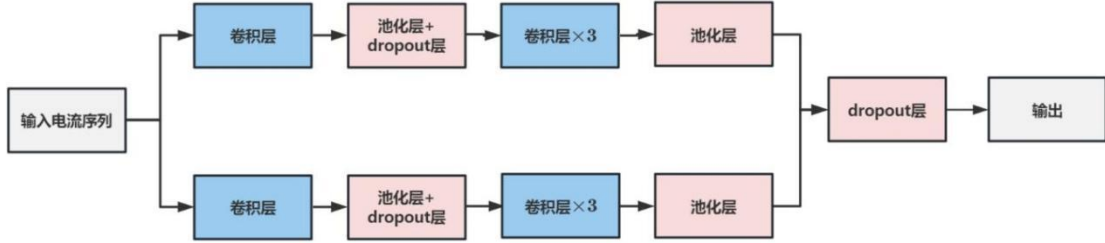


图 4.12 特征提取模块网络结构图

使用并行 CNN 提取特征过程如式 4.5-4.7 所示，假设输入 N 个电流序列 $\{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ 。其中， $CNN_1()$ 和 $CNN_2()$ 为并行 CNN 的计算函数，通过不同分支的 CNN 把一个电流序列 a_t 转换成特征向量 b_{1t} 和 b_{2t} ， $\parallel$ 运算符表示把 2 个特征向量进行连接并输出 x_t 。

$$b_{1t} = CNN_1(a_t) \quad (4.5)$$

$$b_{2t} = CNN_2(a_t) \quad (4.6)$$

$$x_t = b_{1t} \parallel b_{2t} \quad (4.7)$$

4.3.3 序列残差学习模块

电子显微镜各个流程阶段之间的关联性显著，学习各流程阶段内部时间上的先后关系有助于提高异常电流分类的准确性。如图 4.13 所示，该模块包括 BiGRU 和快捷连接 FC 两部分。

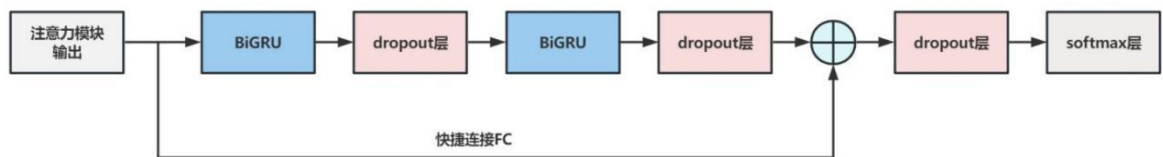


图 4.13 序列残差学习模块网络结构图

其中残差单元的构建引入了快捷连接机制，其核心思想在于直接对特征提取模块的输出与 BiGRU 的输出进行相加操作，从而实现一种有效的恒等映射。此类映射有助于数据在深层神经网络中的跨层快速传播，提高了信息在网络传递过程中的效率并有效缓解了梯度消失现象。

序列残差学习定义如式 4.8-4.10 所示，假设由 CNN 提取的特征序列为 x_t ，其中 $t = 1, \dots, N$ 。其中 GRU_f 和 GRU_b 处理序列数据 x_t 中的前向和后向特征， w_i 为共享权值，通过计算正向隐向量 $\vec{h}_{t-1}$ 与反向隐向量 $\vec{h}_{t+1}$ ，得到了新的隐向量 $\vec{h}_t$ 和 $\bar{h}_t$ ，FC 实现从特征序列到向量的映射转换，该向量通过残差连接的方式与 BiGRU 所输出的向量 $w_4 \vec{h}_t || w_6 \bar{h}_t$ 进行有效组合融合，进而形成最终的输出单元 h_t 并输入到一个 softmax 分类器中进行分类识别。

$$\vec{h}_t = GRU_f(w_1 x_t + w_2 \vec{h}_{t-1}) \quad (4.8)$$

$$\bar{h}_t = GRU_b(w_3 x_t + w_5 \vec{h}_{t+1}) \quad (4.9)$$

$$h_t = w_4 \vec{h}_t || w_6 \bar{h}_t + FC(x_t) \quad (4.10)$$

4.3.4 注意力机制优化

注意力（Attention）机制最初是在神经科研领域中提出的，用来描述大脑在处理信息时如何集中关注特定的刺激或信息。在人工智能领域，Attention 机制被引入到神经网络模型中，帮助模型在处理序列数据时关注重要的部分，从而提高其性能。Attention 机制在机器翻译、语音识别、图像处理等领域都取得了巨大成功，并成为许多深度学习模型的关键组成部分。Attention 机制可以模拟人脑对信息的关注方式，使得注意力集中在序列的关键部分，从而忽略其他不重要的信息。该机制主要包括确定输入序列的重要部分，并将有限的信息处理资源分配给这些关键部分。注意力机制可进一步分为软注意力机制和硬注意力机制^[77,78]。软注意力机制通过赋予输入信息不同的权重并进行加权平均计算，从而评估信息各组成部分的重要性。相对而言，硬注意力机制多采取强化学习策略处理在序列中出现概率较高的信息要素。

本文旨在探索软注意力机制，尝试将其应用于特征提取模块和序列残差学习模块之间，以使网络能够更加专注于电流信号中关键部分的源域信息，并相应地进行重点部分的特征学习，在软注意力机制的实现过程中，主要应用了通道域的 SE（Squeeze-and-Excitation Block, SE）模块以及混合域的 GAM（Global Attention Mechanism, GAM）模块。

4.3.4.1 SE 模块

SE 模块通过动态调整网络通道特征的权重分配，增强了模型对信息的表征能力。其核心理念是在特征权重学习过程中，对于重要关注区域内的特征图赋予较高权重，而对非重点关注区域的特征图赋予较低权重，从而实现对通道特征的动态调整。SE 模块的实现方式如图 4.14 所示。首先，通过采用全局平均池化技术，对特征进行了压缩（Squeeze）处理，以获得特征图的全局压缩特征值。然后通过激活（Excitation）操作执行两次全连接和一次 Sigmoid 运算，以获得特征图中每个通道的权重。

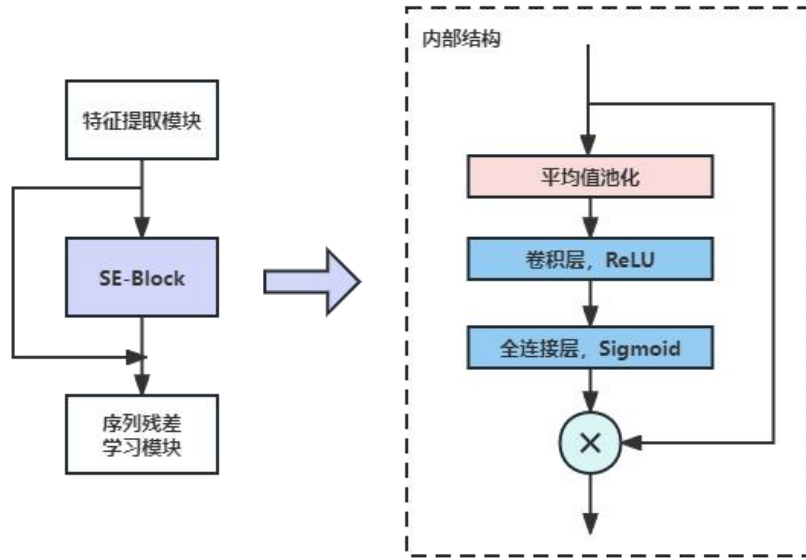


图 4.14 SE 注意力模块结构图

4.3.4.2 GAM 模块

GAM 注意力机制模块将空间域和通道域的信息相结合，如图 4.14 所示，该结构包括两大核心部分：通道注意力模块（Channel Attention Module, CAM）和空间注意力模块（Spatial Attention Module, SAM）。

通道注意力模块如图 4.15 所示，首先，输入特征图经过维度转化，随后被输入到 MLP 中，以增强不同维度之间的通道和空间依赖性。MLP 包括两个线性层和一个 ReLU 激活函数。在 MLP 的第一个线性层中，特征图的通道按压缩比例 r 进行压缩，接着通过 ReLU 激活函数来减缓梯度的消失和爆炸现象，然后通过第二个线性层将特征的通道维度还原。最后，经过 Sigmoid 函数完成对输入特征图的处理。其计算过程如式 4.11 所示，其中 F 表示输入特征图， p 表示维度转化， f_1 表示第一个线性层， $relu$ 表示为非线性 ReLU 激活函数， f_2 表示为第二个线性层， p' 表示对称的维度转化， σ 表示 Sigmoid 函数。

$$M_c(F) = \sigma(p'(f_2(relu(f_1(p(F)))))) \quad (4.11)$$

为了更关注空间信息，GAM 的空间注意力机制去掉了池化操作，以保留更多的特征映射。空间注意力机制如图所 4.15 示，首先，对通道注意力机制传入的特征图进行信息融合，使用两个 7×7 的卷积核。第一个 7×7 的卷积核用于压缩特征图的通道数，而第二个 7×7 的卷积操作则用于确保特征图和输入特征图的通道数保持一致。最后，利用 Sigmoid 函数创建空间权重，并将其应用于原始输入特征图。其计算过程如式 4.12 所示。其中， bn_2 表示第二个批归一化， $conv_2$ 表示第二个 7×7 卷积层， bn_1 表示第一个批归一化， $conv_1$ 表示第一个 7×7 卷积层， F 表示经过空间注意力机制输出的特征图。

$$M_s(F) = \sigma(bn_2(conv_2(relu(bn_1(conv_1(F)))))) \quad (4.12)$$

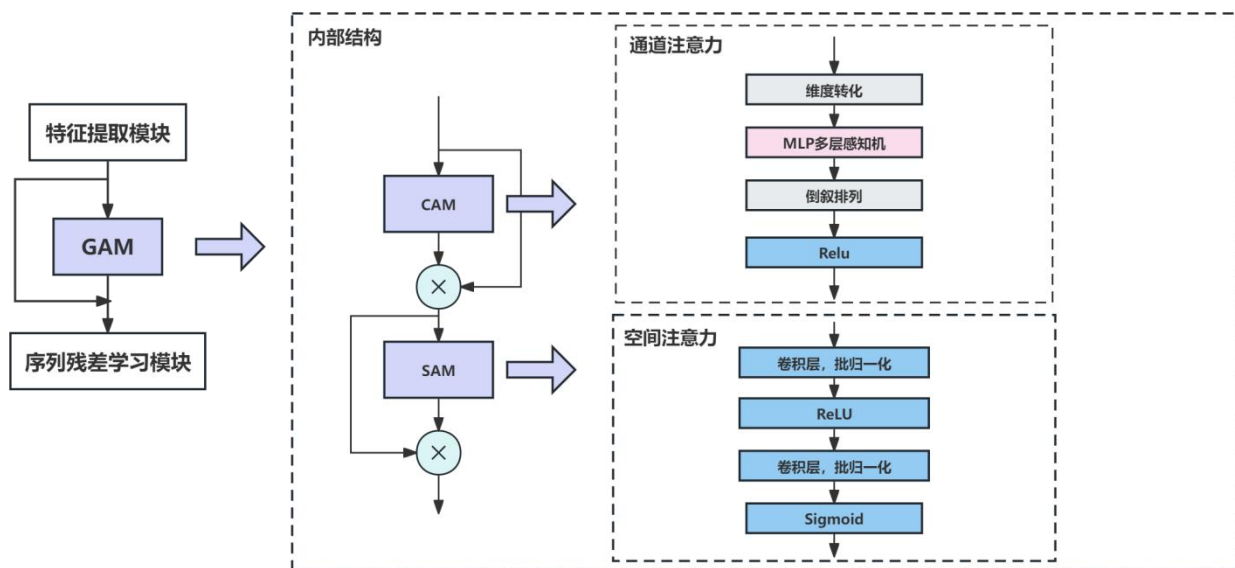


图 4.15 GAM 注意力模块结构图

4.3.5 总体结构

本文的模型总体结构如图 4.16 所示，由特征提取模块、注意力机制以及序列残差学习模块三部分组成。其中两个并行的 CNN 卷积核大小分别为 3 和 11。

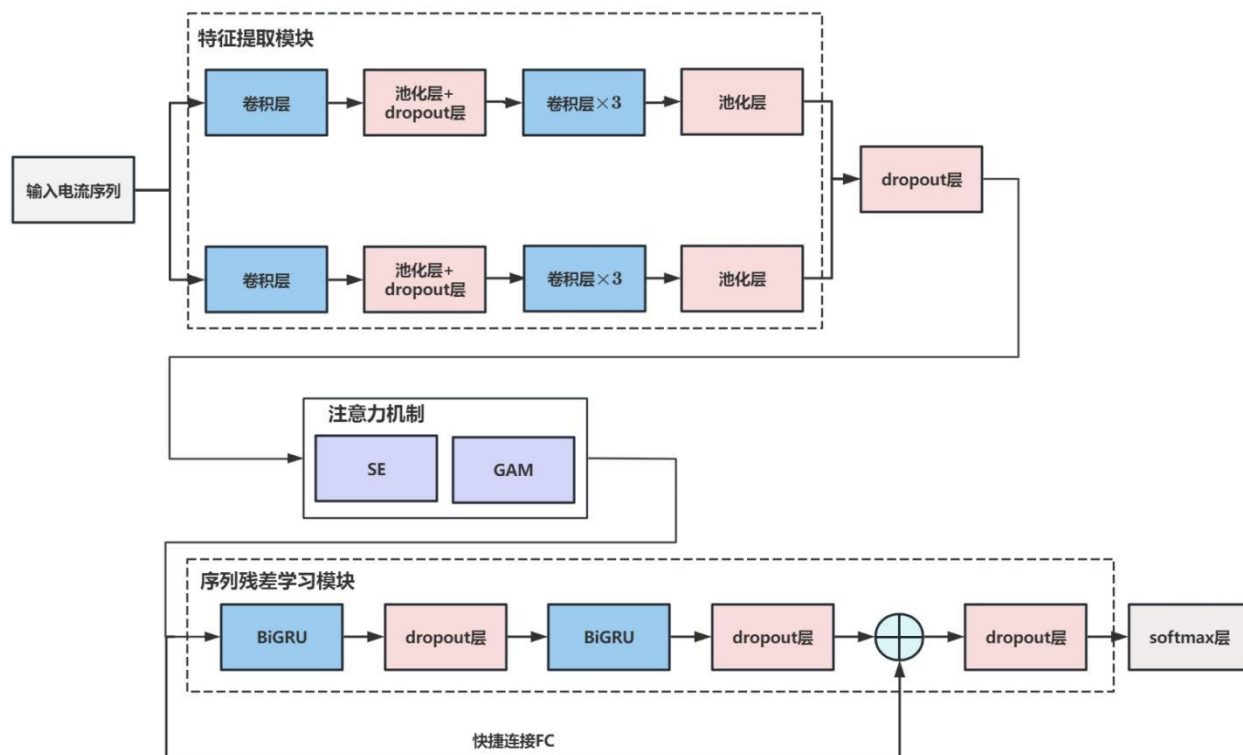


图 4.16 模型总体结构图

4.3.6 模型训练

模型的基本训练流程如下：

- (1) 对 CNN-BiGRU-Attention 网络模型的初始化参数进行设定，并设定迭代次数。

(2) 训练 CNN-BiGRU-Attention，循环执行以下步骤直到收敛或达到最大迭代次数。

将训练数据输入 CNN-BiGRU-Attention 进行前向传播，计算类别。

(3) 计算损失函数，并通过反向传播计算梯度，根据梯度和学习率对参数进行更新。

(4) 对收敛条件的进行检查，若不符合条件则继续进行迭代，否则停止训练。

(5) 将测试集输入 CNN-BiGRU-Attention 进行前向传播预测，得到预测的分类结果。

4.4 模型评价

4.4.1 样本增强结果分析

GAN 模型因其出色的生成能力而被广泛应用于生成各种类型的数据。在小样本异常类型样本增强方面，GAN 可以通过学习样本数据的分布来生成新的样本，从而扩充原始数据集，提高模型的泛化能力和鲁棒性。为了测试 GAN 模型的生成效果，本文选择时域指标作为评价指标，通过平均值、中位数、中值、极差、偏差平方和以及峰度七种时域指标进行综合评价。七种时域指标的计算公式如式 4.13-19 所示。

(1) 平均值，数据的平均水平，其中 X_i 为 i 时刻对应的电流大小， n 为数据量。

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} X_i \quad (4.13)$$

(2) 中位数，数据的中间水平。

$$\tilde{X} = \begin{cases} X_{n/2}, & n \% 2 == 1 \\ \frac{X_{n/2} + X_{n-1/2}}{2}, & n \% 2 == 0 \end{cases} \quad (4.14)$$

(3) 中值，数据最大值和最小值的平均值。

$$X_{mid} = \frac{X_{max} + X_{min}}{2} \quad (4.15)$$

(4) 极差，数据最大值和最小值相减。

$$R = X_{max} - X_{min} \quad (4.16)$$

(5) 偏差平方和，数据值和平均值相减值的平方累加和。

$$S = \sum_{i=0}^{n-1} (X_i - \bar{X})^2 \quad (4.17)$$

(6) 偏度，数据的偏斜程度。

$$S_k = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\bar{X}} \right)^3 \quad (4.18)$$

(7) 峰度，数据的陡峭程度。

$$K_u = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma} \right)^3 \quad (4.19)$$

本文从数据集集中的故障异常电流中抽取了部分拉升类型故障异常电流以及部分骤降类型故障异常电流，并使用 GAN 对这些类型的电流进行增强。从表 4.3 中的时域指标结果中

可以看到原始数据和生成数据之间存在非常小的时域偏差。具体来说，最小的绝对误差指标为拉升类型故障异常电流的极差指标，达到了 0.01450，最小的相对误差指标为拉升类型故障异常电流的偏度指标，仅达到了-0.905%，可以近似的认为两者相同。此外，其他所有指标的相对误差都保持在 5%以下。综上可以得出，本文使用 GAN 能够有效生成与原始电流样本在时域特性上具有高度吻合性的模拟数据，其真实性与实际样本极为接近，证明了其在扩充故障异常电流样本数据集方面的实用性。此外，对于平台中可能出现的新型异常电流，同样可以借助 GAN 进行样本增强，进而不断完善和丰富异常电流样本。

表 4.3 GAN 生成的故障异常电流样本指标对比

电流类型	指标	原始数据	生成数据	绝对误差	相对误差
拉升类型故障异常电流	平均值	3.19624	3.29598	0.09974	3.121%
	中位数	3.35594	3.45179	0.09585	2.856%
	中值	2.73354	2.83918	0.10564	3.865%
	极差	1.55440	1.56890	0.01450	2.255%
	偏差平方和	8.65099	9.05521	0.40422	4.892%
	偏度	-1.97583	-1.95794	0.01789	-0.905%
	峰度	4.90894	5.11233	0.20339	4.143%
骤降类型故障异常电流	平均值	0.52814	0.55333	0.02519	4.770%
	中位数	0.46313	0.48260	0.01947	4.204%
	中值	1.21818	1.25476	0.03658	3.003%
	极差	1.55184	1.58636	0.03452	2.224%
	偏差平方和	5.11210	5.29024	0.17814	3.485%
	偏度	4.66217	4.53766	-0.12451	-2.671%
	峰度	20.99760	20.13796	-0.85964	-4.294%

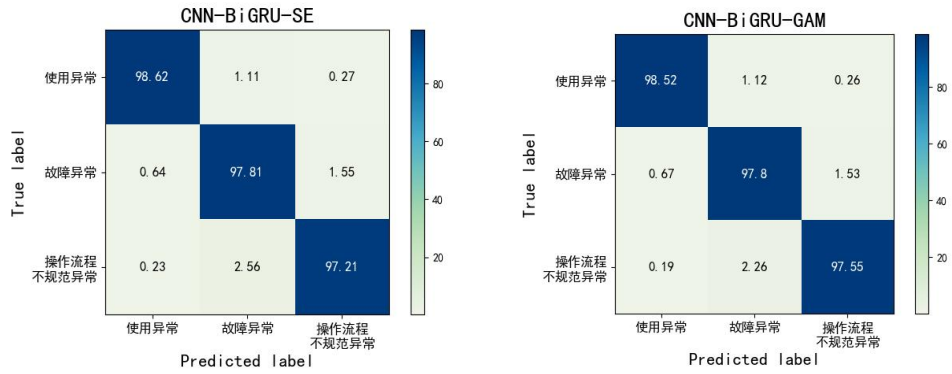
4.4.2 异常电流分类结果分析

4.4.2.1 本文模型对比

本文使用的异常测试集中三种异常电流类型的比例为 1: 1: 1，每种类型近 2 万分钟。对于多分类任务，除了上章提到的评价指标外，对不同类别的 F1 进行平均值处理可以宏综合性指标（Macro-F1-Measure, MF），公式如 4.20 所示。

$$MF = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} F1_i}{n} \quad (4.20)$$

在本文中，两种模型的分类混淆矩阵如图 4.17 所示。从图中可以看出，CNN-BiGRU-GAM 模型在识别操作流程不规范类别方面的准确率有所提升。这表明了 GAM 模块通过结合通道注意力和空间注意力机制，能够更加全面地捕捉图像特征之间的依赖关系。综合考虑模型性能指标而言，CNN-BiGRU-GAM 模型相比于 CNN-BiGRU-SE 表现更佳一些。表 4.4 给出了两个模型的具体评价指标结果，根据表中数据显示，CNN-BiGRU-GAM 模型宏 F1 分数 MF 达到了 97.95%，对三种异常类别的分类准确性较高，各类别的 F1 分数均超过 97%，其中使用异常类别的 F1 达到了 98.82%，故障异常类别的 F1 为 97.17%，不规范操作流程异常类别的 F1 为 97.87%。



(a) CNN-BiGRU-SE 识别混淆矩阵 (b) CNN-BiGRU-GAM 识别混淆矩阵

图 4.17 两种模型异常电流分类混淆矩阵图

表 4.4 两种模型评价指标表

模型	流程阶段	Precision(%)	Recall(%)	F1(%)	MF(%)
CNN-BiGRU-SE	使用异常	99.12	98.62	98.87	97.88
	故障异常	96.38	97.81	97.09	
	不规范操作流程异常	98.16	97.21	97.68	
CNN-BiGRU-GAM	使用异常	99.13	98.52	98.82	97.95
	故障异常	96.56	97.80	97.17	
	不规范操作流程异常	98.20	97.55	97.87	

将上章的异常检测模型和本文的异常分类模型相结合可以达到识别异常电流以及具体异常原因的效果。图 4.18 给出了异常电流的识别结果图，根据图示可以看出本文的算法展现出了较好的异常电流识别能力。

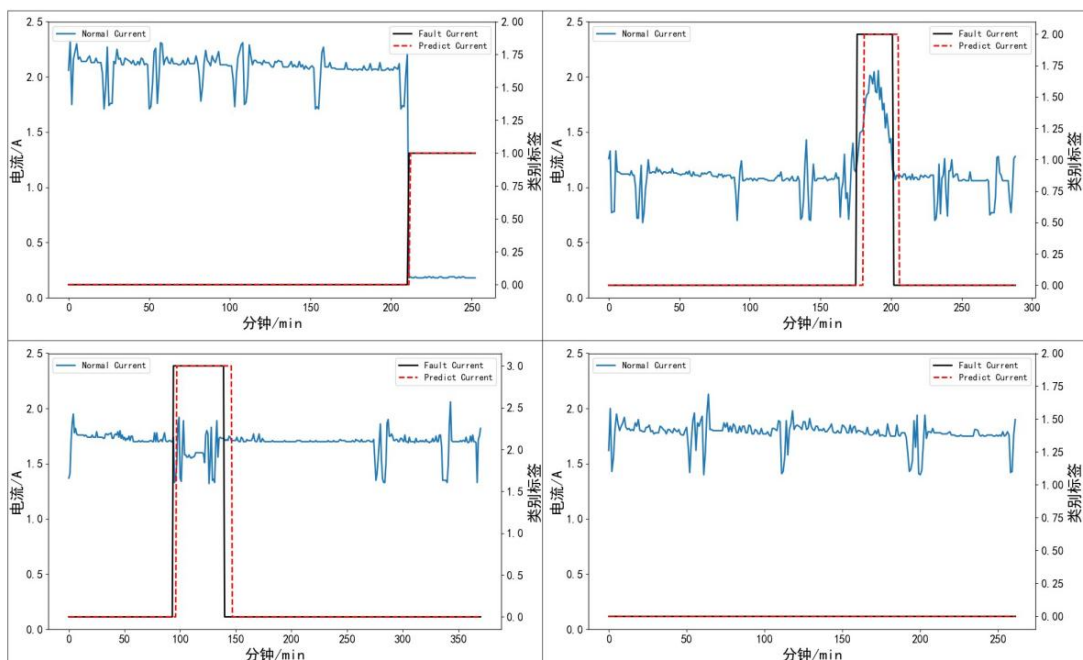


图 4.18 异常电流识别结果图

4.4.2.2 基础模型对比

为了更加全面的评价本文所提出的模型，除了在本文提出的 2 个模型之间进行对比分析外，同时也对基础模型进行对比分析。如表 4.5 所示，从模型的整体性能而言，本文的 CNN-BiGRU-GAM 模型的宏平均 F1 值 MF 是最高的。从结果中可以看出本文使用的并行 CNN 和注意力机制能够更充分地提取电流的时序特征以提升异常分类的效果以提升异常电流的分类效果。

表 4.5 基础模型对比测试结果

模型	CNN 个数	MF
CNN-BiGRU	1	97.59
CNN-BiGRU	2	97.71
CNN-BiGRU-GAM	2	97.95

4.4.3 实例分析

4.4.3.1 使用异常电流识别结果

为了更直观地验证本文模型对于使用异常电流检测的可靠性，本文统计了平台内部分使用异常电流，并将使用异常电流发生初期时的电流数据输入到本文模型中，结果如图 4.19 所示，从图中可以清楚地观察到，本文提出的模型在识别使用异常电流情况方面表现较好。

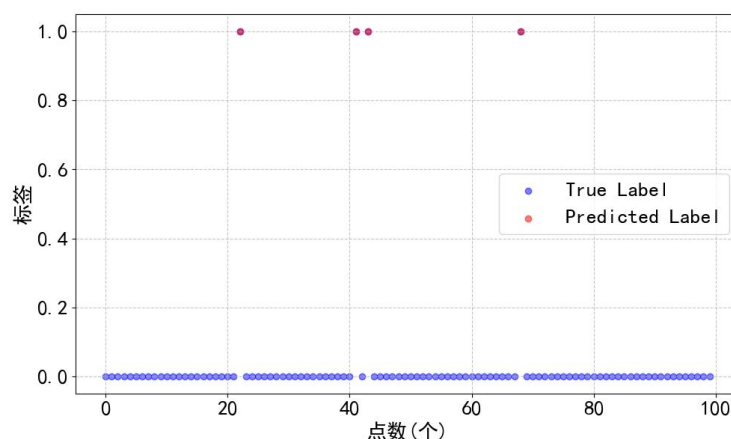


图 4.19 使用异常识别结果图

4.4.3.2 故障异常电流识别结果

为了更直观地验证本文模型对于故障异常电流检测的可靠性，本文统计了 2022 年 1 月 1 日至 2024 年 1 月 1 日期间平台内三类仪器出现的故障情况，训练这三类仪器对应的模型，并将故障时间段内的电流数据输入到本文模型中。表 4.6 给出了故障异常电流的识别结果，通过分析模型输出的结果可以看出，对于各种故障，报警率基本都在 90% 以上，这意味着本文模型能够较好地识别各种故障。然而，对于操作面板故障这类故障，由于其通常与用电无关，因此无法根据运行电流进行预防。这类故障通常需要通过定期维护、更换

部件等方式进行预防和处理。总的来说，本文模型能够较好地识别各种故障异常电流，并为科研仪器的维护和管理提供重要的参考依据。

表 4.6 故障异常电流检测实例验证结果

仪器主体	故障内容	出现次数(次)	报警次数(次)	报警率(%)
电子显微镜	电子枪故障	2	2	100
电子显微镜	真空系统故障	2	2	100
电子显微镜	操作面板故障	5	0	0
PCR 仪	风扇故障温度上升	2	2	100
PCR 仪	光源卤素灯频闪	1	1	100
液相色谱仪	输液泵故障	2	1	50
液相色谱仪	加热棒故障	2	2	100

4.4.3.3 不规范操作流程电流识别结果

为了更直观地验证本文模型对于不规范操作流程电流检测的可靠性，本文针对某实验室的电子显微镜展开了实验，现场图如图 4.20 所示。整个测试周期持续 20 天，仪器使用者记录下每天使用电子显微镜的时间段以及操作流程中有无操作步骤缺失或操作顺序不当的情况。识别情况总结如表 4.7 所示。从表中可以看出，通过本文提出的模型，能够相对准确地识别出电子显微镜的不规范流程。其中操作顺序不当的报警率相对于操作步骤缺失更高，说明在实际操作中相对于操作顺序不当的明显电流特征，操作步骤缺失是相对更难识别的。



图 4.20 电子显微镜现场图

表 4.7 电子显微镜不规范操作报警结果

天数	预计开机时间(小时)	操作步骤缺失次数(次)	操作顺序次数(次)	操作异常报警次数
第一天	5	0	2	2
第二天	2	0	0	0
第三天	4	1	1	2
第四天	4	1	1	2
第五天	8	2	2	3
第六天	4	2	0	2
第七天	0	0	0	0
第八天	4	2	1	1
第九天	2	1	1	2
第十天	4	1	2	3
第十一天	5	1	3	3
第十二天	3	1	0	1
第十三天	5	2	1	3
第十四天	0	0	0	0
第十五天	4	0	3	3
第十六天	2	2	0	2
第十七天	2	1	1	1
第十八天	6	2	2	3
第十九天	2	2	0	2
第二十天	7	1	3	4

操作步骤缺失报警率 81.81%：操作顺序不当报警率：91.30%

4.5 本文小结

本文针对科研仪器异常电流分类的问题，具体以电子显微镜为例，分析了电子显微镜类仪器的典型异常电流，并使用 GAN 增强和构造法扩充故障异常电流样本，使用插入、替换、跳过、提前和延迟五种数据构建方式扩充不规范操作流程电流。在模型方面提出一种基于 CNN-BiGRU-Attention 的分类模型进行异常电流的分类，使用了并行的 CNN 从时间信息和形态特征对电流数据进行特征提取。同时，引入 BiGRU 结构作为基本单元捕捉时间序列数据的长期依赖关系。另外，为了使网络更专注于电流信号中的关键信息，引入了两种注意力机制。通过对比两种注意力机制，发现 CNN-BiGRU-GAM 模型的总体效果最优，宏平均 F1 值达到了 97.95%。最后通过测试实验得到该方法在实际案例中能起到良好的预警效果，能够辅助仪器操作人员了解仪器异常信息。

第5章 总结与展望

5.1 全文总结

本文从当前科研仪器数量不断增加,但是没有办法及时地发现仪器异常的痛点切入,设计了一种基于电流数据的科研仪器运行异常监测平台。该平台具有科研仪器电流展示、仪器异常推送报警、数据统计以及实验室人员管理等多种功能。本文分析了当前有关电流应用研究、异常检测以及时间序列分类技术的国内外现状,详细介绍了本平台整体的设计思路以及实现过程,并针对科研仪器运行异常监测的问题,设计了一种基于对抗网络的科研仪器异常检测模型和一种基于 CNN-BiGRU 的异常电流分类模型。本文的主要工作如下:

(1) 本文结合了非侵入式采集硬件和分布式软件设计理念,设计了一个科研仪器运行异常监测平台。采集层通过电流智能检测仪以非侵入式方式从科研仪器上采集电流数据,并利用 NB-IoT 技术将数据传输到物联网平台。数据层根据存储数据的特性选择了 MySQL、MongoDB、Redis 和 ElasticSearch 四种数据库,并采用了集群化部署来防止单点故障。服务层按照分布式原则对不同业务进行拆分,内部调用采用了 HTTP 调用、RPC 调用和 MQ 调用三种方式,以适应不同业务的特点。网关层使用 APIGateway 来实现不同微服务之间的调用。WEB 层通过网页端、小程序端和大屏展示为载体,实现了数据展示与用户交互。最终本平台实现了稳定可靠和功能丰富的科研仪器运行异常监测功能,为科研工作者提供了可靠的数据支持和用户友好的交互界面。

(2) 本文设计了一种针对特定类别科研仪器进行模型训练的方法,以有效降低训练成本。本文对电子显微镜类仪器的内部结构和典型运行电流进行了深入分析。鉴于当前平台内异常电流样本相对稀少的情况,难以直接训练监督学习模型,因此采用了一种基于重构正常电流的异常检测方法。该方法以 GAN 和 LSTM 为基础,通过双向 GAN 结构对传统 GAN 模型进行了优化,并利用 CNN 对 LSTM 进行了优化,以更好地提取电流数据的特征。在异常打分方面,实验采用了多种异常指标的组合。为了测试模型性能,根据电子显微镜器件的特点,模拟了部分异常电流与正常电流相结合,并进行了多轮测试。实验结果显示,在针对电子显微镜的异常检测任务中,基于 DTW 的重构误差和判别器输出相乘的方式表现最佳,Recall 分数达 95.42%,F1 分数达 89.54%,能够有效地检测科研仪器的异常情况。

(3) 本文针对异常电流的异常原因分类进行了深入分析。以电子显微镜类仪器为例,介绍了三种不同的异常类型对应的电流特点,使用 GAN 和构造法扩充故障异常电流,使用五种数据构造方式(插入、替换、跳过、提前和延迟)构建了操作流程不规范异常数据集。在此基础上,设计并实现了一种基于 CNN-BiGRU-Attention 的异常电流分类模型,该模型利用并行的 CNN 网络充分提取电流的时间信息和形态特征信息。同时在网络中加入了两种注意力机制进行对比。实验结果显示, CNN-BiGRU-GAM 模型表现最佳,其宏 F 分

数 MF 达到 97.95%，能够有效地对异常电流的异常原因进行分类，为保障仪器安全和实验结果可靠性提供了有力支持。

5.2 未来的工作展望

本文分析了科研仪器运行异常监测现有的不足，并且从异常电流检测和异常电流分类两个问题出发，具体应用于使用异常电流、故障异常电流以及操作流程不规范异常电流，结合物联网、分布式和深度学习等多种技术，设计了一个功能丰富的科研仪器运行异常远程监测平台，但是还是存在一些地方需要进行完善和下一步研究：

（1）未来可以从更多方面挖掘电流数据。比如研发仪器推荐算法，这种推荐算法可以通过分析不同仪器的电流数据，结合使用频率和时长等信息，识别出潜在的闲置或低利用率的仪器。对于这些仪器，系统可以向用户推荐相关实验或项目，鼓励其更多地利用这些设备，提高实验室设备的整体利用率。同时，为了避免实验室仪器被滥用或占用情况，可开发预约系统，允许用户提前预约仪器使用时间，确保资源合理分配

（2）本文提出的基于重构的异常检测方法没有依赖已知异常电流对模型进行增强。然而，随着后续异常电流数据量的增加，可以考虑通过半监督学习的方式对模型进行改进，从而更好地利用已知的正常数据和部分异常数据进行模型训练，提高模型的准确性和鲁棒性。

（3）目前针对科研仪器的分析主要基于电流数据，但在后续的研究中，可以考虑在实验室中安装更多类型的传感器，例如温度、湿度等传感器，以获取更丰富的实验环境信息。通过收集多种传感器数据形成多维时间序列，可以更全面地监测科研仪器的状态变化和异常情况。这种多传感器数据融合的方法有望提高对科研仪器异常的识别和预警能力，为科研实验提供更好的支持和保障。

致谢

时光匆匆，转眼间，我的硕士学习生涯即将画上句号。回首这段宝贵的时光，我满怀感激之情，向所有给予我帮助和支持的人致以最诚挚的谢意。

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

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

同时，我要感谢我的家人。你们一直是我坚实的后盾，无论我遇到什么困难和挫折，你们总是给予我最大的支持和鼓励。你们的无私付出和默默关怀，让我能够专心致志地投入到学习和研究中。感谢你们的理解和支持，让我能够顺利完成学业。我将继续努力，以更加优异的成绩回报你们的养育之恩。

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

最后，我要感谢杭州电子科技大学为我提供了良好的学习环境和资源。学校的图书馆、实验室等设施为我提供了丰富的学术资源，让我能够更好地进行学习和研究。同时，学校的老师们也给予了我许多指导和帮助，让我在学术道路上少走了许多弯路。

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

参考文献

- [1] 国家统计局,科研技术部,财政部.2021 年全国科技经费投入统计公报[Z].2021.
- [2] 前瞻产业研究院.中国电子显微镜行业市场前瞻与投资规划分析报告[Z].2021.
- [3] 林和.高校生物与化学实验室常规仪器设备的故障特点与检修方法[J].实验技术与管理,2013,30(09):225-227.
- [4] 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,2018:2.
- [5] 邓嘉明.基于故障树的校园网络设备智能诊断系统设计[J].实验室研究与探索,2013,32(08):280-285.
- [6] 卫飞飞,方维臻.校级分析测试中心大型仪器设备共享平台建设探讨——以西南交通大学分析测试中心为例[J].分析测试技术与仪器,2023,29(04):429-437.
- [7] 张惠芹,章小卫,杜坤等.基于数字孪生的高校实验室高温设备智能化监管体系的探究[J].实验室研究与探索,2023,42(11):249-252+282.
- [8] 赵伟娜.高校实验室安全信息化管理策略研究[J].办公自动化,2023,28(21):35-37.
- [9] 李晓红,王丽萍,蔡先变等.智慧校园背景下高校实验教学管理智能化平台设计[J].煤炭高等教育,2023,41(02):121-126.
- [10] 廖伟光.基于实时状态电流的医疗设备运行状况监测技术及其应用研究[D].南方医科大学,2023.
- [11] 周晓,田瑞清,李永清.用电设备运行状态监控系统设计与实现[J].计算机测量与控制,2019,27(02):52-55+69.
- [12] 李华,朱一民,马海军等.基于最小二乘支持向量机的小电流接地系统早期故障识别算法研究[J].电气工程学报,2023,18(03):297-306.
- [13] 王子洪,裴飞霸,任晓梅等.基于实时电流监测的医疗设备故障识别系统研究[J].中国医学装备,2023,20(08):111-116.
- [14] Zhang S, Qu N, Zheng T, et al. Series arc fault detection based on wavelet compression reconstruction data enhancement and deep residual network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-9.
- [15] Pietrzak P, Wolkiewicz M, Orłowska-Kowalska T. PMSM stator winding fault detection and classification based on bispectrum analysis and convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 70(5): 5192-5202.

- [16] Samariya, Durgesh, and Amit Thakkar. "A comprehensive survey of anomaly detection algorithms." *Annals of Data Science* 10.3 (2023): 829-850.
- [17] 兰瑞乐,唐忠,刘晓红.基于高阶统计特征的大数据异常负载检测仿真[J].计算机仿真,2021,38(09):329-333.
- [18] Wang, Fengjiao, et al. "TS-PADM: Anomaly Detection Model of Wireless Sensors Based on Spatial-Temporal Feature Points." *Wireless Communications and Mobile Computing* 2021 (2021): 1-10.
- [19] Talagala, Priyanga Dilini, Rob J. Hyndman, and Kate Smith-Miles. "Anomaly detection in high-dimensional data." *Journal of Computational and Graphical Statistics* 30.2 (2021): 360-374.
- [20] 杨利辛,黄晓波,李凯.基于特征选择和改进 K-均值聚类的异常用电行为检测算法[J].计算技术与自动化,2023,42(04):69-74.
- [21] Ripan, Rony Chowdhury, et al. "A data-driven heart disease prediction model through K-means clustering-based anomaly detection." *SN Computer Science* 2 (2021): 1-12.
- [22] Nguyen, Van Quan, Viet Hung Nguyen, and Nhien-An Le Khac. "Automatically estimate clusters in autoencoder-based clustering model for anomaly detection." 2021 RIVF International Conference on Computing and Communication Technologies (RIVF). IEEE, 2021.
- [23] Giannoni F, Mancini M, Marinelli F. Anomaly detection models for IoT time series data[J]. arXiv preprint arXiv:1812.00890, 2018.
- [24] Li, Tianyu, et al. "Anomaly scoring for prediction-based anomaly detection in time series." 2020 IEEE Aerospace Conference. IEEE, 2020.
- [25] Wang, Yingqi, et al. "Time series fragmental variation trend anomaly detection method based on a temporal sequential modeling approach." 2023 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC). IEEE, 2023.
- [26] Xia X, Pan X, Li N, et al. "GAN-based anomaly detection: A review." *Neurocomputing* 493 (2022): 497-535.
- [27] 衡红军,周文华.基于 VAE 与局部上下文信息自提取的异常检测模型[J].计算机工程与设计,2023,44(11):3513-3521.
- [28] 周茂袁,伍小双.基于深度学习的异常检测模型综述[J].中国民航大学学报,2023,41(04):1-7+36.
- [29] Xu X, Zhao H, Liu H, Sun H. "LSTM-Gan-xgboost based anomaly detection algorithm for time series data." 2020 11th International Conference on Prognostics and System Health Management (PHM-2020 **an). IEEE, 2020.

- [30] 李翔宇,李瑞兴,曾燕清.基于改进核函数的支持向量机时间序列数据分类[J].信阳农林学院学报,2021,31(01):121-126.
- [31] Nancy, Periasamy, et al. "Intrusion detection using dynamic feature selection and fuzzy temporal decision tree classification for wireless sensor networks." IET Communications 14.5 (2020): 888-895.
- [32] Nazarenko E, Varkentin V, Polyakova T. Features of application of machine learning methods for classification of network traffic (features, advantages, disadvantages)[C].2019 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon). IEEE, 2019: 1-5.
- [33] 田心平,钱云祥,张浩楠等.基于自适应降噪和改进 CNN 的轴承故障诊断方法[J].机电工程技术,2024,53(01):228-232+252.
- [34] 王巍,丁辉,夏旭等.基于遗传算法优化 C-LSTM 模型的心律失常分类方法[J].中国医学物理学杂志,2024,41(02):233-240.
- [35] Abdullah, Lana Abdulrazaq, and Muzhir Shaban Al-Ani. "CNN-LSTM based model for ECG arrhythmias and myocardial infarction classification." Adv. Sci. Technol. Eng. Syst 5.5 (2020): 601-606.
- [36] Lin, Cheng Yuan, BaiHua Chen, and WeiYao Lan. "An efficient approach for encrypted traffic classification using CNN and bidirectional GRU." 2022 2nd International Conference on Consumer Electronics and Computer Engineering (ICCECE). IEEE, 2022.
- [37] 朱亚兴,余爱民,王夷.基于 Redis+MySQL+MongoDB 存储架构应用[J].微型机与应用,2014,33(13):3-5+9.
- [38] 刘吉,孙俊英,陈忠超等.基于 ElasticSearch 全文检索的农业地理信息大数据平台设计与实现[J].测绘与空间地理信息,2021,44(06):162-164.
- [39] 华洋杰,张春苗.工业数据解析及传输服务器硬件电路设计[J].机电工程技术,2019,48(06):75-77.
- [40] 钟建峰,孟宇坤,王石生等.基于 gRPC 分布式数据通信的地铁线网指挥中心平台设计与实现[J].都市快轨交通,2023,36(02):190-197.
- [41] 杨观止,陈鹏飞,崔新凯等.NB-IoT 综述及性能测试[J].计算机工程,2020,46(01):1-14.
- [42] Sinha R S, Wei Y, Hwang S H. A survey on LPWA technology: LoRa and NB-IoT[J]. Ict Express, 2017, 3(1): 14-21.
- [43] 罗威,蒋政,王宝海等.基于软件定义边界的电力物联网 LwM2M 协议安全架构[J].现代电子技术,2023,46(13):78-84.
- [44] Afroz F, Subramanian R, Heidary R, et al. SINR, RSRP, RSSI and RSRQ measurements in long term evolution networks[J]. International Journal of Wireless & Mobile Networks, 2015.

- [45]王腾,郑静.基于 MQTT 协议的服务器中间消息队列设计与实现[J].电脑编程技巧与维护,2022(03):52-55.
- [46]陈宇,蒋文涛,熊艳等.基于 NoSQL 技术的心电数据库存储研究[J].生物医学工程研究,2015,34(04):235-237+251.
- [47]Kolekar M H, Jha C K, Kumar P. ECG Data Compression Using Modified Run Length Encoding of Wavelet Coefficients for Holter Monitoring[J]. IRBM, 2022,43(5):325-332.
- [48]Li D, Chen D, Jin B, et al. MAD-GAN: Multivariate anomaly detection for time series data with generative adversarial networks[C].International conference on artificial neural networks. Cham: Springer International Publishing, 2019: 703-716.
- [49]赵飏,李晓,马博等.基于 LSTM-GAN 的加油时序数据异常检测[J].计算机应用与软件,2022,39(07):13-19.
- [50]Karim F, Majumdar S, Darabi H. Insights into LSTM fully convolutional networks for time series classification[J]. IEEE Access, 2019, 7: 67718-67725.
- [51]Kannan M. Scanning electron microscopy: Principle, components and applications[J]. A textbook on fundamentals and applications of nanotechnology, 2018: 81-92.
- [52]NTEK 北测检测集团.扫描电镜&能谱 (SEM&EDS) 分析[EB/OL].https://www.ntek.org.cn/news_702.html, [2021-12-02].
- [53]Smith D J. Principles of electron microscopy and related techniques[M].Industrial Applications Of Electron Microscopy. CRC Press, 2002: 521-546.
- [54]陆旦宏,范文尧,杨婷等.基于生成对抗 Transformer 的电力负荷数据异常检测[J].电力工程技术,2024,43(01):157-164.
- [55]WGierke.agots[EB/OL].<https://github.com/KDD-OpenSource/agots>, [2019-11-21].
- [56]Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144.
- [57]Kim T, Cha M, Kim H, et al. Learning to discover cross-domain relations with generative adversarial networks[C].International conference on machine learning. PMLR, 2017: 1857-1865.
- [58]梁俊杰,韦舰晶,蒋正锋.生成对抗网络 GAN 综述[J].计算机科研与探索,2020,14(01):1-17.
- [59]Gulrajani I, Ahmed F, Arjovsky M, et al. Improved training of wasserstein gans[J]. Advances in neural information processing systems, 2017, 30.
- [60]Song Y Y, Ying L U. Decision tree methods: applications for classification and prediction[J]. Shanghai archives of psychiatry, 2015, 27(2): 130.
- [61]郑力嘉,宋冰.决策树分类算法的预剪枝与优化[J].自动化仪表,2023,44(05):56-62.

- [62] Yu Q, Jibin L, Jiang L. An improved ARIMA-based traffic anomaly detection algorithm for wireless sensor networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2016, 12(1): 9653230.
- [63] 郑沁春. 实时荧光定量 PCR 仪原理与技术关键点分析[J]. 中国医疗器械信息, 2012, 18(06): 55-58.
- [64] 刘飞, 赵志伟, 张晨玥. 异步电机故障特征提取方法研究综述[J]. 重型机械, 2023, (06): 6-13.
- [65] 孙磊峰, 张姝慧, 时二伟. 基于 CNN 的光纤振动传感信号特征提取和识别[J]. 科研技术创新, 2023(25): 42-45.
- [66] Yadav H, Shah P, Gandhi N, et al. CNN and Bidirectional GRU-Based Heartbeat Sound Classification Architecture for Elderly People[J]. Mathematics, 2023, 11(6): 1365.
- [67] 叶之騫, 钟紫鹏, 邓永聪等. 基于 Mixup 数据增强的 CNN-GRU 深度学习电火花线切割放电状态识别[J]. 机械, 2023, 50(09): 8-15.
- [68] 陈磊豪. 电子枪的阴极寿命评估研究[D]. 桂林电子科技大学, 2020.
- [69] 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]. 实验室科研, 2022, 25(01): 210-213.
- [70] 马通达, 孙继光, 张希顺等. JEM-2000FX 电镜电子束发生系统故障分析及检修[J]. 电子显微学报, 2001(04): 428-429.
- [71] Węglowski M S, Błacha S, Phillips A. Electron beam welding – Techniques and trends – Review[J]. Vacuum, 2016, 130: 72-92.
- [72] 朱宇. 电子显微镜真空系统常见故障及对策[J]. 内蒙古石油化工, 2000, (04): 118-119.
- [73] Cabra V, Samsó M. Do's and don'ts of cryo-electron microscopy: a primer on sample preparation and high quality data collection for macromolecular 3D reconstruction[J]. JoVE (Journal of Visualized Experiments), 2015 (95): e52311.
- [74] NTEK 北测检测集团. 电子显微镜怎么用[EB/OL]. <http://www.crisoptical.com/a/2461.html>, [2024-02-15].
- [75] 赵海燕, 付建平, 关威等. 基于集成学习的业务流程异常检测与定位方法[J/OL]. 计算机集成制造系统, 1-15[2024-03-08].
- [76] 陈国威, 卢可. 基于自注意力和 Bi-LSTM 的业务流程异常检测模型[J/OL]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 1-10[2024-03-08].
- [77] Niu Z, Zhong G, Yu H. A review on the attention mechanism of deep learning[J]. Neurocomputing, 2021, 452: 48-62.
- [78] 梁李芳, 关东海, 张吉等. 基于时空注意力机制的多元时间序列异常检测[J]. 计算机科研, 2023, 50(S2): 450-457.

附录

作者在读期间发表的学术论文、专利及参加的竞赛和科研项目

申请专利：

- [1] 陈科明;叶宗昆;刘岩;孔秀婷. 基于仪器工作电流的电子显微镜操作过程不规范检测方法 [P]. 浙江省: CN117540256A,2024-02-09.

科研项目：

- [1] 舜海光伏机器人后台，横向课题
[2] 物联网传感器研发、运维及数据解析升级项目. 浙江省科技项目管理服务中心（ZJXL-KJXX-202101）. 2021.10-2023.10