**2025 届硕士专业学位研究生学位论文**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 分 类 号： |  |  | 学校代码： | 10269 |
| 密 级： |  |  | 学 号： | 71205902086 |

East China Normal University

硕士专业学位论文

Master’s Degree Thesis (Professional)

|  |  |
| --- | --- |
| 论文题目： | 基于深度学习的 |
|  | 智能车辆异常 |
|  | 检测系统研究 |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 院系名称 | ： | 软件工程学院 |
| 专业学位类别 | ： | 电子信息 |
| 专业学位领域 | ： | 软件工程 |
| 指导教师 | ： | 刘垚 教授 |
| 学位申请人 | ： | 徐杰 |

2024年9月

Thesis (Professional) for Master’s Degree in 2024

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  | Student ID: | 71205902086 |
|  |  |  | University Code: | 10269 |

East China Normal University

|  |  |
| --- | --- |
| Title: | Research on intelligent vehicle anomaly detection |
|  | system based on multi-time scale hybrid deep |
|  | learning |
|  |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Department: |  | School of Software Engineering |
| Category: |  | Electronic and Information Engineering |
| Domain: |  | Software Engineering |
| Supervisor: |  | Liu Yao Professor |
| Candidate: |  | Xu Jie |

April , 2023

**华东师范大学学位论文原创性声明**

郑重声明：本人呈交的学位论文《基于》，是在华东师范大学攻读硕士/博士（请勾选） 学位期间，在导师的指导下进行的研究工作及取得的研究成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含其他个人已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中作了明确说明并表示谢意。

**作者签名:**

**日期:** 年 月 日

**华东师范大学学位论文著作权使用声明**

《基于xxxxxxxxxxxxxxxxx》系本人在华东师范大学攻读学位期间在导师指导下完成的硕士/博士（请勾选）学位论文，本论文的著作权归本人所有。本人同意华东师范大学根据相关规定保留和使用此学位论文，并向主管部门和学校指定的相关机构送交学位论文的印刷版和电子版；允许学位论文进入华东师范大学图书馆及数据库被查阅、借阅；同意学校将学位论文加入全国博士、硕士学位论文共建单位数据库进行检索，将学位论文的标题和摘要汇编出版，采用影印、缩印或者其它方式合理复制学位论文。

本学位论文属于（请勾选）

（ ）1. 经华东师范大学相关部门审查核定的“内部”或“涉密”学位论文 \*，于 年月日解密，解密后适用上述授权。

（ ）2. 不保密，适用上述授权。

导师签名： 本人签名：

年 月 日

\* “涉密”学位论文应是已经华东师范大学学位评定委员会办公室或保密委员 会审定过的学位论文（需附获批的《华东师范大学研究生申请学位论文“涉密”审 批表》方为有效），未经上述部门审定的学位论文均为公开学位论文。此声明栏不 填写的，默认为公开学位论文，均适用上述授权）。

**硕士学位论文答辩委员会成员名单**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 姓名 | 职称 | 单位 | 备注 |
|  |  |  | 主席 |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |

# 摘要

随着汽车工业的飞速发展以及国家对新能源汽车的大力支持，现代汽车智能化和电子化程度不断提升，已经不再是传统意义上的机械装置，而是高度集成的电子系统网络。得益于这些电子系统和传感器，汽车的功能越来越多，舒适性配置越来越丰富，但同时也带来了电子系统稳定性的考验。在各大汽车主机厂出厂前的路试和老化测试等测试，乃至交付给客户的日常驾驶中，如果出现汽车的电子系统故障或其他机械故障，排查起来会比较麻烦，需要借助专业的DTC诊断或是DID解析等专业方法，同时提前的预警也能避免零部件老化或者电子系统故障等问题的发生。如果利用已有的传感器数据实时将数据上传给云端，云端做多源数据的异常检测，可以尽早发现潜在的异常，再利用专业的诊断手段确认是否是异常，保障静态与动态的安全性与维修经济性。

本研究利用汽车各个传感器与各个ECU电子控制器，通过Mqtt网络协议上传数据给云端，云端对获取的数据进行展示，处理和分析。针对多源数据异常检测的场景，优化和改良了深度神经网络，以提取数据的周期性与趋势性特征以及多源之间的特征，从而能够对当前汽车状态有无异常进行综合判断。一旦检测到潜在的异常，会通过飞书或者网页提醒等方式通知主机厂测试人员。本文的研究内容涵盖：

1. 针对多元时序异常检测问题，本研究提出一种改进的基于注意力机制神经网络Transformer的异常检测模型。该模型通过引入FFT对时序数据进行分解和多时间尺度下的混合注意力机制，改进模型结构，优化模型参数，有效解决了原模型无法发掘长时序的周期性与趋势以及多元数据内部关系的问题，带来了可解释性，增强了检测效果。
2. 针对车辆多源数据异常检测问题，本研究在新的多元时序模型基础上使用基于极值理论的流数据实时异常检测SPOT算法对新模型提取到的特征进行异常检测。在两个真实数据集和一个生产数据集上的实验表明，改进的模型基于隶属关系的F1平均分数达到0.83，优于普通的Transformer模型（F1=0.78）与长短期记忆模型LSTM（F1=0.76）。
3. 设计实现用于工业生产的边缘端到云端的汽车实时数据采集与异常检测的系统。边缘端上发各个bus总线数据到云端，云端使用分布式架构设计，支持200个以上的边缘设备同时传输，每台32000bps流量，云端存入时序数据库，并进行实时分析，检测到异常及时通知相关人员。

综上，本文实现了一套车辆实时异常检测系统，由三个部分组成，分别是车辆实时数据采集，数据分析与异常检测，异常上报。

关键词：多元时序，深度学习，Transformer，基于极值的流式异常检测

# ABSTRACT

This study proposes an advanced automotive anomaly detection system based on deep learning, aiming to improve the safety and reliability of vehicle operation. We design and implement three deep learning models: long short-term memory network (LSTM), Transformer, and multi-time scale hybrid LSTM-Transformer model to analyze and predict anomalies in automotive sensor data. A simulated automobile sensor data set was used in the study, including 11 key parameters such as engine speed, vehicle speed, and coolant temperature. By comparing the performance of these three models, we found that the multi-time scale hybrid LSTM-Transformer model performed best in the anomaly detection task, with an F1 score of 0.92, which was better than the individual LSTM (F1=0.87) and Transformer (F1= 0.89) model. Additionally, we explore the impact of different feature engineering techniques and model optimization strategies on performance. The results of this study provide new ideas and methods for predictive maintenance and real-time fault detection in the automotive industry.

**Keywords:** *[Advanced automotive anomaly detection system] [deep learning] [LSTM] [Transformer]*

**目录**

[摘要 I](#_Toc189907260)

[ABSTRACT III](#_Toc189907261)

[第一章 绪论 1](#_Toc189907262)

[1.1 研究背景及意义 1](#_Toc189907263)

[1.2 国内外研究现状 3](#_Toc189907264)

[1.3 研究内容与技术路线 4](#_Toc189907265)

[1.4 本文结构 6](#_Toc189907266)

[第二章 相关工作 8](#_Toc189907267)

[2.1 车辆异常检测的基本理论 8](#_Toc189907268)

[2.1.1 异常检测的数学模型 8](#_Toc189907269)

[2.1.2 时间序列异常检测方法 9](#_Toc189907270)

[2.1.3 多源数据的异常检测理论 10](#_Toc189907271)

[2.2 深度学习基础 11](#_Toc189907272)

[2.2.1 循环神经网络（RNN）与长短期记忆网络（LSTM） 12](#_Toc189907273)

[2.2.2 注意力机制与Transformer模型 13](#_Toc189907274)

[2.2.3 多时间尺度建模原理 13](#_Toc189907275)

[2.3 模型评估理论 14](#_Toc189907276)

[2.4 本章小结 17](#_Toc189907277)

[第三章 多元时序异常检测算法设计 18](#_Toc189907278)

[3.1 多元时序异常检测数据集 18](#_Toc189907279)

[3.2 Transformer模型选择分析 20](#_Toc189907280)

[3.3 改进Transformer模型的异常检测算法 23](#_Toc189907281)

[3.3.1 多尺度时间编码层 24](#_Toc189907282)

[3.3.2 基于FFT分解的时序数据编码层 24](#_Toc189907283)

[3.3.3 时空Transformer编码块 25](#_Toc189907284)

[3.3.4 混合注意力模块 26](#_Toc189907285)

[3.4 本章小结 27](#_Toc189907286)

[第四章 车辆异常检测实验及分析 28](#_Toc189907287)

[4.1 实验环境配置 28](#_Toc189907288)

[4.2 车辆异常检测的评价标准 28](#_Toc189907289)

[4.3 数据预处理 29](#_Toc189907290)

[4.4 模型训练与优化 31](#_Toc189907291)

[4.5 异常检测基线 33](#_Toc189907292)

[4.6 实验结果与分析 34](#_Toc189907293)

[4.6.1 不同激活函数之间的对比 34](#_Toc189907294)

[4.6.1 不同超参数之间的对比 34](#_Toc189907295)

[4.6.1 与已有算法之间的对比 34](#_Toc189907296)

[4.6.1 与原Transformer模型之间的对比 35](#_Toc189907297)

[4.7 本章小结 36](#_Toc189907298)

[第五章 车辆数据采集与异常检测系统设计与实现 37](#_Toc189907299)

[5.1 车辆数据采集与异常检测系统整体架构设计 37](#_Toc189907300)

[5.2 车辆数据采集与异常检测系统软件实现 41](#_Toc189907301)

[5.2.1 数据采集功能的实现 41](#_Toc189907302)

[5.2.2 异常检测功能的实现 42](#_Toc189907303)

[5.2.3 异常通知功能的实现 43](#_Toc189907304)

[5.3 系统部分界面展示 45](#_Toc189907305)

[5.4 本章小结 47](#_Toc189907306)

[第六章 总结与展望 48](#_Toc189907307)

[6.1 总结 48](#_Toc189907308)

[6.2 展望 49](#_Toc189907309)

[参考文献 51](#_Toc189907310)

[致谢 54](#_Toc189907311)

# 第一章 绪论

## 1.1 研究背景及意义

随着汽车工业的飞速发展，智能化和电子化程度不断提升，现代车辆已经不再是传统意义上的机械装置，而是高度集成的电子系统网络。这些电子系统和传感器不仅显著提升了车辆的性能、安全性和驾驶舒适性，还为驾驶员和管理系统提供了丰富的数据源。这些传感器覆盖了车辆的多个核心部件，如引擎、刹车系统、油门、车速、胎压等。通过实时采集和传输数据，这些系统可以全面监控车辆的运行状态，提供有关性能和健康状态的信息。

尽管如此，这种复杂性也带来了新的挑战。随着传感器和电子系统的增加，故障和异常的可能性也随之增加，尤其是在不同驾驶环境和条件下，传感器可能会产生不同程度的噪声和干扰。传统的故障检测方法通常依赖于预定义的阈值和规则，以判断车辆是否存在异常。然而，这种方法存在明显的局限性：一方面，预定义阈值难以准确反映复杂和多变的驾驶条件；另一方面，这些方法缺乏自适应性，在面对突发状况时可能无法及时响应。因此，开发一种能够动态学习、适应和预测潜在故障的智能异常检测系统变得至关重要。

近年来，随着人工智能和机器学习的快速发展，深度学习在时间序列分析领域显示出了巨大的潜力。相比传统的统计方法，深度学习模型在处理大规模、多维度和非线性数据方面具有显著优势，尤其在捕捉时间序列的长期依赖和复杂模式方面表现卓越。其中，长短期记忆网络（LSTM）和Transformer是两种常用的深度学习模型，在时间序列预测和异常检测任务中得到了广泛应用。LSTM模型：作为一种改进的循环神经网络，LSTM在捕捉长期依赖和序列信息上表现出色。通过记忆单元和门控机制，LSTM能够有效地学习时间序列中的长期模式和趋势。对于车辆传感器数据中的持续变化或缓慢趋势，LSTM能够很好地捕捉和建模，为异常检测提供了可靠的基础；Transformer模型：作为一种基于自注意力机制的深度学习模型，Transformer能够同时处理序列中的不同位置信息，并通过并行计算提高训练效率。与LSTM不同，Transformer不依赖序列的顺序处理，而是通过自注意力机制关注全局信息，使其在长序列处理、并行计算和复杂模式捕捉方面具有明显的优势。对于车辆的多维传感器数据，Transformer可以更好地提取相关性，提高异常检测的准确性和实时性。

随着车辆智能化水平的提高，传统的车辆维护和管理方式已无法满足现代车辆的需求，尤其是在实时监控和异常检测方面。当前的汽车系统亟需一种高效、准确且自适应的异常检测方法，以提高车辆的安全性和可靠性。传统的阈值检测方法往往无法适应车辆在不同环境中的复杂变化，容易出现误报或漏报的情况。通过引入LSTM和Transformer等深度学习技术，可以更准确地捕捉车辆运行中的细微变化和异常趋势，从而提高故障检测的准确性和响应速度；本研究提出的多时间尺度混合模型能够在实时监控过程中更快地识别潜在的故障，并提供早期预警。通过对车辆传感器数据的实时分析和建模，该模型可以在故障发生前做出及时预测和反馈，从而有效预防可能的事故或严重损坏，确保车辆的安全性和驾驶员的生命财产安全；随着智能车辆的普及，自动化和智能化的车辆维护管理成为未来的发展趋势。本研究提出的异常检测系统可以帮助车辆实现预测性维护，减少因意外故障导致的车辆停运和修理时间。同时，该系统还能降低维护成本，提高车辆管理的效率，为车队管理、智能物流等领域提供更优的解决方案；智能交通和车联网的发展需要依赖精准的车辆数据和实时的异常监测系统。本研究提出的基于深度学习的异常检测方法不仅适用于单一车辆的故障检测，还可应用于车队或智能交通系统中，为大规模车辆的实时监控、故障预警和交通管理提供技术支撑。

总之，随着车辆智能化水平的提升和车联网技术的普及，传统的异常检测方法已难以满足现代车辆系统的复杂需求。通过引入LSTM、Transformer等先进的深度学习技术，本研究旨在构建一种更加高效、准确且自适应的汽车异常检测系统，以提升车辆的安全性、稳定性和智能化管理水平。这不仅对提高车辆的使用体验和安全性具有重要意义，也将为未来智能交通的发展奠定坚实的技术基础。

## 1.2 国内外研究现状

汽车异常检测已成为智能车辆研究中的重要课题。随着深度学习和时间序列分析技术的不断发展，国内外的研究者在这一领域取得了许多突破性进展。

基于LSTM的异常检测研究：LSTM因其在捕捉时间序列长期依赖关系方面的优越性，在汽车传感器数据分析中得到了广泛应用。Hochreiter和Schmidhuber首次提出LSTM用于处理长序列依赖问题，该模型后来被广泛应用于各类时间序列任务，包括车辆状态的异常检测[1]。基于LSTM的研究表明，它在捕捉车辆运行中的持续性模式和缓慢趋势变化时具有显著效果。例如，Alahi等人使用LSTM建模车辆轨迹，提升了复杂道路场景下的预测准确性[2]。基于LSTM的研究，国内学者针对车辆运行中的多维传感器数据特征，提出了多种基于LSTM的异常检测模型。已有研究表明通过多层LSTM模型对车辆引擎传感器数据进行分析，成功实现了对引擎故障的早期预测[3,4]。研究结果表明，LSTM在处理车辆的多维度、长时间序列数据时具有较好的适应性和精度。此外，赵伟等人将双向LSTM应用于车辆状态监测，进一步提升了异常检测的准确性[5]。

基于Transformer的车辆异常检测研究：随着Transformer的引入，国外研究者开始将其应用于车辆传感器数据的分析。Vaswani等人首次提出的Transformer模型，因其自注意力机制和并行处理能力，在长时间序列建模方面表现出色[6]。Park等人进一步将Transformer用于车辆故障预测，通过自注意力机制提高了车辆传感器数据特征的提取效率和检测准确性[7]。此外，Lin等人通过结合多头注意力机制和时间卷积层的改进型Transformer模型，成功实现了对车辆多维传感器数据的多尺度异常检测[8]。基于Transformer的应用探索：国内研究者也开始探索Transformer在车辆异常检测中的应用。杨磊等人开发了一种基于自注意力机制的改进型Transformer模型，用于分析汽车的复杂时间序列数据[9]。研究表明，Transformer模型在捕捉多维传感器数据的全局特征时表现优越，尤其在长时间依赖的建模方面具有较高的效率和准确性[10]。

多模型集成的应用：国外一些研究还致力于通过集成多种深度学习模型来提高检测性能[11]。Wang等人提出了一种多模型集成的方法，将LSTM、GRU和Transformer的预测结果进行加权平均，从而提高了异常检测的准确性和鲁棒性[12]。此外，周等人使用组合模型对车辆传感器数据进行特征提取和异常检测，结果显示在数据噪声和不确定性较高的情况下，集成模型的性能明显优于单一模型[13]。

混合模型在车辆异常检测中的应用：为了更好地适应车辆复杂的运行环境，国内研究者积极探索混合模型在异常检测中的应用。芮等人提出了一种结合LSTM和Transformer的多时间尺度混合模型，成功实现了对车辆状态的多尺度分析和实时检测[14]。实验结果表明，该混合模型在应对突发性异常和长时间趋势变化时表现出更高的鲁棒性和检测精度[15]。此外，曾强等人通过引入自适应学习机制，进一步优化了混合模型在多维传感器数据分析中的表现[15,16]。

自适应学习与多模型集成策略：为了解决单一模型在复杂环境下的局限性，国内研究者积极探索多模型集成与自适应学习的策略。研究表明结合LSTM和Transformer的多模型集成方法用于处理车辆多维传感器数据的异常检测。该方法通过自适应权重调整，实现了对不同数据场景的快速适应[17,18]。通过引入自适应学习机制，优化了多模型在实时环境中的表现，使得模型能够在突发异常和环境变化中维持较高的检测精度[19,20]。

综上所述，国内外在汽车异常检测领域的研究主要集中在LSTM和Transformer等深度学习模型的应用上。国外的研究更多地侧重于新模型的开发和多模型集成策略的探索，而国内研究则更强调模型在车辆运行中的实际应用和本地化优化。未来，随着深度学习技术的进一步发展，多模型融合、自适应学习和多尺度特征提取将在汽车异常检测中发挥更大的作用。

## 1.3 研究内容与技术路线

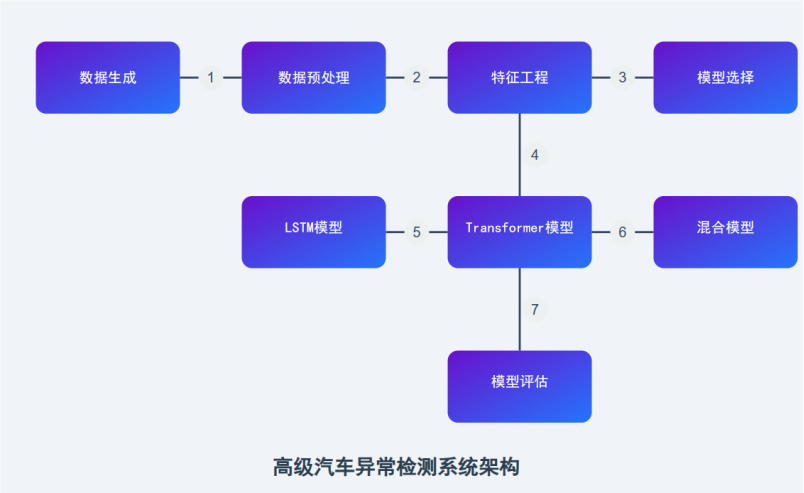
本文主要研究目标是构建一个高效的汽车异常检测系统，实现从数据生成到模型应用的端到端流程，提升系统的实用性和整体性能；并开发一种新的多时间尺度混合LSTM-Transformer模型，旨在通过融合LSTM的时间序列建模能力和Transformer的长序列建模能力，提高模型在复杂汽车传感器数据中的异常检测效果；全面评估不同模型在异常检测任务中的表现，确定多时间尺度混合模型在实际应用中的优越性，并为未来的模型改进和应用提供依据；最后探索并优化特征工程和模型策略，通过分析不同特征选择和优化方法的效果，找到提升汽车异常检测性能的有效路径，具体包含系统的开发流程分为数据生成、数据处理、特征工程、模型选择和评估等环节如图1-1所示。

图1-1 高级汽车异常检测系统架构

Fig1-1. Advanced automotive anomaly detection system architecture

图1-1清晰展示了系统的四大模块：数据处理、特征工程、模型选择训练、模型评估。数据收集和预处理：包括数据清洗和异常标注，目的是为后续的分析和建模提供高质量的输入数据。特征工程：从数据中提取时间窗特征、频域特征，并进行特征选择，以确保输入模型的特征最具代表性。模型选择和训练：包括三种模型类型的选择和训练——LSTM模型、Transformer模型和混合模型，确保适应多时间尺度的数据分析。模型评估与部署：通过交叉验证和性能指标计算来评估模型，如果模型表现稳定则进入生产环境并进行实时监控，否则需要优化和重新训练。

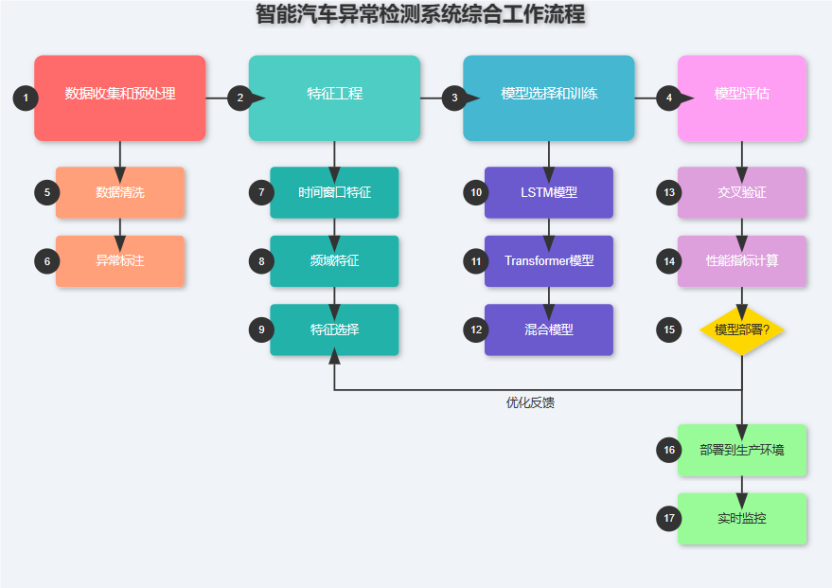
这个流程的设计目的是通过循环优化和特征提取策略，提升智能汽车异常检测的准确性和鲁棒性，并将优化后的模型部署到实际环境中实现实时监控，并详细展示了每个模块的子流程和它们之间的关联，最后通过优化反馈形成闭环，确保系统性能持续优化，这是整个研究的技术路线图，为后续章节做了铺垫。图1-2展示了“智能汽车异常检测系统”的综合工作流程。该流程图展示了智能汽车异常检测系统从数据处理到模型监控的全流程，提供了一个全面的工作框架。此图有助于理解整个系统各个阶段的作用，确保系统稳定、高效地运行。

图1-2 智能汽车异常检测系统综合工作流程

Fig. 1-2 Comprehensive workflow of smart car anomaly detection system

本文主要实现了以下内容：

1. 设计并实现了一个端到端的汽车异常检测系统，包括数据生成、预处理、特征工程和模型训练等完整流程。

2. 提出了一种新的多时间尺度混合LSTM-Transformer模型，有效结合了两种模型的优势。

3. 对LSTM、Transformer和多时间尺度混合模型在汽车异常检测任务上进行了全面的比较和分析。

4. 探讨了不同特征工程技术和模型优化策略对异常检测性能的影响。

## 1.4 本文结构

本章首先对论文的研究背景进行了简要介绍，旨在引出论文的研究目标。随后，通过对相关文献的总结分析，重点介绍了深度学习，车辆异常检测在国内外的研究现状。这些介绍有助于了解当前国内外对这些问题的研究情况，并确定了论文的研究方向。最后，对论文的研究内容进行了简要描述，为后续章节的详细展开奠定了基础。

第2章：详细阐述了车辆异常检测的基础理论和深度学习模型的基本原理。该部分包括异常检测的数学模型、时间序列分析方法、多源数据的检测理论，以及LSTM和Transformer等深度学习技术的应用，重点分析了多时间尺度建模的原理和模型评估方法。

第3章：聚焦于车辆异常特征的多尺度提取方法，提出了一种针对多源时序数据的分析框架，通过时域、频域和非线性特征提取手段，完成对车辆异常特征的多尺度提取与优化，并通过实验验证了提取方法的有效性。

在第4章：论文设计了一个多时间尺度的混合深度学习模型。模型包括改进的LSTM模块、增强的Transformer模块以及多尺度特征融合机制，旨在提升对复杂车辆数据的建模能力。同时，该部分还涉及模型的架构设计、训练与优化过程，以及系统界面，展示了混合模型在车辆异常检测中的优越性。

第5章：对全文进行了总结，归纳了研究工作的主要成果和创新点，并对未来的研究方向进行了展望，指出可以进一步优化模型的鲁棒性、自适应性以及实时处理能力，以更好地应对实际应用中的挑战。

# 第二章 相关工作

## 2.1 车辆异常检测的基本理论

车辆异常检测是通过分析车辆的传感器数据或运行状态，识别出与正常状态有显著偏差的行为或模式。该过程旨在及时检测潜在的故障或异常，从而提高车辆的安全性、可靠性和性能。车辆异常检测涉及多个领域的基础理论，包括异常检测的数学模型、时间序列分析方法，以及多源数据的处理与融合技术。以下是车辆异常检测的基本理论概述。

### 2.1.1 异常检测的数学模型

异常检测的核心任务是识别与正常模式显著不同的异常点或异常模式。数学模型在异常检测中起到了基础性作用，常用的模型主要包括以下几种：

（1）统计学模型：基于概率和统计学的异常检测方法假设正常数据服从某种已知的分布模式，如高斯分布或泊松分布。通过统计量（如均值、方差）来描述正常状态的数据范围，超出这个范围的观测值被视为异常。例如，使用Z-score或T-score计算数据的标准化偏差来识别异常[21,22]。假设一个时间序列的均值为𝜇，标准差为𝜎，则Z-score的计算公式为：

其中：当Z-score超出某个设定的阈值时，该点可被视为异常。

（2）基于密度的模型：此类模型通过计算点在数据分布中的密度来判断异常，如密度峰值聚类（DBSCAN）和局部离群因子（LOF）。当一个点周围的密度明显低于其他点时，该点被标记为异常。此类方法适用于非线性和非高斯分布的数据[23]。

（3）基于距离的模型：距离模型通常通过计算样本点之间的距离来判断异常，例如K近邻（KNN）方法和欧氏距离（Euclidean Distance）[24]。如果一个点与其邻近点的距离远大于其他点与其邻近点的距离，则该点可能为异常。这种方法适用于多维数据中的异常检测[25,26]。

### 2.1.2 时间序列异常检测方法

车辆的传感器数据通常以时间序列的形式存在，时间序列异常检测的目标是识别数据随时间的变化中出现的异常模式[27]。常用的方法包括：

（1）自回归模型（ARIMA）：自回归模型假设时间序列的当前值是其过去值的线性组合，通过建模时间序列的趋势和季节性变化，来预测未来值并判断异常。ARIMA模型通过将时间序列转换为平稳序列后进行建模，适用于捕捉车辆状态中的趋势变化。异常检测可以通过残差分析来实现，即检测实际值与预测值的差异，当差异超过某一阈值时视为异常[28]。

（2）指数平滑法：该方法通过对时间序列数据赋予不同的权重（近期数据权重更高）来预测未来值。常见的指数平滑法包括简单指数平滑、霍尔特平滑（Holt's method）和霍尔特-温特斯平滑（Holt-Winters method）。通过计算残差的大小来判断时间序列中的异常点[29]。

（3）滑动窗口方法：滑动窗口方法通过定义一个固定长度的时间窗口，在每个窗口内分析数据的变化趋势和分布特征。通过计算窗口内的数据统计量（如均值、方差、变化率等），检测是否存在与正常状态显著偏离的值[30]。

（4）深度学习方法：长短期记忆网络（LSTM）和Transformer模型是目前应用广泛的时间序列异常检测方法。LSTM通过其记忆单元和门控机制，能够有效捕捉时间序列中的长期依赖关系；而Transformer则通过自注意力机制，实现了对长序列和多维序列的并行建模。异常检测的关键在于预测误差分析，即将实际值与模型预测值之间的差异作为判定异常的依据[31,32]。

### 2.1.3 多源数据的异常检测理论

现代汽车中集成了多个传感器，这些传感器提供的多源数据为异常检测提供了丰富的信息。多源数据的异常检测理论涉及到数据的融合、特征提取和多模态建模等方面。

（1）多源数据融合：多源数据融合的目标是将不同传感器提供的信息进行整合，以获取全面的车辆状态描述。常见的融合策略包括数据层融合、特征层融合和决策层融合。例如，数据层融合将多个传感器的原始数据进行拼接或组合；特征层融合则是对不同传感器的数据进行特征提取后，再将特征进行组合；决策层融合通过集成不同传感器的检测结果来做出最终决策[33]。

（2）多模态特征提取与建模：多模态数据通常包含不同类型的特征（如时间序列、图像、视频等），在车辆异常检测中，不同模态的数据可以提供不同维度的车辆状态信息。多模态特征提取通过将不同模态的特征向量进行整合，提升异常检测的鲁棒性和准确性[34]。深度学习模型（如多层感知机、卷积神经网络和注意力机制）常用于处理和整合多模态特征[35]。

（3）基于贝叶斯理论的概率融合模型：贝叶斯模型通过计算每个数据源的条件概率，来推断整体的异常概率。假设多个传感器的异常检测结果为独立事件，可以通过贝叶斯公式进行概率的更新和融合，从而得到更加精确的异常检测结果[36,37]。

尽管车辆异常检测在理论上有了较大的发展，但在实际应用中仍存在一些关键挑战。数据噪声与不确定性：车辆传感器数据中可能存在大量噪声和干扰，如何区分正常的波动和真正的异常是一个关键问题；多维度与高频数据处理：现代车辆的传感器数据多为高频采集，且涉及多个维度（如速度、温度、转速等），如何在实时性和精度之间取得平衡是一个挑战；非线性与复杂模式的识别：车辆状态中的异常模式往往具有非线性和复杂性，单一的线性模型或传统方法难以有效应对，需要更复杂的深度学习或多模态融合方法来解决。

总之，车辆异常检测的基本理论涵盖了从统计模型、时间序列分析到多源数据融合的多种方法与技术。随着汽车电子系统和传感器技术的快速发展，深度学习和多模态融合技术的应用，将进一步提升异常检测的准确性、实时性和鲁棒性，为智能车辆的安全性和可靠性提供强有力的支撑。

## 2.2 深度学习基础

深度学习是机器学习的一个分支，它通过多层神经网络模拟人类大脑的工作原理，从大规模数据中自动学习特征和模式。深度学习在图像识别、自然语言处理、语音识别、时间序列分析等领域表现出色，成为推动人工智能技术发展的关键技术之一。以下是深度学习的基础理论和核心模型概述。

深度学习是基于人工神经网络（Artificial Neural Networks, ANN）的一种算法，通过构建多层神经网络来实现复杂数据的建模和预测。它通常由多层神经元组成，神经元之间的连接权重和偏置会在训练过程中不断调整，以优化目标函数（如分类准确性、回归误差等）[38]。

神经元是神经网络的基本单位，类似于生物神经元。每个神经元接收输入信号，通过激活函数（Activation Function）进行非线性变换，然后传递输出信号。常见的激活函数有ReLU、Sigmoid、Tanh等[39]。

（1）激活函数：激活函数引入了神经网络的非线性能力，是深度学习能够拟合复杂模式的核心。常见的激活函数包括：

ReLU（Rectified Linear Unit）：输出为输入值的非负部分，计算公式为：

Sigmoid：将输入值映射到0到1之间，用于概率预测，计算公式为：

Tanh（双曲正切函数）：将输入值映射到-1到1之间，计算公式为：

（2）损失函数（Loss Function）：损失函数是用来衡量预测结果和真实值之间差异的函数。常见的损失函数包括：

均方误差（Mean Squared Error, MSE）：用于回归问题，计算公式为：

交叉熵损失（Cross-Entropy Loss）：用于分类问题，计算公式为：

### 2.2.1 循环神经网络（RNN）与长短期记忆网络（LSTM）

（1）循环神经网络和长短期记忆网络是深度学习中处理时间序列数据的核心模型。循环神经网络是一种用于处理序列数据的神经网络，它通过在每个时间步的输出中引入一个“隐藏状态”，将之前的时间步信息传递到当前时间步[4,40]。RNN的基本结构可以表示为：

其中：*ht*为当前时间步的隐藏状态；𝑊𝑥、𝑊ℎ为输入和隐藏状态的权重矩阵；𝑥𝑡为当前时间步的输入；𝑏为偏置项；𝑓为激活函数。

RNN的主要缺点是“梯度消失问题”，这使得它在处理长时间序列时表现不佳。

（2）长短期记忆网络： LSTM是RNN的改进版本，专门用于解决RNN中的梯度消失问题。LSTM通过引入记忆单元和门控机制（如输入门、遗忘门和输出门），能够更好地捕捉长时间依赖关系[40]。LSTM的基本公式包括：

输入门：控制新信息的输入：

遗忘门：决定遗忘的旧信息：

记忆单元状态更新：

输出门：控制输出信息：

隐藏状态更新：

LSTM在时间序列预测、语音识别和语言建模中表现出色。

### 2.2.2 注意力机制与Transformer模型

注意力机制是近年来深度学习领域的一项重要创新，它通过计算不同输入的权重来聚焦于最相关的信息，从而提高模型的学习能力。

（1）注意力机制（Attention Mechanism）： 注意力机制可以被看作一种动态的权重分配方法，用于将模型的“注意力”集中在最重要的信息上。常见的注意力机制包括加性注意力和缩放点积注意力[41]。后者的计算公式为：

其中：*Q*为查询向量（Query）； 𝐾为键向量（Key）；𝑉为值向量（Value）；𝑑𝑘为键向量的维度。

（2）Transformer模型：是一种基于注意力机制的深度学习模型，主要用于处理长序列数据，如自然语言处理（NLP）和时间序列分析。与RNN和LSTM不同，Transformer通过并行处理实现了更高的效率。其核心组件包括自注意力层、多头注意力机制和前馈神经网络[42]。

Transformer的架构分为编码器（Encoder）和解码器（Decoder），两者均由多层堆叠的自注意力和前馈层组成。编码器的任务是提取输入的特征表示，解码器则根据编码器的输出生成预测结果。由于其并行化计算能力，Transformer在大规模数据的训练和推理上具有显著优势。

### 2.2.3 多时间尺度建模原理

多时间尺度建模（Multi-Scale Modeling）是一种处理复杂时间序列数据的方法，它将数据分解为不同的时间尺度，并在不同尺度上进行特征提取和建模。这种方法特别适用于多源数据的融合和分析，因为车辆的多维传感器数据通常包含不同时间尺度的特征[43]。

多尺度建模方法：时域建模：处理原始时间序列中的趋势和周期性成分；频域建模：通过傅里叶变换或小波变换提取频域特征，捕捉时间序列的周期性和频率特性；多模态融合：结合多种时间尺度的特征，通过深度学习模型（如多层LSTM或Transformer）进行集成建模[44,45]。

总之，深度学习通过构建多层神经网络，实现了从原始数据中自动提取高层次特征的能力。它在处理大规模数据、复杂非线性关系和多维特征时表现出色，推动了人工智能技术在多个领域的应用和发展[46]。未来，深度学习将继续与其他技术（如强化学习、迁移学习和生成模型）相结合，进一步提升模型的智能性和适应性。

## 2.3 模型评估理论

模型评估是机器学习和深度学习模型开发的关键环节，用于衡量模型的性能、稳定性和泛化能力。通过评估，研究人员可以了解模型在不同任务和数据上的表现，从而对模型进行优化和选择。模型评估主要涉及评估指标、交叉验证方法和错误分析等方面。

模型评估的核心是通过一组量化的指标，评估模型在测试集或验证集上的表现。通常，评估模型需要分离训练数据和测试数据，以确保模型的性能能够推广到未见数据[47]。这一过程通常包括以下几个步骤：分割数据集为训练集、验证集和测试集；通过训练集进行模型的学习，通过验证集进行模型参数的调优，通过测试集进行最终的性能评估[48]。

（1）评估指标是衡量模型性能的关键，它们根据任务的不同而有所差异。常见的评估指标可分为分类评估指标、回归评估指标和时间序列评估指标等。

准确率（Accuracy）：衡量模型正确预测的比例，适用于类别分布均衡的分类问题，公式如下：

精确率（Precision）：衡量模型预测为正样本的准确性，适用于关注假阳性（False Positive, FP）情况的应用场景，公式如下：

其中，*TP*表示真正例，*FP*表示假正例。

召回率（Recall）：衡量模型在所有正样本中正确预测的比例，适用于关注假阴性（False Negative, FN）的场景，公式如下：

其中，*FN*表示假负例。

F1分数（F1-Score）：是精确率和召回率的调和平均，用于平衡精确率和召回率的表现，公式如下：

AUC-ROC（Area Under the ROC Curve）：评估模型对正负样本的区分能力，曲线下的面积越大，模型性能越好。

混淆矩阵（Confusion Matrix）：通过一个二维矩阵展示模型的预测结果，包含TP、FP、TN（真负例）和FN，便于全面分析分类模型的性能[49]。

（2）回归评估指标：

均方误差（Mean Squared Error, MSE）：衡量预测值与真实值之间差异的平方和的平均值，用于评估回归模型的整体表现，公式如下:

其中，𝑦𝑖为真实值，为预测值，𝑛为样本数。

均方根误差（Root Mean Squared Error, RMSE）：MSE的平方根，具有与原始数据相同的量纲，更易解释，公式如下:

平均绝对误差（Mean Absolute Error, MAE）：计算预测值与真实值之间差的绝对值平均值，反映模型误差的大小，公式如下:

𝑅2决定系数：衡量回归模型对总方差的解释能力，取值范围为0到1，越接近1表示模型对数据的解释能力越强，公式如下:

其中，为真实值的平均值。

（3）时间序列评估指标

平均绝对百分比误差（Mean Absolute Percentage Error, MAPE）：用于衡量时间序列预测误差的比例，公式如下:

平均绝对误差（MAE）和均方误差（MSE）同样适用于时间序列分析，但时间序列还特别关注预测值与真实值的偏移量和趋势性偏差[50]。

交叉验证是一种常用的模型评估技术，通过多次将数据集划分为训练集和验证集，评估模型的性能和稳定性。常见的交叉验证方法有：K折交叉验证（K-Fold Cross-Validation）：将数据集分为K个互不重叠的子集，依次选择一个子集作为验证集，其他子集作为训练集，重复K次，最终计算K次的平均评估指标；留一法交叉验证（Leave-One-Out Cross-Validation, LOOCV）：将数据集中的每一个样本单独作为验证集，其余样本作为训练集[51]。LOOCV在数据集较小时具有较好的评估效果；时间序列交叉验证（Time Series Cross-Validation）：适用于时间序列数据的交叉验证方法，按照时间顺序划分训练集和验证集，确保验证集的时间晚于训练集[52]。

错误分析是深入理解模型不足和数据特点的重要方法。通过分析模型在特定样本上的预测错误，研究人员可以了解模型的误判模式、数据中的异常值和潜在的特征偏差；残差分析：通过观察残差的分布、趋势和自相关性，判断模型是否存在系统性误差。类别不平衡分析：对于类别不平衡的分类问题，模型可能倾向于预测多数类，此时需要通过精确率、召回率和AUC等指标进行进一步的评估；误差分布可视化：通过绘制预测误差的直方图或散点图，观察误差的分布特征，帮助发现模型在特定数据模式下的表现。

模型评估是机器学习和深度学习流程中的关键环节，它不仅能够量化模型的性能，还能揭示模型在不同任务和数据集上的表现差异。通过使用多种评估指标、交叉验证方法和错误分析，研究人员可以全面评估模型的优缺点，从而为模型的优化和选择提供依据。未来的研究应更加关注模型的可解释性、稳健性和公平性，以提高模型在实际应用中的效果和可用性。

## 2.4 本章小结

本段内容全面概述了车辆异常检测和深度学习的基础理论，以及模型评估的关键方法。总结起来，研究通过分析车辆传感器数据中的异常模式，提高车辆的安全性和可靠性，涵盖了多种异常检测方法，包括统计模型、时间序列分析和多源数据融合，并采用了深度学习技术如LSTM、Transformer等模型来提升检测的精准性。对于多维、多模态的传感器数据，本研究引入了多时间尺度建模的概念，实现了对短期波动和长期趋势的综合建模和分析。在模型评估方面，研究探讨了分类、回归和时间序列的多种评估指标，如准确率、精确率、召回率、F1分数、均方误差（MSE）、均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）和平均绝对百分比误差（MAPE）等。这些指标提供了量化模型性能的标准，并结合交叉验证和错误分析等技术，深入分析模型的优缺点，为模型的优化和改进提供了依据。

总体而言，该研究系统地展示了从异常检测理论到深度学习应用的全流程，并通过多种评估方法确保模型在实际环境中的稳定性和泛化能力。未来的研究应进一步关注模型的可解释性、稳健性和公平性，以提升其在智能车辆领域的应用效果和实用性。

# 第三章 多元时序异常检测算法设计

本章先对多元时序异常检测数据集进行了介绍，分析了多元时序数据特点以及传统的Transformer模型在对多元数据进行特征提取时的不足，通过引入多尺度时间编码，将多元数据每一元进行快速傅里叶变换以分解成周期项与趋势项，周期项与趋势项分别进行时间与空间上的Tranformer encoder，最后再在和多尺度时间编码的输出计算混合注意力分数后的输出相加得到最终的特征值。算法模型的整体框架如图3-1所示。

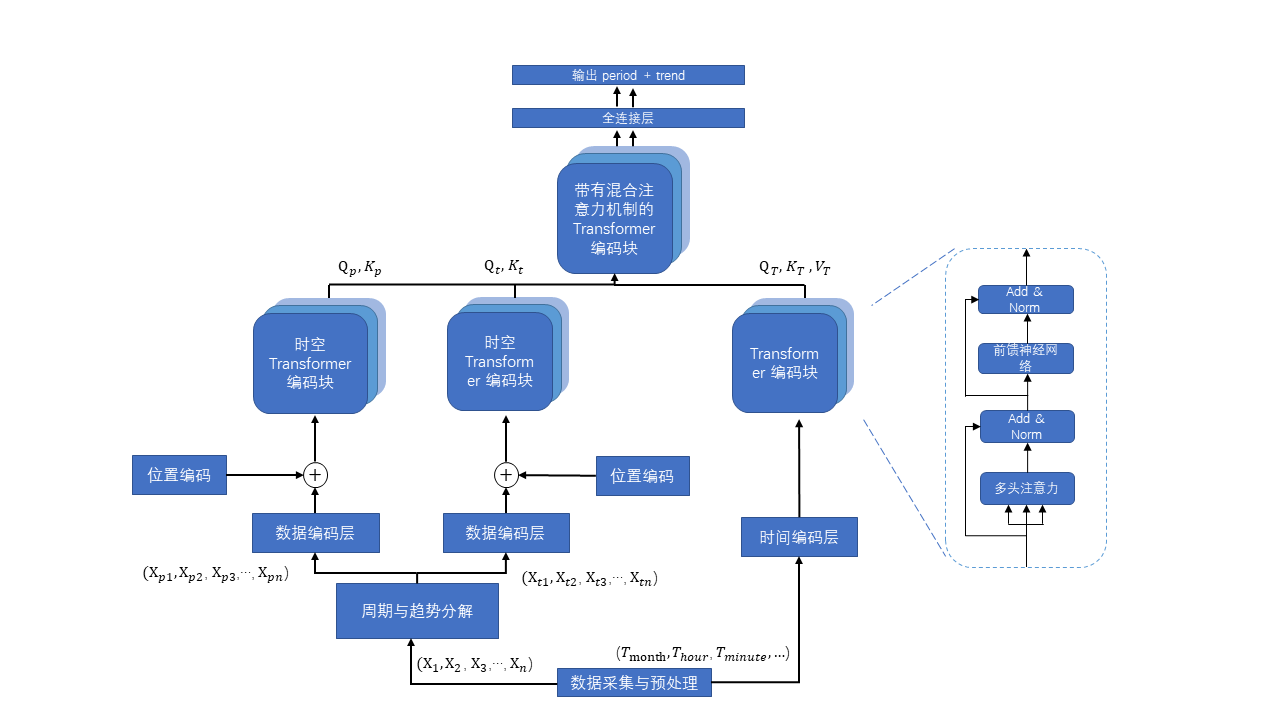


图3-1 算法模型的整体框架

## 3.1 多元时序异常检测数据集

PSM和SMD数据集是广受关注的用于多元时序异常检测或是预测的公开数据集。PSM数据集是ebay公司每分钟的池化服务器的数据。它包含25元的特征，时间跨度从2022年1月到3月共17000 \* 25个数据采样点。其中先前的13000数据是没有标签的，我们将它用来作为无监督学习的训练集与验证集，后面的包含标签的数据作为异常检测的测试集。SMD数据集来源于OmniAnomaly项目，由28个机器连续5周的数据构成，同样训练集是无标签的，测试集有是否异常的标签。

此外，本文主要是针对汽车CAN BUS数据的异常处理，由部署在汽车上的数采设备收集到的CAN BUS数据经过汽车DBC文件解析得到多源传感器的物理值，以部署在某国内主机厂的数采设备采集到的数据为例，包括了40000秒的数据，每秒采样50个数据点，一共11个传感器，包括发动机转速，冷却液温度，机油压力，电池电压等参数，异常区间1243个，如下图所示。

公开的PSM和SMD数据集以及生产的CAN BUS数据集具体维度如下所示。

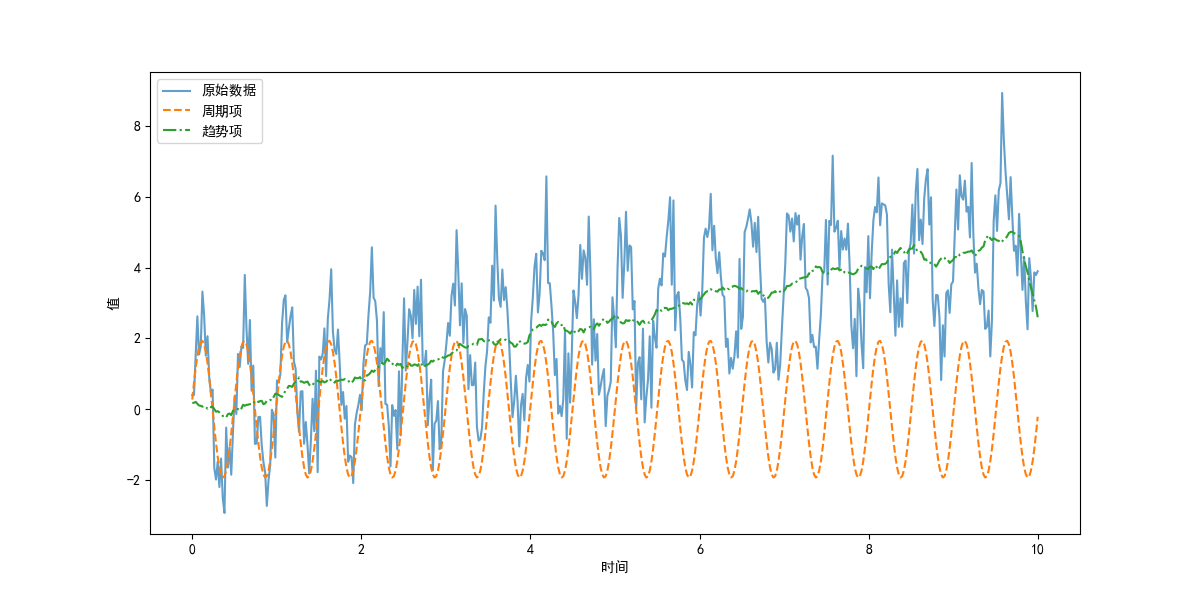
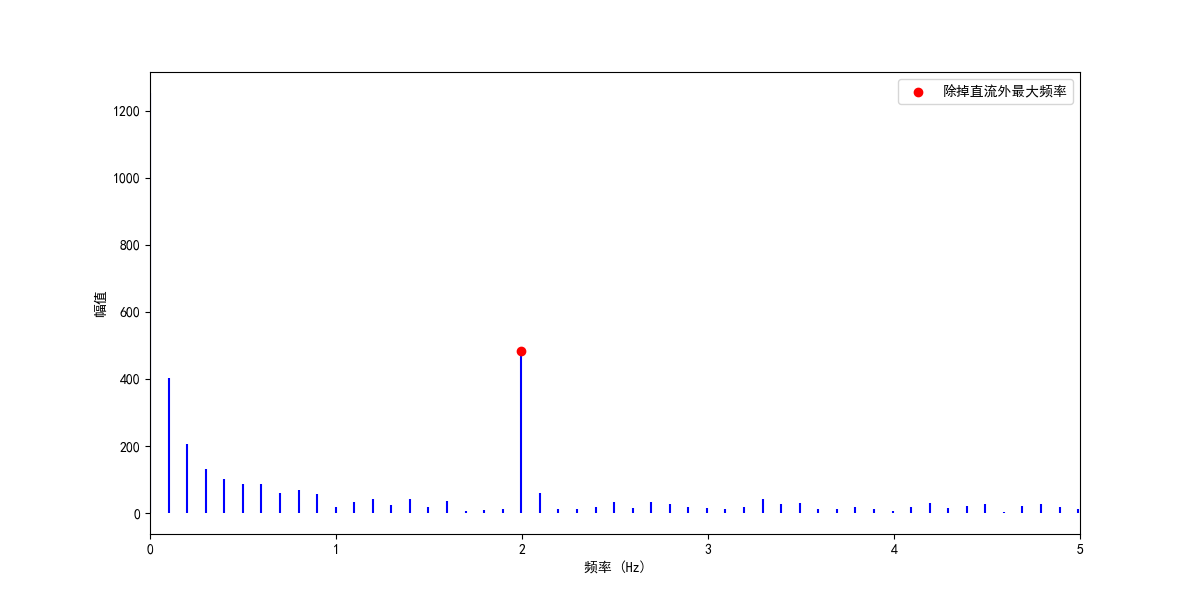
|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | 训练集 | 测试集 | 变量个数 | 异常区间 | 采样频率 |
| PSM | 132481 | 87841 | 25 | 8861 | 分钟 |
| SMD | 23688 | 23689 | 33 | 3161 | 分钟 |
| CAN\_BUS | 1000000 | 1000000 | 11 | 1243 | 秒 |



本文采用公开的PSM数据集和SMD数据集，同时使用了部署在某主机厂连续采样40000秒的新能源汽车的多源数据构成了本文实验的数据集。

## 3.2 Transformer模型选择分析

多元时间序列（Multivariate Time Series, MTS）由多个相互关联的变量按时间顺序排列组成，可表示为，其中n为变量个数， *T* 为时间长度。

多元时序数据通常具有以下特性，以车辆的多源数据为例：多维度：数据来自多个传感器或来源，不同的维度代表不同的物理量（如速度、温度等）；异质性：不同数据源可能具有不同的采样频率、尺度和数据类型（如连续型、离散型）；相关性：不同数据源之间可能存在一定的相关性，如转速与速度的正相关、发动机温度与冷却液温度的正相关等；非平稳性：单源的数据变化是非平稳的，既包括短期的瞬时变化，也包括长期的周期性与趋势性变化[54,55]。图3-6展示了某个单源数据经过FFT分解后得到的频域图，在去除直流后取幅值最大的频率作为分解的频率，得到图3-6的周期项与趋势项，从而将非平稳数据的变化趋势直观地体现出来。

车辆的多源时序异常检测是指在对来自车辆多个传感器或数据源的多元时间序列数据进行综合分析，揭示单源数据的非平稳变化与多源数据间的关系特征，在此基础上识别当前整个车辆状态是否有异常。由于异常的判断需要借助专业的DTC诊断，且在大部分工业生产中时序数据都是无标签的，故将车辆多源时序异常检测界定为无标签的二元分类问题。图3-5显示了车辆不同传感器数据的时间序列分析以及相应的异常检测结果， 图中共有五个子图从上到下依次为：异常检测结果：显示了在整个时间序列中的异常标记，1表示异常，0表示正常。车辆速度：车辆的速度随时间的变化。机油压力：机油压力的时间序列变化。燃油消耗率：显示了燃油消耗率随时间的变化。异常检测结果：再次以黑色条状图的形式展示，视觉上更清晰地展示了异常点的密集程度。从第一和第五个子图可以看出，异常点在整个时间序列中分布不均，有时密集，有时稀疏。这说明了在某些时间段内，系统检测到了较多的异常行为。

在使用深度学习算法进行建模时，我们需要确保采集的数据是否贴合问题本身，训练的模型是否具有优秀的泛化能力，模型是否能精确地识别到异常信息，算法模型本身是否具有一定的可解释性。基于此，在车辆异常检测系统中，本文利用了多传感器与多ECU采集到的数据，着重关注了以下几个重要方面：

1. 单个长序列数据源的非平稳时间特性与变化规律。
2. 多个数据源之间的相关性与信息互补性。
3. 不同时间尺度下多源数据的变化规律。

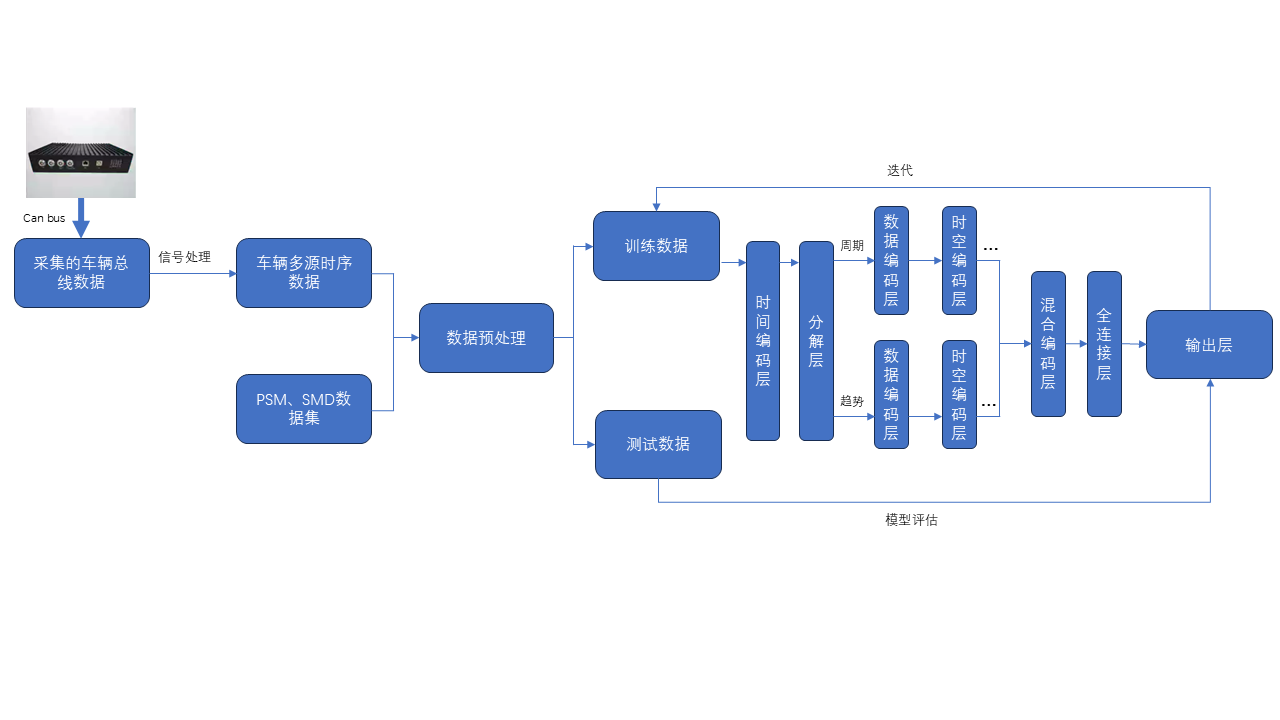
基于上述考量，对多种深度学习模型进行了权衡比较。LSTM长短期记忆网络虽然通过门控机制缓解了梯度消失问题，能捕捉一定的时间依赖性特征，但对长序列依然无法捕捉早期的特征，对于多元时序的空间相关性也无法捕捉，同时并行计算能力差，很难实时对数据进行预测分析；卷积神经网络CNN虽然有很好的局部特征提取能力，可以并行计算，但受制于卷积核的感受野有限，对全局的特征提取有限，同时卷积操作对非平稳数据建模能力也有限。与此相比，Transformer模型拥有优秀的长序列特征提取能力，可以高效地并行计算，对非平稳数据也有更好地泛化能力，对多变量也有较高的建模能力。

在模型架构方面，Transformer创新性地完全基于自注意力机制，允许模型直接建模序列中任意两个时间步之间的关系，无论它们之间的距离有多远，从而完成长序列全局依赖建模；多头注意力又能让注意力计算并行化，同时也能从多视角捕捉特征，提升了模型的鲁棒性；位置编码让原本无序的Transformer对有严格的时间顺序的时序数据进行时间顺序上的建模，将时间步的相对或绝对位置注入到输入数据中，使模型能感知时序性；残差连接的结构缓解了深层网络梯度消失的问题，能够让模型深度更深；前馈神经网络增强了特征表达能力，能捕捉复杂的非线性关系。由于是将Transformer模型用在车辆多源时序异常检测的任务中，且是基于重构的方法进行异常检测，故只使用编码器的结构，抛弃用于预测的解码器的结构。

在真实的长序列多元时序异常检测任务中，我们发现传统的基于Transformer模型的异常检测忽略了以下几个方面，具体是：

1. 忽略了长时序的显式时序分解，未显式分离周期、趋势与残差，导致复杂模式学习困难，同时分解是全局的，也解决了滑动窗口提取数据特征的局部性。
2. 未从多时间尺度进行特征提取，单以采样频率作为单尺度对时间维度进行建模，容易忽视短期波动与长期趋势的差异。
3. 忽略了数据的时间依赖性，传统的自注意力机制没有考虑数据是依赖于时间的，在注意力计算时未引入时间向量。

本文在传统的Transformer模型基础上新增了周期与趋势分解层，多尺度时间编码层与基于混合注意力的编码层。整个车辆多源时序异常检测的工作流程如下图所示。



## 3.3 改进Transformer模型的异常检测算法

在汽车多源传感器时序数据异常检测乃至更宽泛的多元时序异常检测场景里，很多初始的数据是没有是否异常的标签的，判断是否异常需要复杂的汽车DTC诊断，DID解析等专业领域知识与方法。如果能通过分析多源传感器原始的时序数据，提取数据特征，再通过异常检测手段确认某些数据是否异常，可以更方便也更提早发现潜在的异常，再辅助以专业诊断确认异常。而其中异常检测的准确率格外重要，否则会出现很多漏检的情况。为此首要目标是构建一个成熟可靠的无监督多元时序异常检测模型，以达到提升异常检测准确率的目标。

Transformer模型的注意力机制能有效捕捉长时序的特征，这对于较为稳定的时序数据或者单一的时序数据有较好的检测效果。但现实工业生产中的时序数据不是单一而是多元的，同时时序数据也不是完全稳定的，有随着时间变化漂移的特征，在短时间内也可能发生较大波动，同时也有一定的季节特征，如新能源汽车在冬季的电池功耗明显大于其他季节等。另外汽车数据等工业数据采集的采样频率也是不一样的，有些是以秒为单位，有些是以分钟为单位。此外汽车多源数据是实时上传的，需要检测模型有实时检测异常的能力。针对上述问题，本文创新地提出了基于Tranformer改进的多元时序异常检测模型，以下是具体的改进点。

### 3.3.1 多尺度时间编码层

由于工业数据很多采样率是不一样的，一方面需要在数据预处理时对齐时间，另一方面单一的时间尺度也不利于充分挖掘数据与时间的关系。本文使用多时间尺度对对齐时间后的一维时间数据进行标准化处理，处理逻辑是将时间转换成日期格式，对日期的月、日、周、小时、分钟、秒这些不同的时间尺度标准化到区间，中心化方便后续Gelu激活函数使用，也方便捕捉周期性特征。

经过标准化得到的多尺度时间数据经过固定大小的滑动窗口后进入时间编码器，通过一维卷积与层归一化得到编码后的多维时间嵌入。

其中，𝑛是序列长度，m是时间尺度个数。

### 3.3.2 基于FFT分解的时序数据编码层

为了获取时序数据的周期性与趋势性特征，使用快速傅里叶变换（Fast Fourier Transform）将时间序列信号从时域转换到频域，是常见的用于分解时序数据的方法。傅里叶公式如下：

其中：*X(f)*表示频域信号的频谱成分；𝑥𝑡是时间序列在第𝑡个时刻的值；𝑓是频率；𝑛是时间序列的长度。

快速傅里叶变换（FFT）：是一种高效实现傅里叶变换的算法，适用于大规模数据的实时频域分析。FFT能够快速计算频谱成分，揭示车辆信号中的周期性和振动模式。基本计算原理： FFT通过对傅里叶变换的递归分解，将计算量从𝑂(𝑛2)降低到𝑂(𝑛 log 𝑛)，显著提升了频域特征提取的效率。

具体分解的方法是将多元数据每一元进行FFT变换得到频谱数据, 取绝对值后去掉第一个直流分量，再取topK个幅值最高的频率，其余频率置为0，得到新的频谱数据，进行逆傅里叶变换（IFFT）得到周期项，用原数据减去周期项得到趋势项。

其中，i表示第i个多元数据，是取topK个幅值最高的FFT变换后的频谱值。

得到的趋势项数据与周期项数据在滑动窗口下分别进入数据编码层，经过在特征维度的一维卷积与位置编码得到编码后的数据嵌入。

其中，𝑛是序列长度，是变量个数，，是一维卷积输出的维度，PE表示余弦的固定位置编码函数。

### 3.3.3 时空Transformer编码块

多元时序除了单个维度数据自身有时序自相关性，不同变量之间也有空间上的相关性，同时融合自身时序特征与多元空间特征才能有可解释性同时更好地提取完整的时空特征。基于分解的时序数据编码层嵌入的输出分别进入时空Transformer编码块以提取周期本身与周期间特征以及趋势自身与趋势间特征。时间Transformer编码块采用传统的多头注意力机制，假定第层的周期项数据和趋势项数据输入分别是，MSA表示多头自注意力，FeedForward表示前馈网络，LN表示LayerNorm，以周期项数据为例，提取时序特征计算如下：

其中是中间变量，输出的。提取变量之间的空间信息则需要对原输入转置后进入编码块：

其中是中间变量，输出的。趋势项同理进行相关计算。

得到的提取了时空特征的周期项与趋势项需要进行特征融合，常用的特征融合方法包括特征拼接，特征加权平均（Weighted Average），多层感知机融合（Multilayer Perceptron, MLP Fusion）等，本文采用特征拼接方法，通过将不同来源的特征向量在维度上进行拼接，形成新的特征向量，公式如下：

其中，𝑥1, 𝑥2, … , 𝑥𝑛是不同来源的特征向量。

拼接后的特征向量进入一个block，公式如下：

趋势项计算同理。

### 3.3.4 混合注意力模块

传统的自注意力机制更多聚焦数据本身的特征信息，但在多元时序场景里，单个变量数据不是孤立的，需要结合其对应的时间特征。在3.2.3经过时空编码得到的趋势项特征向量与周期项特征向量分别和经过3.2.1得到的多尺度时间特征向量进入混合注意力模块，计算得到注意力空间的特征向量，混合注意力公式如下：

其中，来自，分别是周期项Query，周期项Keys；来自，分别是趋势项Query，趋势项Keys；来自，分别是时间项Query，Keys, Values。

第l层带有混合注意力的Transformer编码块按如下方式计算，以周期项为例：

其中，FC是全连接层，趋势项计算同理。L+1层的，，，当l=1时，是形状为的零向量。

最后，整个模型输出提取完特征的和，把两者相加作为最终的模型输出。

## 3.4 本章小结

本章首先对两个公开的多元时序异常检测数据集PSM和SMD以及一个实际车辆总线的多源数据集进行了介绍和梳理。对于多元长序列时序数据，Transformer模型由于其自注意力机制，能更好地捕捉长序列特征，但传统的Transformer模型忽略了时序数据的显式分解，缺乏可解释性，同时也没有进行多时间尺度的建模以及忽略了数据的时间依赖性。而在时序分析上，传统的滑动窗口提取数据会丢失部分信息，于是本文提出了基于FFT分解的改进的Transformer模型。首先是针对滑动窗口受限于窗口大小丢失部分信息问题，模型在数据预处理阶段将长序列数据通过FFT变换得到整个序列的周期项与趋势项，这样也带来了一定的可解释性；对于多元数据采样频率不一样，模型对时间进行多时间尺度变换得到更多维的时间特征；对于传统Transformer没有捕捉数据的时间依赖性，模型采用在变量间分别对周期项与趋势项做基于时间的混合注意力的计算，捕捉多元数据间周期、趋势与时间的内在关系，提高了模型可解释性以及泛化能力。

# 第四章 车辆异常检测实验及分析

## 4.1 实验环境配置

排除实验中其他因素影响，实验环境的硬件配置如表4-1所示。

表4-1 实验环境配置

|  |  |
| --- | --- |
| **实验环境** | **配置** |
| CPU | Intel core i5-12400F |
| 内存 | 32GB |
| GPU | Nvidia RTX 4070Ti 12GB |
| 操作系统 | Windows 11 |
| CUDA | 12.4 |
| 深度学习框架 | Pytorch 2.4.1 |

## 4.2 车辆异常检测的评价标准

在构建好模型并进行训练后，需要在测试集上进行评估以评价模型的性能。在异常检测任务中，召回率（Recall）、精确率（Precision）以及F1分数（F1 score）是经典的评估标准。本文使用这三项作为评价指标，对模型异常检测能力进行评估。

但传统的F1指标是点对点匹配的，对于连续变化的时间序列并不适用，异常也是某个区间的异常而非某个点的异常。对此，点调整策略[54]是最近工作较为普遍的做法。点调整策略认为如果模型能正确地检测到某个异常区间中某个点是异常的，那么整个异常区间就会被认为检测到。然而这会增加TP，降低FN，也导致很多异常检测算法会有非常高的F1分数，甚至一个完全随机模型也能获得超过0.5的F1分数，这显然并不合理[55]。

对此，本文使用基于隶属关系的F1评价指标，通过计算预测的异常区间与真实的异常区间的平均定向距离来计算精确率，通过计算真实的异常区间与预测的异常区间的平均定向距离以计算召回率，具体计算过程如公式（4-1）- 公式（4-3）所示。

首先定义关于点到区间与区间到区间的距离，公式如下：

其中表示点x到区间Y的定向距离，表示区间X到区间Y的平均定向距离。

定义事件段I和事件段J的覆盖度函数Coverage：

其中，F是累积分布函数（CDF）。

精确率（Precision）：衡量模型预测为正样本的准确性，公式如下：

其中，I是预测异常事件段，J是最接近I的真实异常事件段，是总的预测事件段集合，是I的长度。

召回率（Recall）：衡量模型在所有正样本中正确预测的比例，公式如下：

其中，J是真实异常事件段，I是最接近J的预测异常事件段，是总的真实事件段集合，是J的长度。

F1分数（F1-Score）：是精确率和召回率的调和平均，用于平衡精确率和召回率的表现，公式如下：

## 4.3 数据预处理

对于从车辆传感器获取的原始数据，除了汽车本身的总线协议解析外，数据本身往往存在噪声，异常值，缺失值，采样频率不同导致的时间无法对齐等问题，需要对数据进行预处理，以提升模型的准确性、鲁棒性和稳定性，是实现高效、可靠的车辆异常检测系统的关键步骤。在本研究中，主要以以下方式对公开的PSM、SMD数据集与经过协议解析的CAN BUS数据集进行预处理：

1. 数据清洗

去除数据中的噪音，异常值和填补缺失值，确保数据的质量和一致性。对于缺失值，使用前向填充法处理短期缺失，对于长期缺失，我们使用基于时间序列特性的插值方法，根据数据的时间或空间分布，用前后相邻数据的平均值或趋势线来填补缺失值。这种方法在时间序列数据中常用。公式如下：

对于异常值，使用基于滑动窗口的Z-score方法检测异常值，并用局部中位数替换。假定滑动窗口大小为，对于每个窗口中的每个数据点，计算其Z-score，公式如下：

如果，为临界值，则认为是异常点，使用窗口中位数替换。

1. 数据标准化处理

对每个特征进行标准化处理，使其均值为0，标准差为1。标准化公式如下：

其中：*x*是原始值，*μ*是特征的均值，*σ*是标准差。

1. 多时间尺度处理

从分，小时，日，周，月这几个尺度对原先的时间数据进行处理。以分钟尺度为例，公式如下：

其中是当前尺度的值。这样得到区间中心化的多时间尺度的值。

图3-1为数据预处理效果的对比，分为原始数据和预处理后数据两部分。左图为原始数据，展示了数据中存在的异常值和波动，图中明显有两个与曲线趋势不符的红色点，这些点可能是由于噪声、传感器误差或其他异常原因导致的数据偏差。右图为预处理后数据，经过预处理后，数据变得更加平滑，异常值被修正或去除，曲线趋势更加符合正常的波动模式。绿色点代表修正后的数据点，符合曲线的整体趋势。



通过数据预处理，能够有效去除原始数据的噪音，补齐缺失值，检测与更换异常值，标准化处理后能得到更利用深度模型训练的原始数据，为后续模型训练与评估做好准备。

## 4.4 模型训练与优化

模型训练与优化是深度学习模型开发的核心环节，其目标是通过不断调整模型参数和结构，提高模型在测试集上的性能和泛化能力。使用4.2节的精确率、召回率、F1分数指标来评估模型的预测效果。根据评估结果，可能需要进一步调整模型结构或重新优化超参数。模型训练和优化过程是一个循环迭代的过程，贯穿于整个机器学习项目的生命周期。通过不断优化，可以确保模型在实际应用场景中的准确性和鲁棒性。

模型的训练过程采用了以下策略：

（1）损失函数：由于我们的场景是无监督学习，我们使用均方误差损失函数公式为：

（2）优化器：我们使用Adam优化器，它能自适应地调整学习率，适合处理稀疏梯度和非平稳目标。 一阶矩估计（动量）和二阶矩估计的计算：

偏差修正：

参数更新：

其中：𝑚𝑡和𝑣𝑡分别是梯度的一阶和二阶矩的移动平均；𝛽1和𝛽2分别是一阶和二阶矩估计的衰减率；𝛼是学习率；𝜖是一个小常数，防止分母为零。

（3）学习率调度：我们采用带有预热的余弦退火学习率调度策略，公式如下：

其中，𝜂min为最小学习率，𝑇max为周期。

（4）批量大小：我们使用动态批量大小，从小批量开始逐渐增加到较大批量，以在训练初期保持高探索性，后期提高收敛稳定性。

（5）激活函数：我们使用Gelu作为Transformer编码块的激活函数。相比于在时会出现神经元“死亡”的Relu函数，Gelu在负值区域依然有微小梯度且相比于LeakyRelu更加平滑，这对于多元变量间非线性关系能更好地进行捕捉。

（6）早停：我们在验证集上监控模型性能，如果连续N个epoch没有改善，则停止训练。

在确定好模型训练的策略后迭代地进行模型训练，调整超参数，进行模型评估，详细评估结果在4.6节。

## 4.5 异常检测基线

在进行模型训练后需要对模型进行验证。由于我们场景是无监督学习，模型的输出并非异常或非异常的标签，而是连续的标量，需要通过异常检测基线算法进行异常判别。考虑到实际生产环境数据是流式且是实时的，于是从实时性出发，本文使用基于极值理论的流数据实时异常检测SPOT模型作为异常检测算法的基线。

基于极值理论（EVT）的流数据异常检测模型（SPOT）是一种专门针对流式数据（实时数据流）的异常检测方法。它通过动态建模数据中的极端值分布，实时识别并适应数据分布的变化，适用于高频、非平稳的流式数据场景。其核心思想是通过动态调整阈值，并利用广义帕累托分布（GPD）对超出阈值的极端值建模，实时检测流数据中的异常点。

SPOT的伪代码如下：

|  |
| --- |
| Algorithm 1：基于极值理论的流数据异常检测算法 |
| Input：流数据，数据长度*n*，异常概率*q* |
| Output: 阈值集合t，异常点集合*A* |
| 初始化 |
|  |
| 计算超出阈值的极端值， |
| 估计GPD的形状参数和尺度参数， |
| 计算极值分位， |
|  |
|  |
|  |
| 添加到*A* |
|  |
|  |
| 添加到 |
|  |
|  |
|  |
| 更新 |
| else |
|  |
| end if |
| end for |

经过SPOT循环计算后得到模型输出的时间点对应的异常1或非异常0的值，进入4.2节的评价标准计算得到F1分数等指标。

## 4.6 实验结果与分析

### 4.6.1 不同激活函数之间的对比

为了评估不同的激活函数对模型训练的影响，本研究在控制其他超参数一致的情况下，通过改变模型的激活函数，观察损失函数的变化进行对照分析。本研究使用了三种激活函数做对比，分别是Gelu，Relu以及LeakyRelu。三者在模型训练期间的损失函数变化如图4-6所示。

### 4.6.1 不同超参数之间的对比

本研究主要的超参数调整包括FFT变换对topK个最大幅值的选择中的topK，变量间的空间编码器的滑动窗口大小，编码器的层数block\_num，以及SPOT算法的异常概率q。

### 4.6.1 与已有算法之间的对比

为了证明本研究提出的改进Transformer模型算法的优越性，将本研究模型TransformerFFT同KNN、用于异常检测的Transformer以及LSTMAe模型在公开的多元时序数据集PSM和SMD以及现实采样的CAN BUS数据集上进行了比较，评估依然使用基于隶属关系的F1评价指标。模型对比实验结果如下表所示。

表4-3 在公开数据集PSM和SMD上的算法对比

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | PSM | | | SMD | | |
| 算法 | Pre | Recall | F1 | Pre | Recall | F1 |
| kNN | 0.5317 | 1.0000 | 0.6943 | 0.6988 | 0.3368 | 0.4546 |
| Transformer | 0.5201 | 0.8504 | 0.6455 | 1.0000 | 0.0319 | 0.0619 |
| LSTMAe | 0.7511 | 0.7586 | 0.7548 | 0.8496 | 0.4349 | 0.5753 |
| TransformerFFT | **0.8113** | 0.6842 | 0.7424 | 0.6596 | **0.9643** | **0.7834** |

表4-4 在CAN\_BUS数据集上的算法对比

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 算法 | Pre | Recall | F1 | Average |
| kNN |  |  |  |  |
| Transformer |  |  |  |  |
| LSTMAe |  |  |  |  |
| TransformerFFT |  |  |  |  |

### 4.6.1 与原Transformer模型之间的对比

通过引入多时间尺度，FFT分解周期项与趋势项分别进行编码以及依赖于时间的混合注意力机制，改进的Transformer模型相比原Transformer模型在性能上有了显著提高，从图。

## 4.7 本章小结

本章展示了基于改进的Transformer模型的车辆异常检测系统的实验成果，包括数据预处理、模型训练与优化、引入异常检测算法基线、性能评估等不同阶段的可视化结果。它们涵盖了从基础数据分析到复杂模型应用的全过程。

数据预处理与特征提取包括时间窗口特征、频域特征、非线性特征等多维度特征提取方式。特征选择与降维图展示了不同特征在模型中的重要性，利用SHAP值（SHapley Additive exPlanations）揭示了不同特征对模型预测的影响力，为进一步的特征优化和模型改进提供了依据。

模型训练与优化比较了多种模型架构，如LSTM、Transformer、混合模型和MLP，通过ROC曲线和混淆矩阵等多种评估指标直观地展示了不同模型的性能。ROC曲线比较图和AUC（Area Under the Curve）显示了混合模型在分类精度上优于单一模型。通过训练和验证损失曲线、验证准确率曲线的对比，呈现了各模型在训练过程中的稳定性和收敛速度。

整体而言，这些可视化结果有效地展示了智能车辆异常检测系统的设计、实现和性能评估过程。通过多模型比较和多维度特征分析，强化了对异常检测的精确度和可靠性。同时，系统界面设计保证了最终应用的可视化和易用性，从而推动智能车辆监控和维护的进一步发展。

# 第五章 车辆数据采集与异常检测系统设计与实现

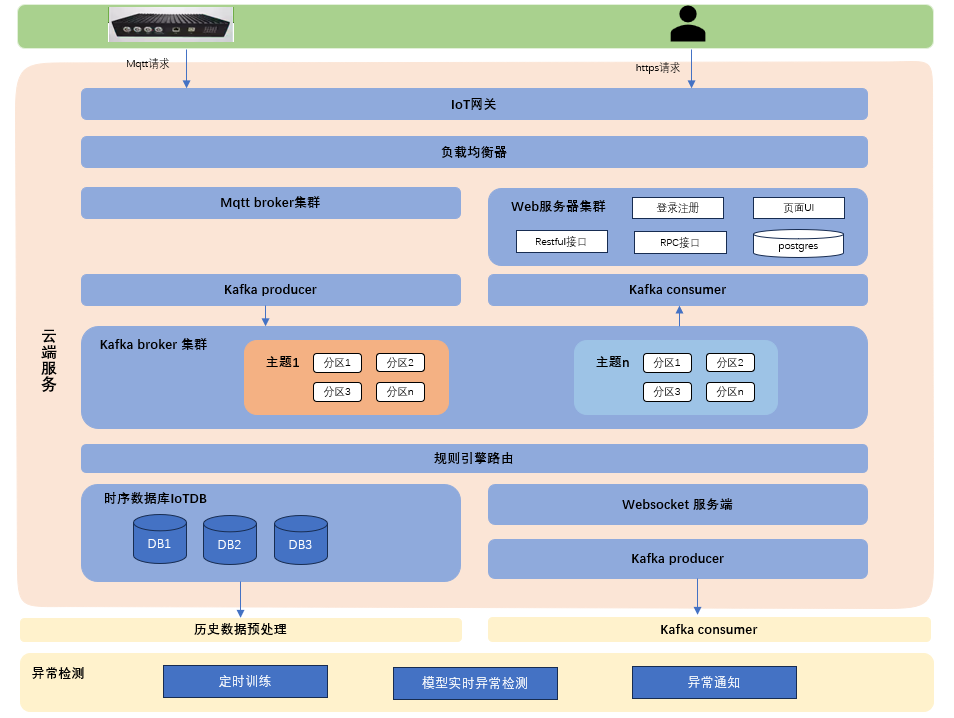
车辆实时数据采集与异常检测系统的实验环境与硬件配置如表5-1所示。

表5-1 数采边缘端与云端实验环境配置

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 类别 | 实验环境 | 配置 |
| 数据采集边缘端 | Wifi | WiFi6 STA/AP |
| 存储 | M.2 128GB |
| 供电 | 8-16V |
| 数据采集与分析云端 | 内存 | 128GB |
| CPU | Intel Xeon Gold 6330 CPU |
| GPU | Nvidia A100 |
| 操作系统 | Ubuntu 20.04 |
| 存储 | 20TB |

## 5.1 车辆数据采集与异常检测系统整体架构设计

本文设计并实现了用于工业生产的边缘端到云端的车辆实时数据采集与异常检测系统。系统的核心目标是采集各个车辆传感器数据，动态地监控车辆状态，能够实时检测出异常状态并作出异常通报，让工程师在潜在的异常时间段进行专业的诊断。同时将云端收集的大数据持久化到本地分布式时序数据库，一方面是为了数据回放，另一方面是用于后续定期迭代训练模型的原始数据集做准备。车辆数据采集与异常检测系统架构图如图5-1所示。

该系统核心包括云端数据采集展示平台和实时异常检测服务两部分。其中云端数据采集与展示平台具有高负载、高可用的特点，籍由多个分布式中间件实现。平台参考了物联网开源项目Thingsboard，第一层是网关，负责处理边缘端Tbox盒子的连接与传输协议转换、安全认证以及来自用户对平台的访问请求；第二层是负载均衡器，用于分发请求到Mqtt broker集群与Web服务器集群。Mqtt broker收到的下位机发来的CAN BUS数据会通过Kafka生产者按照数据的类型发往有多个topic且每个topic有多个分区的Kafka broker中，数据类型会对应某个具体的topic。Web服务端会通过Kafka消费者消费某个具体的topic来拉取来自Mqtt broker的数据，进行数据实时展示，同时Web服务端也负责接收用户的指令下发RPC请求给边缘端设备，比如开启或者关闭CAN采集。此后Web服务端会将数据发往规则链引擎，该引擎是个可视化、可交互的数据路由，使用基于内存的消息队列，可实现快速地数据传输与数据解析。数据从规则链引擎可以传输到分布式时序数据库IoTDB完成数据的持久化，也可以传输到websocket服务端发往数据trace的客户端或者继续作为kafka生产者发往异常检测平台。这样的架构设计保证了采集平台支持高吞吐，低延时，高可用。

异常检测服务的数据一方面是来自通过Kafka消费者拉取来自数据采集云端生产的数据，另一方面来自持久化到时序数据库IoTDB的历史数据。车辆异常检测功能的实现主要涵盖以下几个关键步骤：

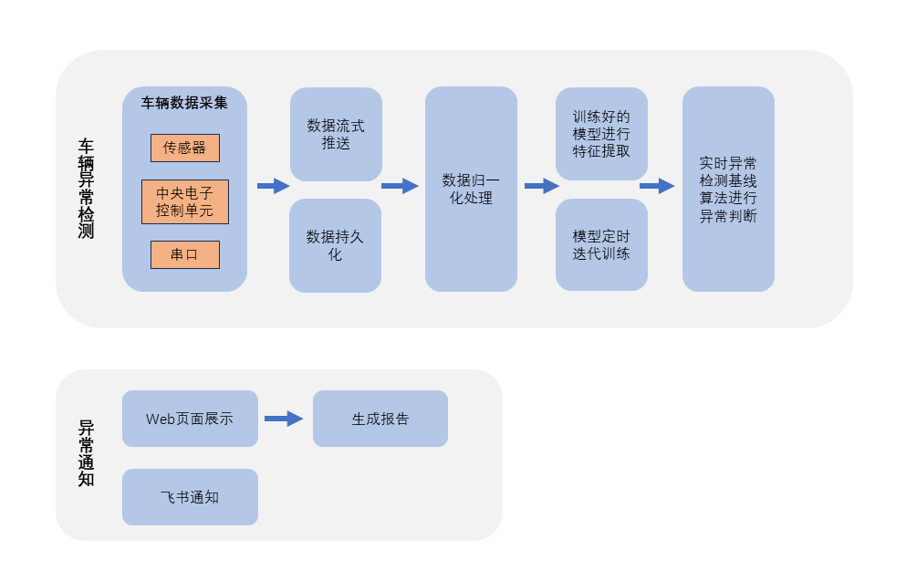
第一步，车辆传感器上传数据到边缘端Tbox，Tbox通过Mqtt协议将原始数据发往采集云平台。

第二步，云平台通过高效数据结构与算法对原始总线数据进行解析并传输，通过规则链引擎分发数据到时序数据库或者分发到Kafka生产者将数据流式地发往kafka broker中的某个topic。

第三步，异常检测服务通过Kafka消费者消费topic拿到数据流，数据批量地进行滑动窗口划分与归一化处理，供深度学习模型进行预测。

第四步，训练好的模型对数据流进行特征提取，提取的特征数据流式地输入到实时异常检测基线算法中，得到时间相关的是否异常的标签。如果检测到异常区间，就进行异常通知。

第五步，异常检测服务会定时地从时序数据库拉取历史数据，经过数据预处理对模型进行训练，新训练的模型会替换旧的模型进行实时异常检测的任务处理。

异常通知功能主要是以UI页面呈现与第三方webhook的方式通知车辆检测工程师。UI页面呈现即通过云平台登录后，在异常检测的菜单里查看当前采集数据流是否有异常，如有异常情况，可以点击生成报告以生成异常报告。第三方webhook主要指飞书群通知机器人，通过创建飞书群通知机器人获取webhook地址，再通过代码实现Json内容的拼接，再进行接口调用从而通知飞书群有异常发生，需要工程师进行检测与排查。综上所述，车辆实时异常检测系统的处理流程如图5-2所示。

本文提出的云端车辆实时异常检测系统具有多方面的优势，具体如下：

1. 实时性高。系统能实时地对车辆采集的数据进行异常检测，得益于轻量化的Mqtt协议，高性能集群的架构与消息队列，高效数据结构的使用，整体数据传输时间延迟在3s内，模型从而能实时进行数据特征提取；同时基于极值的流式异常检测基线SPOT算法能从数据流中逐个地进行异常检测，保证了实时性。

2. 吞吐量高。该系统支持200个以上的边缘设备同时连接传输，每台32000bps流量，时序数据库存储可达18TB，数据查询平均时间延迟15s。这主要也是得益于轻量的Mqtt连接，高吞吐量的kafka消息队列中间件以及性能卓越的IoTDB时序数据库。

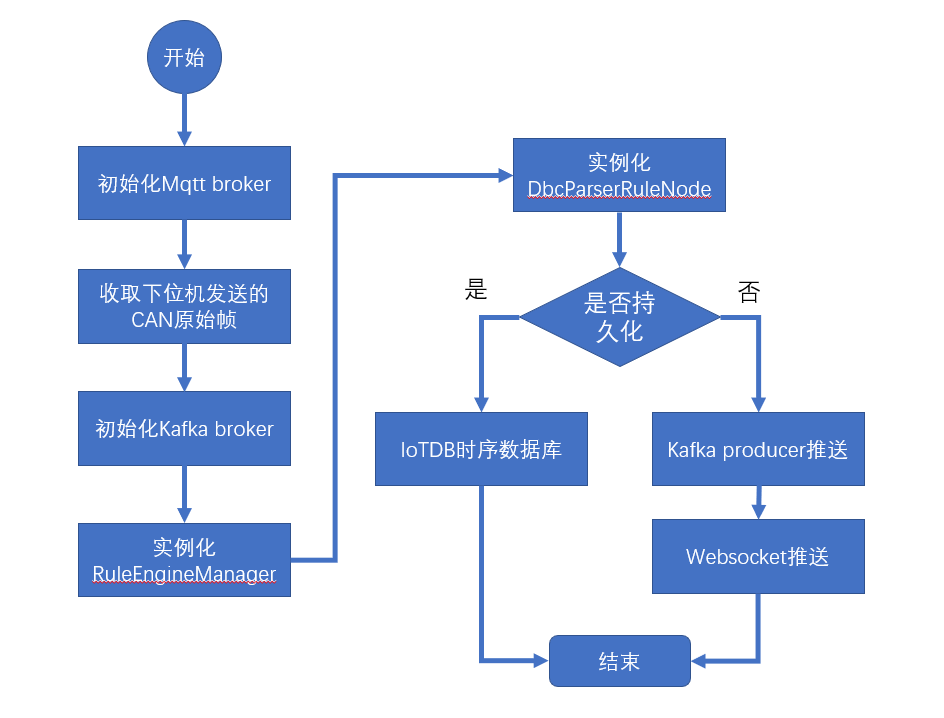
3. 可靠性高。一方面我们的模型在异常检测任务中表现出的检测性能可靠性高，另一方面云端通过加锁与kafka消息队列的提交策略为手动异步提交，在保证实时性下也保证数据不丢失。

4. 便捷性高。工程师无需频繁去车辆老化测试，道路测试等测试现场，只需要通过远程访问网页就可以查看车辆实时数据。由于有异常检测的存在，工程师也无需一直在车辆旁边进行诊断，而是在收到可能的异常通知后再去现场进行诊断，大大方便了车辆诊断的实施。

5. 用户友好。人性化的交互界面，使用Vue3开发前端页面，UI简洁风格统一，异常检测页面包括左侧的控制面板、中央的实时监控数据、右侧的系统状态和异常检测结果显示区域，以及底部的最近检测日志。用户能查看传感器数据的实时变化曲线图，从而可以直观地观察车辆不同传感器的状态变化趋势。采集页面参考了Thingsboard，功能完善且丰富，能清楚看到车辆信息与采集的数据。

## 5.2 车辆数据采集与异常检测系统软件实现

### 5.2.1 数据采集功能的实现

本文设计并实现的车辆CAN BUS数据采集模块参考了开源的IoT项目Thingsboard，依托于SpringBoot代码框架与Netty，Kafka等中间件实现。在云平台上，首先配置mqtt端口与地址，写入到application.yml配置文件中，然后初始化网络框架Netty的ServerBootstrap类完成mqtt broker初始化，MqttTransport继承自ChannelInboundAdaptor类，重写了channelRegister与channelRead函数，完成对mqtt topic的订阅与payload读取。

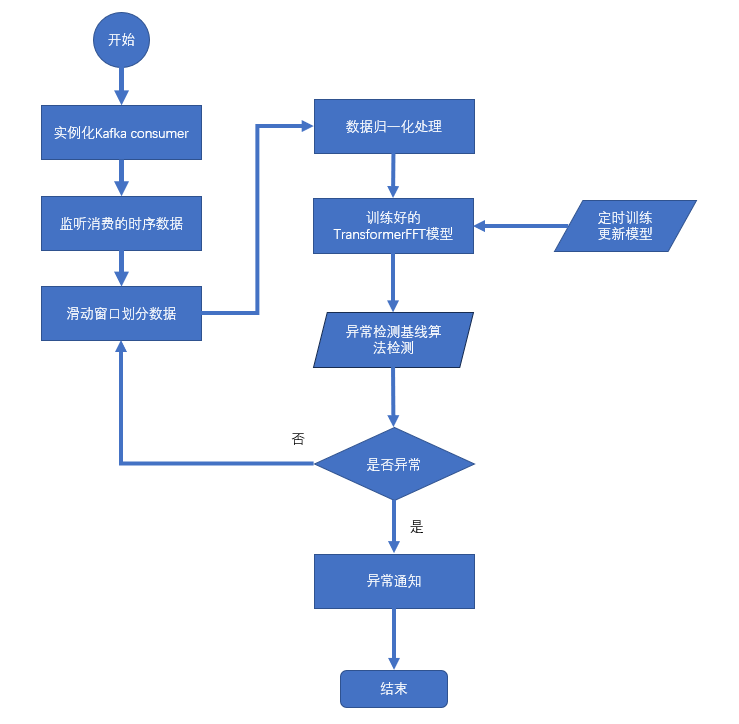
使用Docker部署kafka broker，新建KafkaConfig类读取配置文件里broker集群的地址与端口信息，新建KafkaConsumerTemplate与KafkaProducerTemplate，分别实现subscribe与unsubscribe函数，通过调用consumer类的poll完成topic消息的拉取，通过调用producer的send函数完成消息发往topic。消息之后会发往规则链引擎，通过实例化RuleEngineManager完成规则链的创建，每个规则链有多个RuleNode与之间的RelationTypes，一旦引入规则的json文件，会依次实例化这些类。通过Docker部署IoTDB集群，新建IoTDBHadler用于处理时序数据库的增删查。在有类型是持久化的RuleNode时，会调用IoTDBHadler的save接口插入数据完成持久化。或者实例化WebsocketServer类发送消息到websocket客户端并再次调用producer.send函数发往topic，供检测服务使用。整个采集过程边缘设备之间是数据隔离的，设备有对应车的VIN码，也有云端保存的唯一的UUID，同时也有车型号，一个车型会有多个车辆VIN码。数据采集功能流程图如图5-3所示。

### 5.2.2 异常检测功能的实现

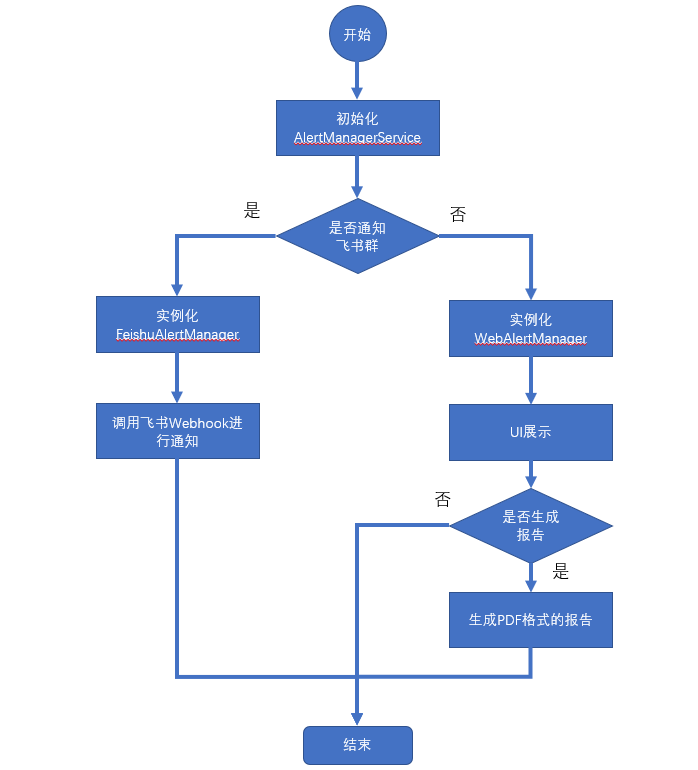
车辆总线数据通过Mqtt协议发往云端规则链后，继续通过调用KafkaProducerTemplate类的send函数发往broker的topics。异常检测服务实例化KafkaConsumerTemplate类，轮训地调用poll函数拉取topic分区里的数据流。按滑动窗口划分数据流。不同的采样频率使用不同的滑动窗口大小，频率越高，窗口越大。

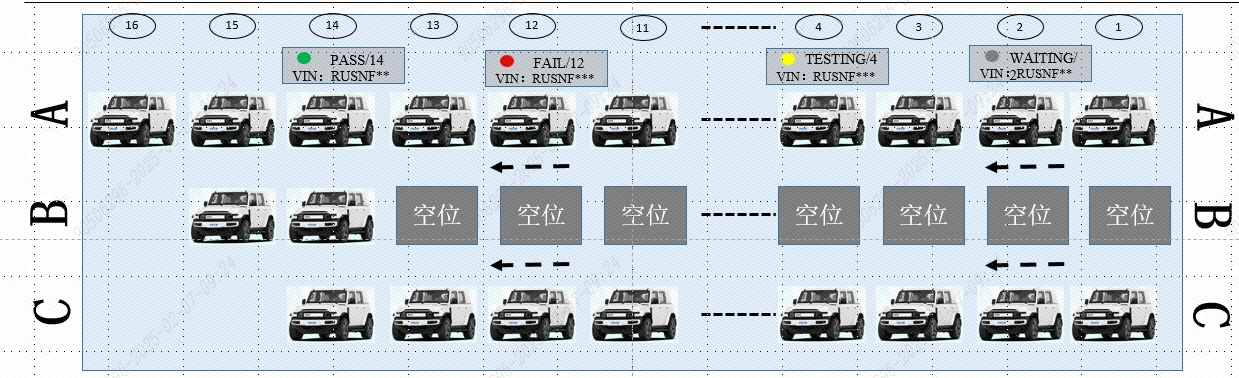
从滑动窗口划分的数据对每个变量批量地进行数据归一化，得到一组均值为0，标准差为1的数据，标准化公式如下：

其中：*x*是原始值，*μ*是特征的均值，*σ*是标准差。其后通过pytorch的load\_state\_dict函数加载最新的训练好的模型CAN\_{车型}\_model.pkl文件，每个车型都会有一个这样的pkl模型文件，然后调用model.eval()进入评估模式，分batch地执行模型预测得到提取后的多源时序特征值，特征值流式地进入基于极值的流式SPOT异常检测基线算法中，一个个数据点地进行异常检测，一旦被判定为异常就会存入记录异常的栈中，栈的元素是形如[start\_index, end\_index]区间的对象，每次数据进入SPOT且检测为异常，则pop出栈的最上面元素，执行end\_index++；若新的数据点为正常，则push一个空的对象到栈中，同时将该时间区间进行异常通知，该流程循环至用户点击了UI暂停按钮或者无数据输入为止。此外，考虑到车辆有不同型号，同一型号的车辆在标定后可能数据发生一定修改，本研究的模型会定期地进行训练，训练的数据集来自持久化到IoTDB的数据，这样增加了系统的鲁棒性与准确性。异常检测功能如图5-4所示。



### 5.2.3 异常通知功能的实现

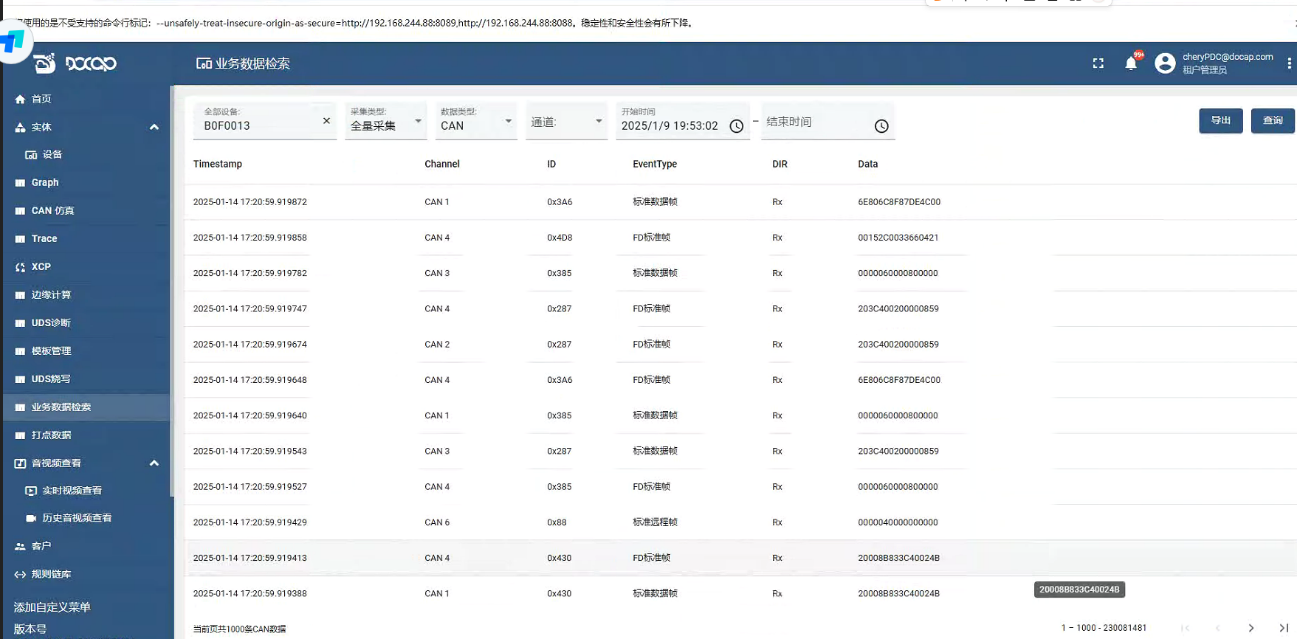
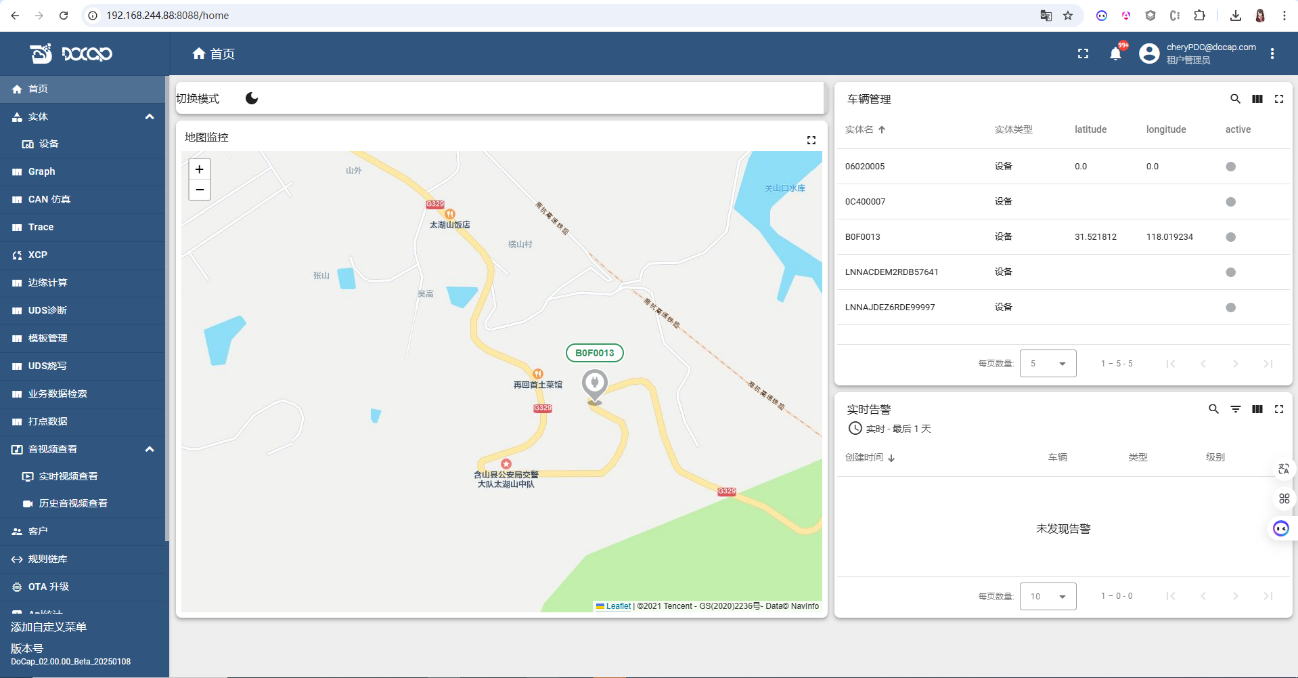
在异常检测系统发现异常后需要及时地通知车辆工程师，让其进行专业的DTC诊断。考虑到便捷性与实时性，通知的方式主要通过云平台与飞书群进行通知。异常检测系统后端也是SpringBoot实现，在收到异常信息后，会初始化AlertManagerService，根据用户需求，分条件地实例化FeishuAlertManager或者WebAleartManager，这两个类都实现了AlertManagerService的sendMsg接口。FeishuAlertManager主要通过实例化HttpClient，按照异常信息内容与异常级别构建发送到飞书webhook的json，然后调用post请求发送到飞书群通知机器人webhook的url地址完成通知。工程师可以在群里收到该异常通知的卡片，点击卡片会跳转到异常检测系统的前端页面。WebAleartManager则会将消息通过websocket推送给前端页面，工程师可以访问异常检测系统前端查看当前异常信息与当前数据变化曲线。同时他也可以点击生成报告，通过引入itexPdf包，将信息写入PDFWriter类中，创建PdfPTable表格，填入异常区间段，异常类型，当前异常车辆VIN码，车辆型号，再将pdf上传到文件服务器Minio中完成报告的生成。异常通知的流程如图5-4所示。

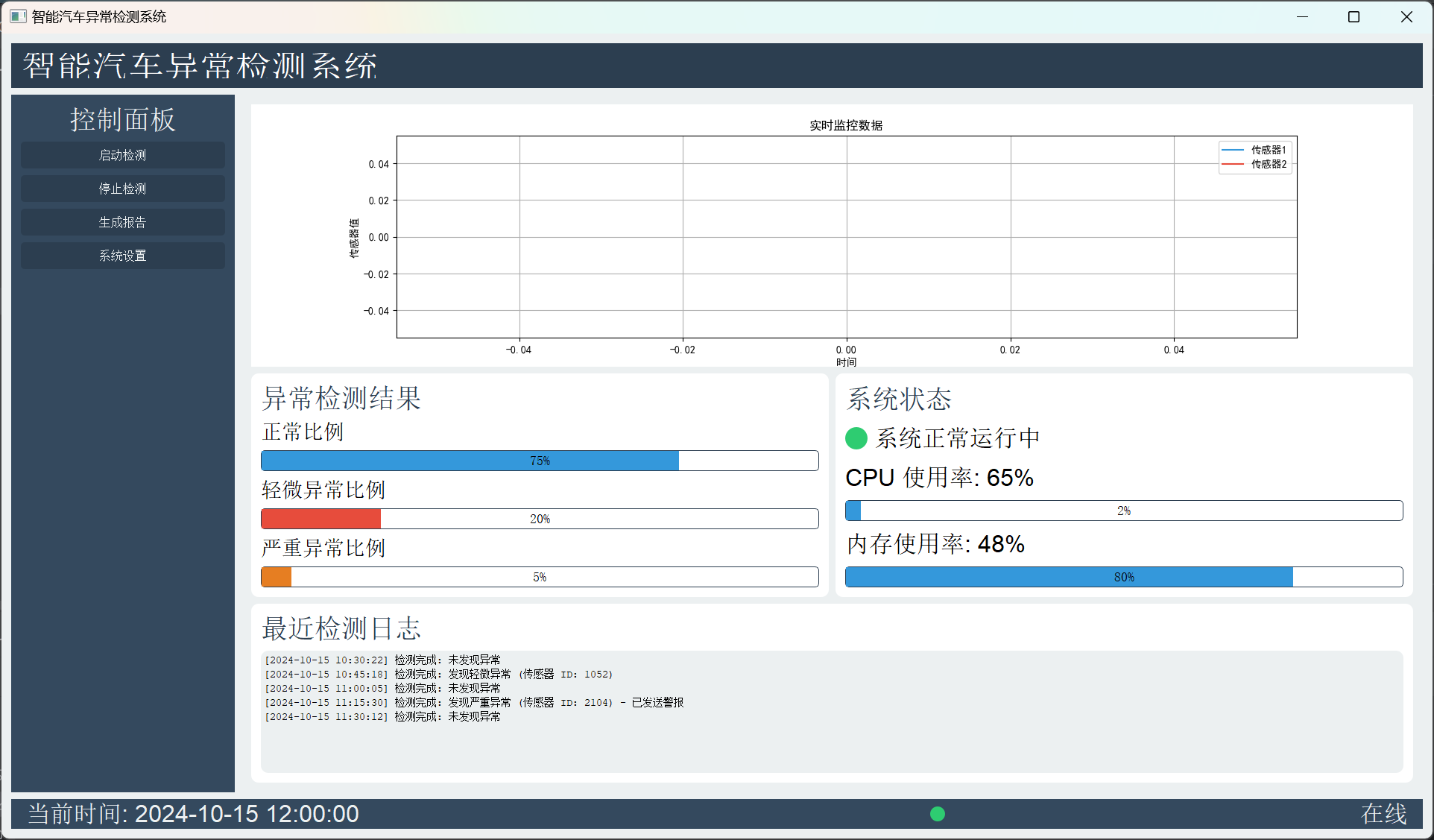
此外，考虑到工程师需要定位车辆的具体位置，除了Tbox盒子有安装5G sim卡，支持GPS定位外，在EOL老化测试现场也有通过扫描二维码，确定当前车辆在EOL测试区的位置，这样就方便工程师去现场诊断。老化测试区的区域拓扑图如图5-5所示。

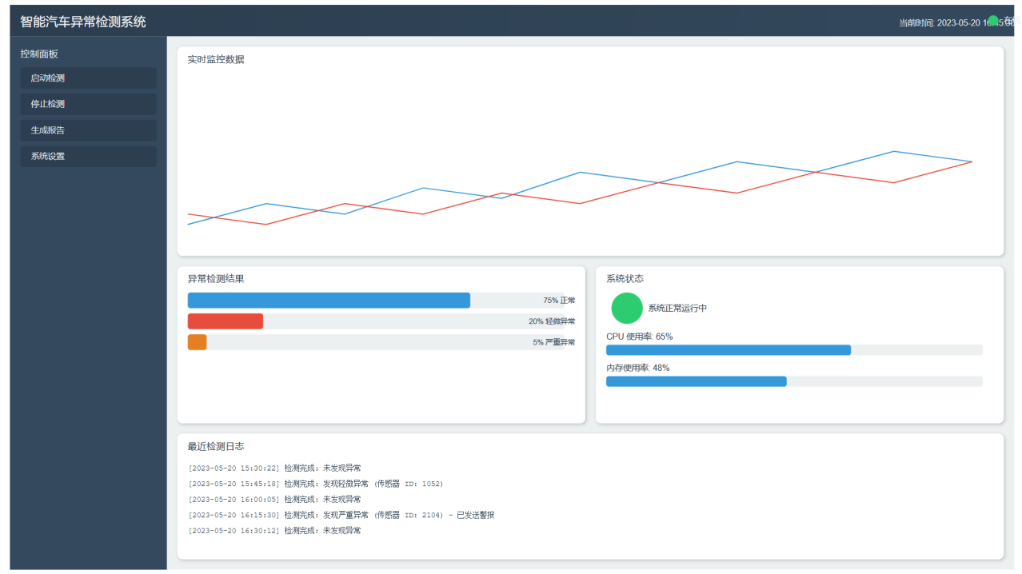
## 5.3 系统部分界面展示

本研究的车辆总线数据采集页面的左侧菜单栏可以查看和编辑设备信息，进行CAN数据仿真，CAN数据trace，doip配置，graph展示多信号等专业的车联网功能。首页也有地图可以看到测试车辆的位置信息，采集仪在线离线状态，采集仪告警等信息。同时时序数据也可以在业务数据查询中查看，支持按设备ID、VIN、开始时间、结束时间进行过滤。Graph页面展示了在用户上传完DBC文件后，通过dbc解析将多个变量（信号）的数据解析成物理值后的曲线图。采集系统部分页面如图5-6所示。

异常检测系统的界面，主要包括以下几个功能模块和信息显示：控制面板：包含“启动检测”、“停止检测”、“生成报告”和“系统设置”等按钮，用于管理系统操作。实时监控数据：显示传感器数据的实时变化趋势图，用于直观了解车辆传感器的即时状态。异常检测结果：以比例条的形式展示了不同类型异常的比例。系统状态：显示系统的运行状态（如“正常运行中”）和硬件资源使用情况，包括CPU使用率（65%）和内存使用率（48%）。最近检测日志：记录了最近的检测日志信息，包含时间、传感器状态、检测结果和异常类型等，方便查看历史检测情况。







## 5.4 本章小结

本章基于改进后的TransformerFFT模型，为车联网云端设计了一套完整的从数据采集到数据异常检测的系统。该系统核心包括实时数据采集功能、异常检测功能和异常通知功能三个部分。数据采集功能通过高性能、高可用架构以及消息队列，分布式时序数据库，负载均衡器等中间件来支持多台设备连接，每台数据吞吐量符合高频采集的需要；异常检测功能通过消费kafka broker数据得到数据源，通过数据归一化处理后的数据进入预训练好的TransformerFFT模型，模型提取时序特征后，流式地输入到基于极值的SPOT异常检测算法中，得到每个时间点是否异常的信息；异常通知功能在收到SPOT给出的异常信息后通过调用飞书webhook发送异常信息到飞书群或者通过Restful请求让用户在页面上查看，用户可以点击生成报告查看pdf格式的异常报告。系统界面图展示了智能车辆异常检测系统的操作界面，集成了实时监控、异常检测结果展示、系统状态监测和日志记录功能。其优势在于界面简洁直观，用户友好，能够实时显示车辆的异常比例、系统状态和检测日志等信息，提升了系统的可用性和操作效率。整体而言，通过车辆异常检测系统，工程师可以实时知道潜在的异常，无需频繁在现场进行专业诊断；同时可以在云端查看数据，进行多样化的操作，极大方便了车辆管理与诊断维护的工作。

# 第六章 总结与展望

## 6.1 工作总结

随着现代汽车技术的快速发展，尤其是新能源汽车的发展，车辆中集成了越来越多的传感器与电子系统，这给驾驶和乘坐体验带来了极大的提升，但同时也带来了电子系统稳定性的考验。在主机厂交付前的道路测试，老化测试乃至交付后日常驾驶中，如果出现电子系统导致的故障排查起来会比较麻烦，需要借助专业的DTC诊断。如果能从传感器获取实时的时序数据，对数据进行分析与异常检测，就有可能提前发现潜在的风险，提高驾驶安全性，也给主机厂提供不合格车辆的筛选。然而由于多源数据的多样性和异常模式的复杂性，传统的检测方法难以适应多变的车辆运行环境和状态，而深度学习方法虽然可以建模复杂的时序模型，但对长时序特征缺乏解释性也忽略了数据的时间依赖性。本研究聚焦于从车辆多传感器采集到的多源数据，对数据进行了预处理，结合公开的多元时序数据集，利用对多元时序的分析，改进了传统的Transformer模型，通过对比实验验证了模型的优越性。而后开发了一套实时的车辆异常检测系统，从数据采集到异常检测再到异常通知，实现了数据采集到诊断的闭环，给车辆异常检测带来了新的思路和方法。本文研究工作包括：

（1）针对多元时序异常检测任务，本文提出了一种新的TransformerFFT模型，该模型通过引入FFT对时序数据进行分解和多时间尺度下的混合注意力机制，和原Transformer模型相比，在公开数据集上提升了异常检测准确率，严格评估的F1分数达到0.83。

（2）针对车辆多源数据异常检测问题，本研究在新的多元时序模型基础上使用基于极值理论的流数据实时异常检测SPOT算法对新模型提取到的特征进行异常检测。保证了异常检测的实时性。

（3）设计实现用于工业生产的边缘端到云端的汽车实时数据采集与异常检测的系统。云端系统包括数据采集，实时异常检测，异常通知功能。

## 6.2 展望

本文提出的基于FFT分解的Transformer模型在车辆异常检测中表现出较高的性能，同时设计了一套用于工业生产的高可用、低时延、高吞吐的车辆异常检测系统，但仍存在一些值得进一步研究和改进的方向：

1. 模型轻量化。本文的模型基于Transformer，模型参数较多，PSM数据集训练后模型大小有121MB，如何在不影响检测准确率情况下轻量化模型是值得思考的事情。

2. 边缘计算。研究如何将模型部署到车载环境中，实现本地化的异常检测。这样可以实时性进一步提高，同时也能降低云端服务器集群的能耗。边缘端只需上报当前采集数据过程中有无异常的信息即可，也节省了数据传输的带宽。

3. 因果推断。当前的异常检测算法是将多元数据提取到一个维度的特征向量里进行异常判断，得到异常信息，但依然不清楚是哪个变量引起的异常。需要深入探讨因果关系在多元时序异常检测中的作用。

# 参考文献

[1] Hochreiter S. Long Short-term Memory[J]. Neural Computation MIT-Press, 1997.

[2] Alahi A, Goel K, Ramanathan V, et al. Social lstm: Human trajectory prediction in crowded spaces[C]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016: 961-971.

[3] 蔺瑞管, 王华伟, 车畅畅, et al. 基于 LSTM 分类器的航空发动机 预测性维护模型[J]. Systems Engineering & Electronics, 2022, 44(3).

[4] 王鑫, 吴际, 刘超, et al. 基于 LSTM 循环神经网络的故障时间序列预测[J], 2018.

[5] 高德欣, 王义, 郑晓雨, et al. 基于深度学习的电动汽车充电状态监测与 安全预警方法[J]. Electric Machines & Control/Dianji Yu Kongzhi Xuebao, 2023, 27(7).

[6] Jung S, Lee B, Han I. Gomez, Ł. Kaiser, and I. Polosukhin,“Attention is all you need,” in Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, pp. 5998–6008.[31] K. Ito et al.,“The lj speech dataset,” 2017.[32] F. Ribeiro, D. Florêncio, C. Zhang, and M. Seltzer,“Crowdmos[J]. ADE DE SÃ, 2011: 97.

[7] Min H, Lei X, Wu X, et al. Toward interpretable anomaly detection for autonomous vehicles with denoising variational transformer[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 129: 107601.

[8] Reza S, Ferreira M C, Machado J J, et al. A multi-head attention-based transformer model for traffic flow forecasting with a comparative analysis to recurrent neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 202: 117275.

[9] 程鸣洋, 盖绍彦, 达飞鹏. 基于注意力机制的立体匹配网络研究[J]. 光学学报, 2020, 40(14): 1415001.

[10] 霍纬纲, 梁锐, 李永华. 基于随机 Transformer 的多维时间序列异常检测模型[J]. 通信学报, 2023, 44(2): 94-103.

[11] 何正义, 曾宪华, 曲省卫, et al. 基于集成深度学习的时间序列预测模型[J]. 山东大学学报 (工学版), 2016, 46(6): 40-47.

[12] Zhou C, Huang S, Xiong N, et al. Design and analysis of multimodel-based anomaly intrusion detection systems in industrial process automation[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2015, 45(10): 1345-1360.

[13] Zhou Y, Wang J, Wang Z. Multisensor‐Based Heavy Machine Faulty Identification Using Sparse Autoencoder‐Based Feature Fusion and Deep Belief Network‐Based Ensemble Learning[J]. Journal of Sensors, 2022, 2022(1): 5796505.

[14] 芮光辉, 张明浩, 魏廷云, et al. 基于多时间尺度的电动汽车充电过程故障在线预警方法 ①[J], 2021.

[15] 邱凌赟, 韩军, 顾明. 车道模型的高速公路车辆异常行为检测方法[J]. 计算机应用, 2014, 34(5): 1378.

[16] 田涛涛, 侯忠生, 刘世达, et al. 基于无模型自适应控制的无人驾驶汽车横向控制方法[J]. 自动化学报, 2017, 43(11): 1931-1940.

[17] 韩天立, 马驰, 胡林治. 基于 GCN-Transformer 的车辆换道行为建模与轨迹预测方法[J]. Modeling and Simulation, 2024, 13: 2754.

[18] 熊伟丽, 李妍君. 选择性集成 LTDGPR 模型的自适应软测量建模方法[J]. 化工学报, 2017, 68(3): 984-991.

[19] 李文辉, 陈昱昊, 王莹. 自适应的免疫粒子滤波车辆跟踪算法[J]. 吉林大学学报 (理学版), 2016, 54(05): 1055-1063.

[20] 赵治国, 周良杰, 朱强. 无人驾驶车辆路径跟踪控制预瞄距离自适应优化[J]. 机械工程学报, 2018, 54(24): 166-173.

[21] 曹旭, 曹瑞彤. 基于大数据分析的网络异常检测方法[J]. 电信科学, 2014, 30(6): 152-156.

[22] 程光, 龚俭, 丁伟. 基于抽样测量的高速网络实时异常检测模型[J]. Journal of Software, 2002, 13(4).

[23] 姜红红, 张涛, 赵新建, et al. 基于大数据的电力信息网络流量异常检测机制[J]. 电信科学, 2017, 33(3): 134-141.

[24] 陈庄, 罗告成. 一种改进的 K-means 算法在异常检测中的应用[J]. 重庆理工大学学报 (自然科学), 2015, 29(5): 66.

[25] 吕承侃, 沈飞, 张正涛, et al. 图像异常检测研究现状综述[J]. 自动化学报, 2022, 48(6): 1402-1428.

[26] 方晓莹, 王小君. 基于视频的智能交通异常检测系统[J]. 微型机与应用, 2010, 29(6): 35-38.

[27] 胡珉, 白雪, 徐伟, et al. 多维时间序列异常检测算法综述[J]. 计算机应用, 2020, 40(6): 1553.

[28] 杨超城, 严宣辉, 陈容均, et al. 融合双重注意力机制的时间序列异常检测模型[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2024, 18(3).

[29] 闫伟, 张军. 基于时间序列分析的网络流量异常检测[J]. 吉林大学学报 (理学版), 2017, 55(05): 1249-1254.

[30] 余宇峰, 朱跃龙, 万定生, et al. 基于滑动窗口预测的水文时间序列异常检测[J]. 计算机应用, 2014, 34(8): 2217.

[31] 胡姣姣, 王晓峰, 张萌, et al. 基于深度学习的时间序列数据异常检测方法[J]. 信息与控制, 2019, 48(1): 1-8.

[32] 段雪源, 付钰, 王坤. 基于 VAE-WGAN 的多维时间序列异常检测方法[J]. 通信学报, 2022, 43(3): 1-13.

[33] 宋茜, 周清波, 吴文斌, et al. 农作物遥感识别中的多源数据融合研究进展[J]. 中国农业科学, 2015, 48(6): 1122-1135.

[34] 蔡宇扬, 蒙祖强. 基于模态信息交互的多模态情感分析[J]. Application Research of Computers/Jisuanji Yingyong Yanjiu, 2023, 40(9).

[35] 刘建伟, 刘媛, 罗雄麟. 深度学习研究进展[J]. Application Research of Computers/Jisuanji Yingyong Yanjiu, 2014, 31(7).

[36] 常振, 段先华, 鲁文超, et al. 基于多尺度的贝叶斯模型显著性检测[J]. Journal of Computer Engineering & Applications, 2020, 56(11).

[37] 徐小力, 刘秀丽, 蒋章雷, et al. 基于主观贝叶斯推理的多传感器分布式故障检测融合方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(7): 91-98.

[38] 陈西江, 安庆, 班亚. 优化 EfficientDet 深度学习的车辆检测[J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition)/Nanjing Xinxi Gongcheng Daxue Xuebao (ziran kexue ban), 2021, 13(6).

[39] 宋焕生, 张向清, 郑宝峰, et al. 基于深度学习方法的复杂场景下车辆目标检测[J]. Application Research of Computers/Jisuanji Yingyong Yanjiu, 2018, 35(4).

[40] 李滨, 王靖德, 梁水莹, et al. 基于长短期记忆循环神经网络的 AGC 实时控制策略[J]. Electric Power Automation Equipment/Dianli Zidonghua Shebei, 2022, 42(3).

[41] 任欢, 王旭光. 注意力机制综述[J]. 计算机应用, 2021: 0.

[42] 严莉, 张凯, 徐浩, et al. 基于图注意力机制和 Transformer 的异常检测[J]. 电子学报, 2022, 50(4): 900-908.

[43] 文成林. 多尺度动态建模理论及其应用[M]. 科学出版社, 2008.

[44] 庞辉. 基于电化学模型的锂离子电池多尺度建模及其简化方法[J]. 物理学报, 2017, 66(23): 312-322.

[45] 王银, 王飞翔, 孙前来. 多尺度特征融合车辆检测方法[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(6): 1219.

[46] 山世光, 阚美娜, 刘昕, et al. 深度学习: 多层神经网络的复兴与变革[J]. 科技导报, 2016, 34(14): 60-70.

[47] 宫文峰, 王元哲, 陈辉. 基于深度学习的无人驾驶汽车导航传感器异常诊断方法[J]. 机械工程学报, 2021, 57(24): 268-278.

[48] 化盈盈, 张岱墀, 葛仕明. 深度学习模型可解释性的研究进展[J]. Journal of Cyber Security 信息安全学报, 2020, 5(3).

[49] 何平, 李刚, 李慧斌. 基于深度学习的视频异常检测方法综述[J]. Computer Engineering & Science/Jisuanji Gongcheng yu Kexue, 2022, 44(9).

[50] 李文, 邓升, 段妍, et al. 时间序列预测与深度学习: 文献综述与应用实例[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(10): 64-70.

[51] 蔡瑞初, 谢伟浩, 郝志峰, et al. 基于多尺度时间递归神经网络的人群异常检测[J]. 软件学报, 2015, 26(11): 2884-2896.

[52] 郑远攀, 李广阳, 李晔. 深度学习在图像识别中的应用研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(12): 20-36.

[53] 夏英, 张安洁. 融合时序和空间特征的车辆异常轨迹检测方法[J]. Journal of Chongqing University of Posts & Telecommunications (Natural Science Edition), 2023, 35(2).

[54] 毛嘉莉, 金澈清, 章志刚, et al. 轨迹大数据异常检测: 研究进展及系统框架[J]. 软件学报, 2016, 28(1): 17-34.

[55] 从建力, 王源, 杨翠平, et al. 智能手机检测车辆振动加速度数据预处理方法[J]. Journal of Data Acquisition & Processing/Shu Ju Cai Ji Yu Chu Li, 2019, 34(2).

[56] 陶涛, 周喜, 马博, et al. 基于双向 LSTM 的 Seq2Seq 模型在加油站时序数据异常检测中的应用[J]. 计算机应用, 2019, 39(3): 924.

[57] 李威, 邱永峰, 李长云, et al. 基于 Transformer-GAN 的无人天车异常检测模型[J]. 制造业自动化, 46(8): 123-128.

[58] 张文会, 刘拓, 宋雅靖, et al. 基于空间自相关的常规城市公交车辆危险驾驶 热点路段识别[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2024, 52(4).

[59] 蔡炯. 基于自相关函数包络检测的复合调制定距方法[J]. 计算机应用与软件, 2015, 32(9): 123-126.

[60] 丁小欧, 于晟健, 王沐贤, et al. 基于相关性分析的工业时序数据异常检测[J]. 软件学报, 2020, 31(3): 726-747.

[61] 王沐贤, 丁小欧, 王宏志, et al. 基于相关性的多维时序数据异常溯源方法[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2021, 15(11).

[62] 高琳, 陈念年, 范勇. 融合多尺度上下文卷积特征的车辆目标检测[J]. 光电工程, 2019, 46(4): 180331-1-180331-8.

[63] 张立国, 蒋轶轩, 田广军. 基于多尺度融合方法的无人机对地车辆目标检测算法研究[J]. 计量学报, 2021, 42(11): 1436-1442.

[64] 申铉京, 李涵宇, 黄永平, et al. 基于自适应多尺度特征融合网络的车辆检测方法[J]. 电子学报, 2023: 1-9.

[65] 花菲菲, 郑松林, 冯金芝, et al. 基于时域损伤编辑法的整车道路模拟试验谱编制[J]. 机械强度, 2022, 37(5): 964-971.

[66] 刘立芳, 杨海霞, 齐小刚. 基于线性判别分析的时频域特征提取算法[J]. Systems Engineering & Electronics, 2019, 41(10).

[67] 单经纬. 基于频域特征分析的间接式胎压监测算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2016.

[68] 廖庆斌, 李舜酩, 覃小攀. 车辆振动信号的特征提取方法比较[J]. 吉林大学学报 (工学版), 2007, 37(04): 910-915.

[69] 程淑红, 高许, 周斌. 基于多特征提取和 SVM 参数优化的车型识别[J]. 计量学报, 2018, 39(3): 348-352.

[70] 曾娟, 李守义, 张洪昌. 图像分区域多特征融合斜向车辆检测算法研究[J]. 公路交通科技, 2020, 37(8): 99-107.

# 致谢