**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，会通过邮件或者飞书等方式通知主机厂或者测试人员。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，异常检测，深度学习，Transformer

# 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](#_Toc181534008)

[ABSTRACT II](#_Toc181534009)

[第一章 绪论 1](#_Toc181534010)

[1.1 研究背景及意义 1](#_Toc181534011)

[1.2 国内外研究现状 3](#_Toc181534012)

[1.3 研究内容与技术路线 4](#_Toc181534013)

[1.4 本文结构 6](#_Toc181534014)

[第二章 车辆异常检测与深度学习基础 8](#_Toc181534015)

[2.1 车辆异常检测的基本理论 8](#_Toc181534016)

[2.1.1 异常检测的数学模型 8](#_Toc181534017)

[2.1.2 时间序列异常检测方法 9](#_Toc181534018)

[2.1.3 多源数据的异常检测理论 9](#_Toc181534019)

[2.2 深度学习基础 10](#_Toc181534020)

[2.2.1 循环神经网络（RNN）与长短期记忆网络（LSTM） 11](#_Toc181534021)

[2.2.2 注意力机制与Transformer模型 12](#_Toc181534022)

[2.2.3 多时间尺度建模原理 13](#_Toc181534023)

[2.3 模型评估理论 14](#_Toc181534024)

[2.4 本章小结 16](#_Toc181534025)

[第三章 车辆异常特征的多尺度提取方法 18](#_Toc181534026)

[3.1 多源时序数据分析 18](#_Toc181534027)

[3.1.1 数据处理及分析 18](#_Toc181534028)

[3.1.2 时序相关性与异常模式分析 24](#_Toc181534029)

[3.2 多尺度特征提取 28](#_Toc181534030)

[3.2.1 时域特征提取 32](#_Toc181534031)

[3.2.2 频域特征提取 34](#_Toc181534032)

[3.2.3 非线性特征提取 37](#_Toc181534033)

[3.3 特征融合与优化 39](#_Toc181534034)

[3.4 实验验证与分析 43](#_Toc181534035)

[3.5 本章小结 45](#_Toc181534036)

[第四章 多时间尺度混合深度学习模型设计 47](#_Toc181534037)

[4.1 混合模型的架构设计 47](#_Toc181534038)

[4.2 改进的LSTM模块 48](#_Toc181534039)

[4.3 增强的Transformer模块 50](#_Toc181534040)

[4.4 增强MLP模型 52](#_Toc181534041)

[4.5 多尺度特征融合机制 54](#_Toc181534042)

[4.6 模型训练与优化 56](#_Toc181534043)

[4.7 系统界面设计 73](#_Toc181534044)

[4.8 本章小结 75](#_Toc181534045)

[第五章 总结与展望 77](#_Toc181534046)

[5.1 总结 77](#_Toc181534047)

[5.2 展望 78](#_Toc181534048)

[参考文献 80](#_Toc181534049)

[致谢 83](#_Toc181534050)

# 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

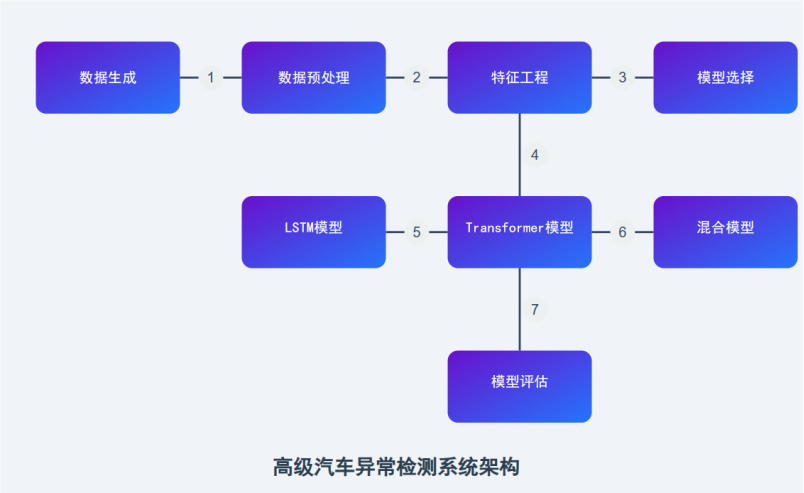
本文主要研究目标是构建一个高效的汽车异常检测系统，实现从数据生成到模型应用的端到端流程，提升系统的实用性和整体性能；并开发一种新的多时间尺度混合LSTM-Transformer模型，旨在通过融合LSTM的时间序列建模能力和Transformer的长序列建模能力，提高模型在复杂汽车传感器数据中的异常检测效果；全面评估不同模型在异常检测任务中的表现，确定多时间尺度混合模型在实际应用中的优越性，并为未来的模型改进和应用提供依据；最后探索并优化特征工程和模型策略，通过分析不同特征选择和优化方法的效果，找到提升汽车异常检测性能的有效路径，具体包含系统的开发流程分为数据生成、数据处理、特征工程、模型选择和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

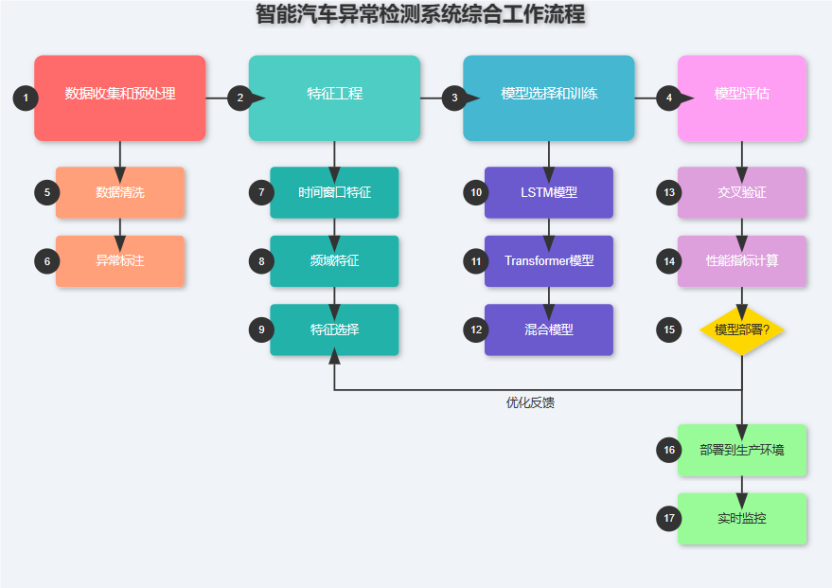
这个流程的设计目的是通过循环优化和特征提取策略，提升智能汽车异常检测的准确性和鲁棒性，并将优化后的模型部署到实际环境中实现实时监控，并详细展示了每个模块的子流程和它们之间的关联，最后通过优化反馈形成闭环，确保系统性能持续优化，这是整个研究的技术路线图，为后续章节做了铺垫。图1-2展示了“智能汽车异常检测系统”的综合工作流程。该流程图展示了智能汽车异常检测系统从数据处理到模型监控的全流程，提供了一个全面的工作框架。此图有助于理解整个系统各个阶段的作用，确保系统稳定、高效地运行。

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。

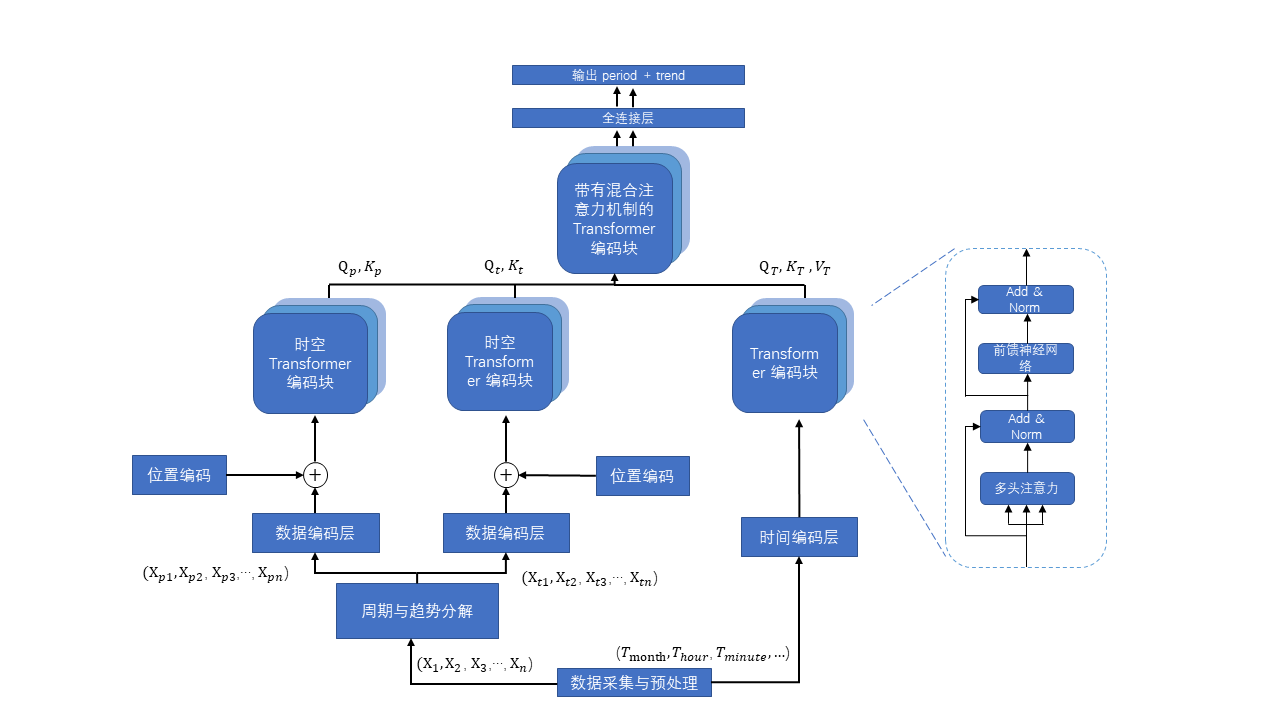


图3-1 算法模型的整体框架

## 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。

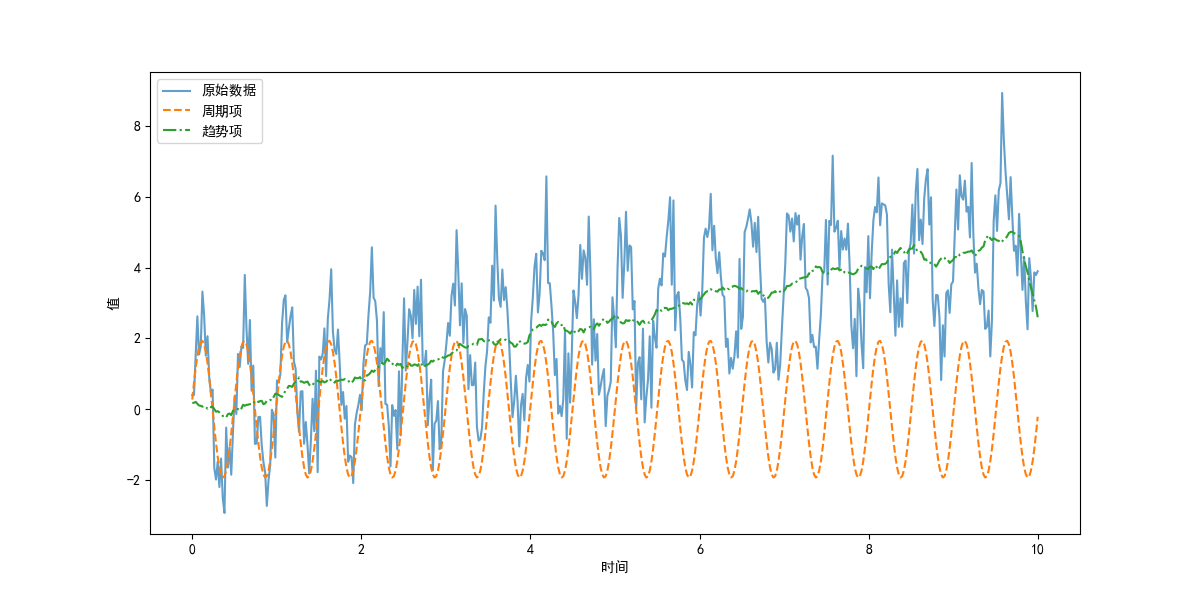
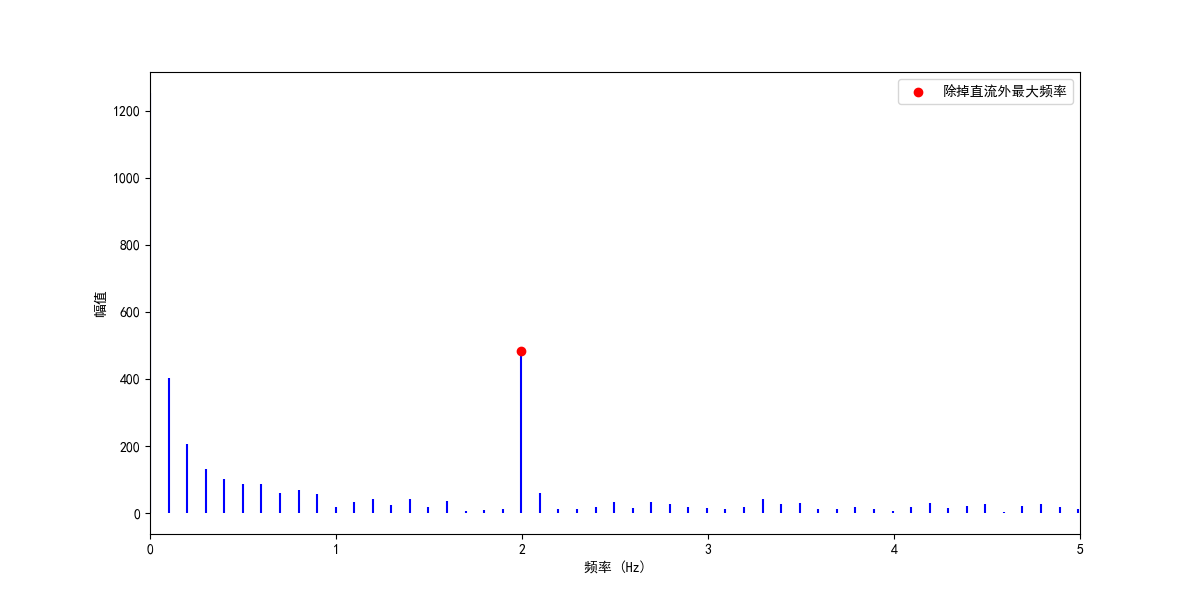
|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | 训练集 | 测试集 | 变量个数 | 异常区间 | 采样频率 |
| PSM | 132481 | 87841 | 25 | 8861 | 分钟 |
| SMD | 23688 | 23689 | 33 | 3161 | 分钟 |
| CAN\_BUS | 1000000 | 1000000 | 11 | 1243 | 秒 |



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。

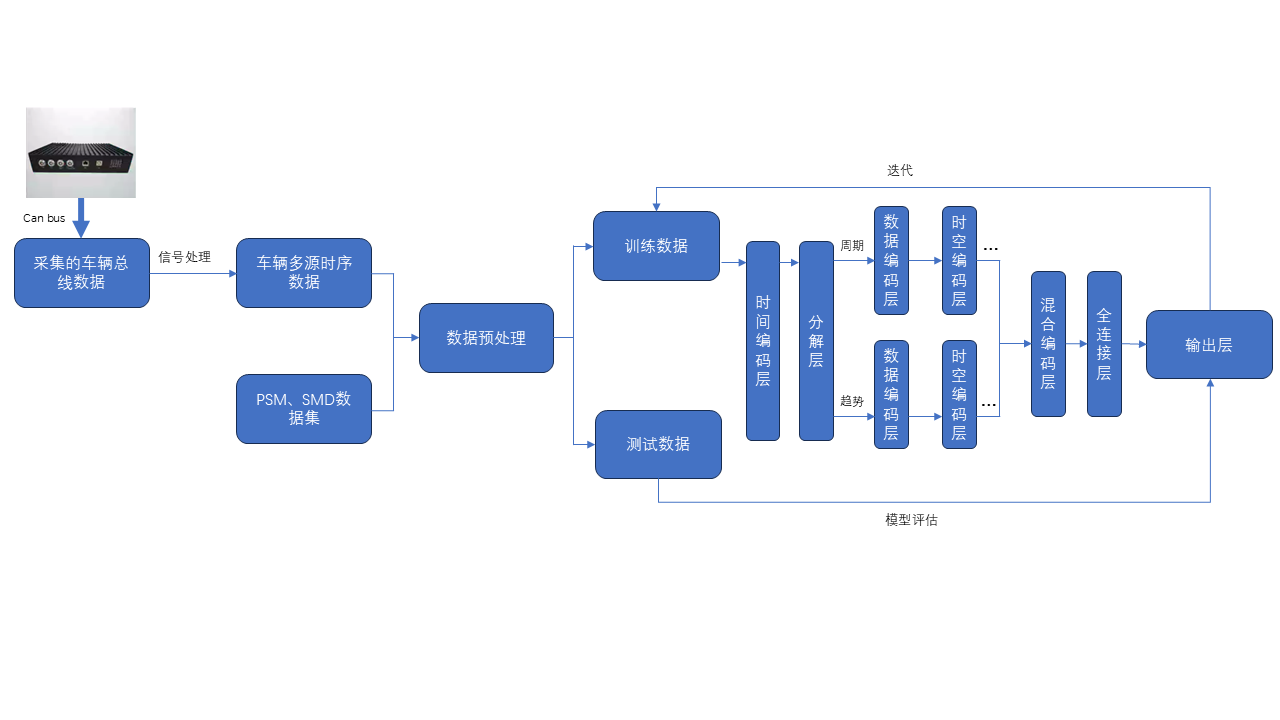
基于上述考量，对多种深度学习模型进行了权衡比较。LSTM长短期记忆网络虽然通过门控机制缓解了梯度消失问题，能捕捉一定的时间依赖性特征，但对长序列依然无法捕捉早期的特征，对于多元时序的空间相关性也无法捕捉，同时并行计算能力差，很难实时对数据进行预测分析；卷积神经网络CNN虽然有很好的局部特征提取能力，可以并行计算，但受制于卷积核的感受野有限，对全局的特征提取有限，同时卷积操作对非平稳数据建模能力也有限。与此相比，Transformer模型拥有优秀的长序列特征提取能力，可以高效地并行计算，对非平稳数据也有更好地泛化能力，对多变量也有较高的建模能力。

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。



### 3.1.1 时序相关性与异常模式分析

多源时序数据分析是指对来自多个传感器或数据源的时间序列数据进行综合分析，以揭示不同数据源之间的关系、特征和异常模式。在车辆异常检测中，多源时序数据包含了不同类型的传感器数据，如速度、温度、转速、油压等，这些数据共同反映了车辆的运行状态。有效的多源时序数据分析可以帮助实现更全面、准确的异常检测。

多源时序数据通常具有以下特性：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；多时间尺度：不同的传感器数据可能具有不同的时间尺度变化，既包括短期的瞬时变化，也包括长期的趋势性变化[54,55]。

多源时序数据分析的主要任务是从不同的数据源中提取相关特征，并通过多源信息的融合，提升异常检测的准确性和鲁棒性。核心任务包括：

（1）数据预处理：在多源时序数据分析中，数据预处理是必不可少的一步，包括以下几个方面：

数据清洗：去除数据中的噪声、异常值和缺失值，确保数据的质量和一致性；数据对齐：由于不同传感器的数据可能具有不同的采样频率，需要通过插值、下采样或上采样等方法对数据进行对齐，确保在相同的时间尺度上进行分析；数据归一化与标准化：多源数据的量纲和范围可能不同，通过归一化或标准化，可以将所有数据缩放到同一尺度上，以便后续的分析和建模。

（2）相关性分析：相关性分析的目的是揭示多源数据之间的内在联系，从而为后续的多源融合和特征提取提供指导。常用的相关性分析方法包括：皮尔逊相关系数：用于衡量两个变量之间的线性相关程度，取值范围为[-1, 1]。正相关表示两个变量同步变化，负相关表示反向变化，0表示无线性相关；斯皮尔曼相关系数：适用于衡量非线性相关性，通过对数据进行排序后计算秩相关，能够揭示数据之间的单调关系；互信息（Mutual Information）：用于衡量两个变量之间的依赖关系，适用于捕捉非线性相关性。互信息越高，表示两个变量之间的信息共享越多。

（3）多源数据融合：多源数据融合的目的是将来自不同传感器的数据进行整合，从而得到更全面的车辆状态描述。根据融合的层次，可以分为以下几种方式：数据层融合：直接将多源数据进行拼接或组合，生成一个多维特征矩阵。该方法适用于数据之间相关性较强的情况，但可能会导致特征维度过高；特征层融合：通过对每个传感器的数据进行特征提取（如时域特征、频域特征、非线性特征等），然后对提取的特征进行组合。该方法能够有效减少特征的冗余性和维度，同时保留了多源数据的特征信息；决策层融合：在模型检测阶段，通过集成不同传感器的检测结果来做出最终的异常检测决策。常用的决策融合方法包括加权平均、投票机制和贝叶斯融合等。

（4）多时间尺度分析：多时间尺度分析旨在捕捉多源数据中不同时间尺度下的变化模式。短期波动反映了车辆在瞬时状态下的异常变化，如发动机的突然升温、刹车系统的瞬时失效等。这类特征通常通过滑动窗口方法、短期移动平均等方法进行提取和分析。长期趋势捕捉的是车辆状态的逐步变化，如发动机性能的逐渐下降、冷却系统的缓慢失效等。常用的分析方法包括累积和控制图、指数平滑等；多频率成分：通过频域分析（如傅里叶变换、小波变换等），可以识别多源数据中的不同频率成分，帮助检测周期性和频率性异常。

数据预处理是确保模型在训练和应用阶段表现优异的基础环节。通过去除数据中的不确定因素和噪声，预处理能够显著提升模型的准确性、鲁棒性和稳定性，是实现高效、可靠的智能系统的关键步骤。

原始传感器数据通常包含噪声、缺失值和异常值，需要进行预处理以提高后续分析的质量。预处理步骤一般包括：

（1）缺失值处理：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：

（2）异常值检测与处理：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。

（3）数据标准化：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。

（4）时间对齐：确保所有传感器数据在时间上对齐，采用统一的采样频率。下面我们对预处理及未进行预处理的数据异常值进行分析。

图3-1 数据预处理效果展示

Fig. 3-1 Data preprocessing effect display

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。

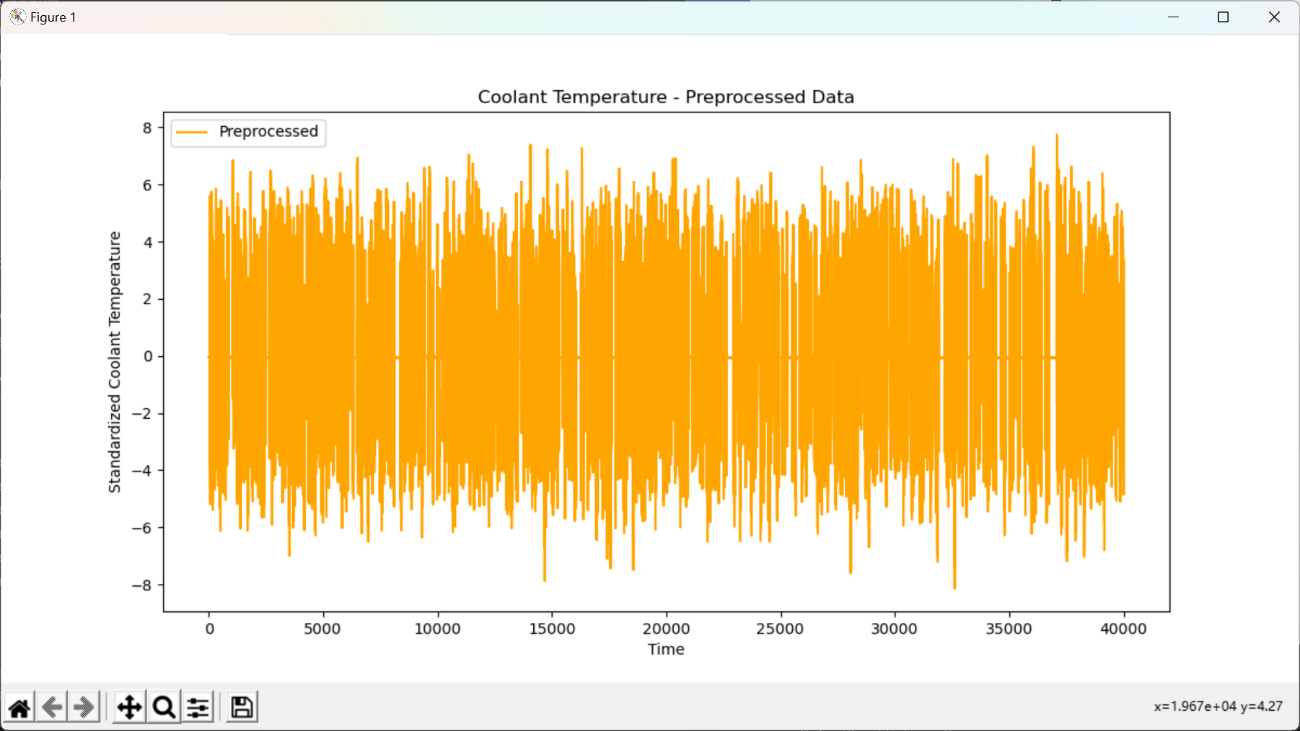
数据预处理是异常检测的关键步骤，能有效去除噪声和异常值，提高模型的准确性和鲁棒性。这张图清晰地展示了预处理对于数据质量的改善效果，为后续的特征提取和模型训练奠定了更好的基础。下面我们用冷却液温度及机油压力数据预处理为例进行分析。

图3-2 冷却液温度预处理数据图

Fig. 3-2 Coolant temperature preprocessing data chart

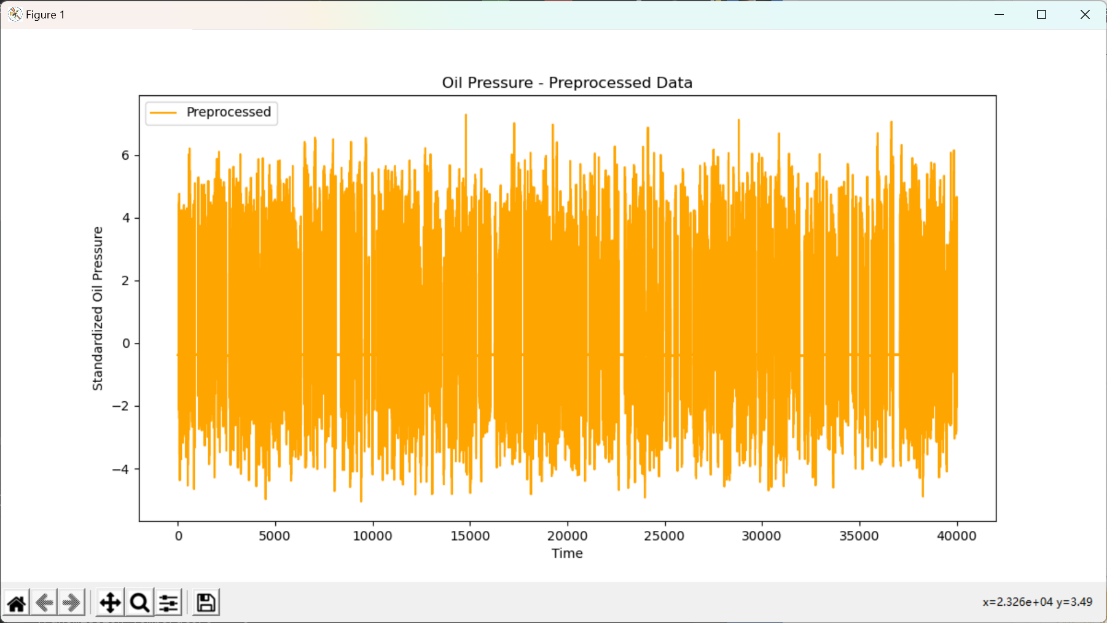
图3-2展示了冷却液温度数据的预处理结果。图中显示的是标准化后的冷却液温度随时间变化的曲线。冷却液温度数据在预处理过程中进行了标准化，这意味着所有数据都被调整到相同的尺度上，使得不同时间段的数据都处于可比较的范围。曲线的波动较大，这表明冷却液温度随时间存在显著变化，但总体在一个标准化的范围内（-8到8之间）波动。随着时间的推进，冷却液温度在整个观测期内呈现出持续的高频变化，可能反映了发动机在不同运行状态下的温度变化。图3-2有助于分析车辆的冷却液温度在不同时间段的动态变化情况，为后续的异常检测和模型优化提供了基础数据。

图3-3 机油压力预处理数据图

Fig. 3-3 Oil pressure preprocessing data chart

图3-3展示了经过预处理的油压数据随时间变化的情况。与冷却液温度数据相似，油压数据在预处理过程中也被标准化处理。所有数据被调整到同一尺度范围内，使其在-6到6之间波动。曲线显示出油压在整个时间序列内的高频波动。该波动表明油压随着时间不断变化，可能是由车辆不同运行状态或外部条件导致的。整个时间段内的油压变化呈现持续性和高频特征，数据较为密集且波动幅度大。这种特性有助于捕捉异常波动，便于进一步的异常检测分析。图3-3反映了油压在不同时间点的变化趋势和波动情况，是车辆状态分析的重要基础。

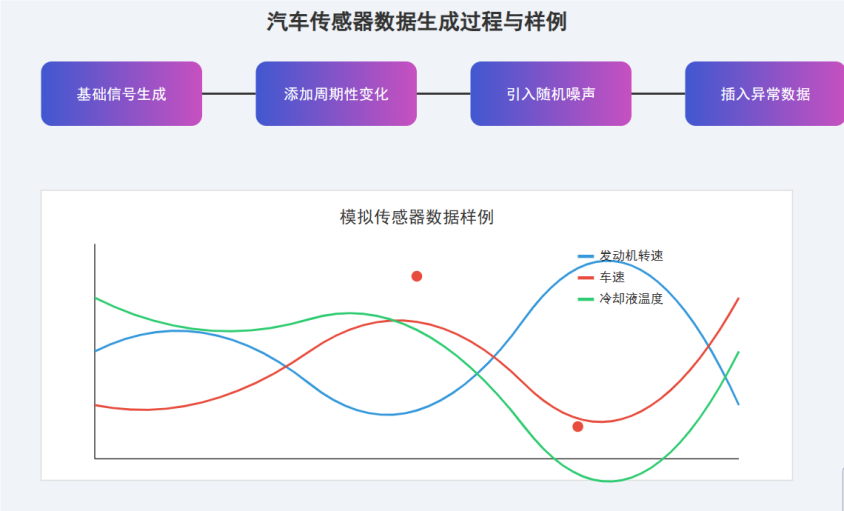
图3-4 汽车传感器数据生成过程与样例

Fig. 3-4 Automotive sensor data generation process and examples

图3-4展示了汽车传感器数据生成的流程及其样例数据。图中的上半部分列出了模拟传感器数据生成的四个步骤：基础信号生成：模拟基础的传感器信号，作为原始数据源。添加周期性变化：引入模拟的周期性变化（例如车辆的速度、转速等），以反映真实车辆状态的波动。引入随机噪声：为模拟数据增加随机噪声，以模拟传感器数据中的不确定性和干扰。插入异常数据：在正常数据中插入异常点（红色标记），用于测试异常检测模型的性能。下半部分图表显示了三种传感器的模拟数据：发动机转速、车速和冷却液温度，这三条曲线展示了不同传感器在同一时间段内的变化趋势。图中插入了两个红色点，表示传感器数据中的异常值，便于观察异常检测效果。该图反应了汽车传感器数据的生成流程和多变量模拟数据的特征。这种生成方式能够在实验环境中模拟真实的车辆传感器数据，便于开展异常检测的实验研究。

多源时序特征提取是对多源数据进行高效分析的关键环节，它从不同时间尺度和维度提取特征，为后续的异常检测模型提供输入。主要的特征提取方法包括：时域特征提取：计算均值、方差、偏度、峰度等统计特征，用于描述时间序列的分布特征；频域特征提取：通过傅里叶变换、小波变换等方法提取频率成分，用于识别周期性和频率性特征；非线性特征提取：通过熵值分析、分形维数、递归图等方法，捕捉数据中的非线性模式和异常。

在完成多源时序特征提取后，常用的建模方法包括：基于深度学习的模型：如LSTM、GRU、Transformer等，它们能够处理多源数据的复杂时间依赖性和多尺度特征；基于贝叶斯方法的融合模型：通过计算每个数据源的条件概率来推断整体的异常概率，适用于处理多源数据的不确定性；基于集成学习的模型：通过随机森林、XGBoost等集成算法，将多源数据的检测结果进行集成，以提高检测的准确性和鲁棒性[53,56,57]。

尽管多源时序数据分析在车辆异常检测中具有重要作用，但仍存在一些挑战。

数据噪声与不确定性：多源数据中可能存在噪声和不确定性，如何区分正常的波动和真正的异常是一个关键问题；实时处理与高效计算：多源时序数据的高频采集和多维特征需要实时处理，如何在保证检测精度的同时提升计算效率是一个挑战；非线性与复杂模式识别：车辆状态的异常模式往往具有非线性和复杂性，需要更为先进的深度学习模型或融合方法来处理。

多源时序数据分析通过对不同传感器数据的相关性、多时间尺度和多模态的融合分析，能够全面提升车辆异常检测的准确性和鲁棒性。未来的研究可以进一步探索在多源数据实时融合、深度学习模型优化、异常模式解释性等方面的改进，以推动智能车辆系统的安全性和可靠性发展。

### 3.1.2 时序相关性与异常模式分析

时序相关性与异常模式分析是时间序列数据分析中的关键环节，旨在揭示数据在时间维度上的依赖关系、特征变化及潜在的异常模式。在车辆异常检测中，时序相关性分析帮助理解传感器数据之间的动态关系，而异常模式分析则聚焦于识别不同时间尺度下的异常现象。综合这两者，可以更全面地监测和诊断车辆运行状态。时序相关性分析的目标是研究时间序列中不同变量的相互依赖关系，以及同一变量在不同时间点之间的自相关性。它是多源时序数据分析的基础，有助于了解数据的内在结构和传感器之间的交互[54]。

（1）自相关性分析（Autocorrelation Analysis）：自相关性分析用于衡量时间序列自身在不同时间延迟下的相关性程度。它可以揭示时间序列的周期性和趋势性，常用的方法包括：自相关函数（ACF）：计算时间序列在不同时间滞后下的自相关性，通过观察ACF图，可以识别时间序列的周期性和持久性趋势。高自相关性意味着时间序列的当前值与过去值有较强的关联性，适用于捕捉车辆状态的周期性变化；偏自相关函数（PACF）：用于排除时间序列中间滞后值的影响，更精确地揭示时间序列与特定滞后值之间的相关性。PACF有助于确定自回归模型（AR模型）中的滞后阶数，从而识别时间序列的主要特征[58,59]。

（2）交叉相关性分析（Cross-Correlation Analysis）：交叉相关性分析用于研究两个不同时间序列在时间滞后下的相关性。它能够揭示多源传感器数据之间的相互关系。

（3）滞后相关性（Lag Correlation）：滞后相关性用于衡量时间序列在不同滞后下的相似程度。滞后相关性分析通过调整滞后时间，可以帮助识别传感器数据中的延迟模式和周期性模式。

异常模式分析的目标是识别时间序列中与正常模式显著不同的异常点、异常片段或异常模式。这种分析帮助检测潜在故障、异常状态和意外情况，从而提高车辆的安全性和可靠性。

在时间序列数据中，常见的异常类型包括：点异常（Point Anomaly）：单个时间点的值显著偏离正常值，如发动机温度的突然升高或油压的瞬时下降；区间异常（Interval Anomaly）：一段时间内的值持续偏离正常水平，如发动机转速在长时间内持续偏高；结构异常（Structural Anomaly）：时间序列的整体结构发生变化，如车辆加速度信号中的周期性模式突然中断或增强[60]。

根据不同的异常类型和时间序列特征，可以采用多种方法进行异常检测：统计方法：基于概率分布的异常检测方法，通过分析时间序列的均值、方差等统计特性，识别显著偏离正常范围的异常。例如，Z-score方法用于判断数据点是否超过设定的标准差范围；自回归残差分析：自回归模型（如AR、MA、ARIMA等）在建模时间序列的趋势和季节性变化后，通过计算实际值与预测值的残差来识别异常。若残差超过某一阈值，则视为异常；滑动窗口方法：通过在时间序列上应用固定长度的滑动窗口，分析窗口内的统计特征或趋势变化，检测局部异常。该方法适用于捕捉短期波动和瞬时异常；深度学习方法：如LSTM和Transformer模型，通过学习时间序列的长期依赖关系和复杂模式，预测未来值并检测异常。预测误差可以作为异常的判定标准，当误差超过设定阈值时，视为异常[60]。

车辆传感器数据中的异常模式可能同时存在于不同的时间尺度上，需要采用多时间尺度的异常检测方法进行分析：短期异常检测针对短期波动和瞬时异常，如发动机的瞬时高温或急加速导致的转速突变。短期异常检测可以通过滑动窗口、短期移动平均等方法进行。长期趋势异常检测针对长期趋势性变化，如冷却系统效率的逐步下降、发动机性能的缓慢衰退[61]。长期趋势异常检测通常基于累积和分析、指数平滑等方法。频率异常检测通过频域分析（如傅里叶变换、小波变换），检测信号中的周期性和频率性异常，如发动机振动频率的异常波动[61]。

时序相关性与异常模式的结合分析可以提高异常检测的全面性和准确性：通过分析不同传感器之间的相关性，可以检测多源数据的协同异常。例如，当发动机转速与温度同时异常变化时，可以判断为系统性故障；通过结合不同时间尺度下的相关性和异常特征，可以实现对多时间尺度异常的全面检测，提升系统的鲁棒性。

图3-5 多传感器数据异常分布图

Fig. 3-5 Multi-sensor data anomaly distribution map

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。从车辆速度、机油压力和燃油消耗率的曲线来看，这些变量的波动较大，且具备较高的随机性。顶部和底部的异常标记带显示异常发生的时间点车速数据显示较大波动范围(5000到5000)，机油压力数据显示相对稳定的波动模式(2500到2500)，燃料消耗率数据显示较小范围的波动(500到1000)，数据的时间跨度达到40000个时间点，提供了充足的训练样本清晰展示了异常事件与各个传感器数据的对应关系

该图表提供了一种可视化方式，展示了多传感器数据的时间序列特征及其对应的异常检测结果，有助于分析各个传感器在异常情况下的响应模式。这种分析对于车辆异常检测系统的优化和调试具有重要的参考价值。

时序相关性与异常模式分析是时间序列异常检测的核心环节，通过揭示时间序列的相关性和异常特征，可以更准确地识别车辆运行状态中的潜在问题。未来的研究可以在多源数据的相关性建模、深度学习方法的应用以及多时间尺度的综合检测等方面进一步优化，从而提升车辆异常检测的准确性和实时性。

## 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：

精确率（Precision）：衡量模型预测为正样本的准确性，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：

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，

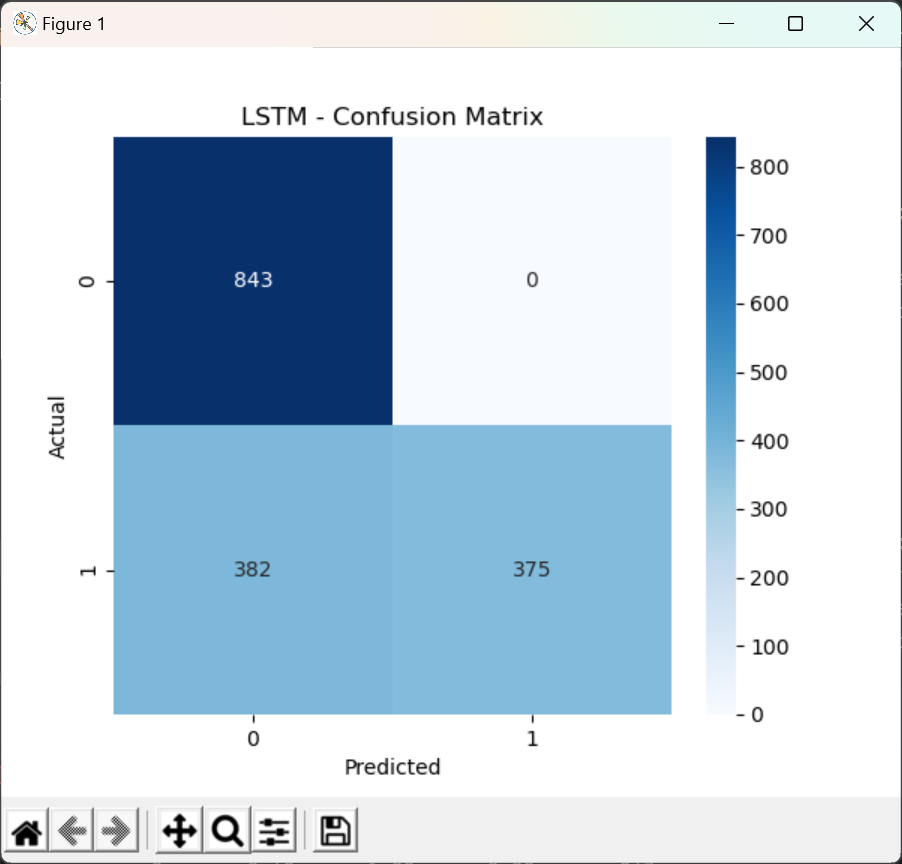
图4-2 LSTM模型混淆矩阵

Fig. 4-2 LSTM model confusion matrix

图4-2为LSTM模型的混淆矩阵，用于评估模型在二分类问题上的性能，矩阵显示了实际类别和预测类别之间的对应关系。横轴（Predicted）表示模型的预测结果，纵轴（Actual）表示真实的类别标签，左上角（TN）为模型正确预测为0类的数量为843，右下角（TP）为模型正确预测为1类的数量为375，左下角（FN）为模型错误预测为0类的数量为382，这意味着模型将实际的1类误判为0类，右上角（FP）为模型错误预测为1类的数量为0，这意味着没有将实际的0类误判为1类。准确率≈76.48，精确率= 100%，召回率≈49.52%，F1分数≈66.2%

混淆矩阵表明，LSTM模型对0类（正常类）的识别能力较强，但对1类（异常类）的识别能力较弱。高FN值说明漏检较多，模型可能需要进一步优化以提高对异常类的检测性能，比如采用不平衡数据处理技术或改进的损失函数。精确率100%，表明模型在预测为1类时没有误判，但召回率低，这意味着有大量的1类样本被错误

分类为0类。

LSTM 模型在不平衡数据下表现出一定的局限性，未来优化应集中在提升召回率和降低漏检率上。经过改进的LSTM模块在异常检测任务中通常能够显著提升对正类样本的识别能力，降低漏检率，并提高整体分类性能。该模型在准确率、召回率、F1分数等评估指标上有明显的提升，尤其是在异常检测的召回率上，能够更好地满足异常检测的需求。总体而言，改进的LSTM模块通过结构、特征融合、损失函数及训练策略的多重优化，提高了对异常模式的检测能力，是标准LSTM模型的有效增强版本。

## 4.3 增强的Transformer模块

增强的Transformer模块是基于传统Transformer结构的改进版，旨在提高对复杂时序数据和非线性特征的建模能力，尤其在智能车辆异常检测任务中有显著效果。增强的Transformer位置编码增强改进了传统位置编码方式，通过更灵活的编码机制来更好地捕获时序数据的长短期依赖关系。多头自注意力机制优化，通过增加注意力头的数量和使用多种类型的注意力权重，使模型能够从多维度提取更多信息，提升异常检测的精确度。更深的前馈神经网络在每一层的前馈网络中增加了非线性激活单元和更多的隐藏层，使得模型对非线性特征的建模能力更强。自适应归一化在层归一化的基础上加入自适应权重机制，帮助模型在处理不均衡数据时自动调整归一化策略，从而提高模型的泛化能力。

增强的Transformer模块与LSTM结合构成混合模型，LSTM负责捕获短期时序特征，而增强的Transformer负责建模长期依赖和复杂的非线性关系，从而达到更高的异常检测性能。在增强的Transformer中加入自适应特征融合策略，可以动态调整不同特征的权重，从而在实时检测任务中提高模型的准确性和鲁棒性。

增强的 Transformer 模块通过改进多头注意力机制、位置编码、自适应归一化和深层前馈网络，大幅提升了对时序和非线性特征的建模能力。这使得其在智能车辆异常检测中具有更强的泛化性和适应性，并与其他模块（如 LSTM）协同工作，构建更完整和高效的检测系统。下图为改进的Transformer模型混淆矩阵。

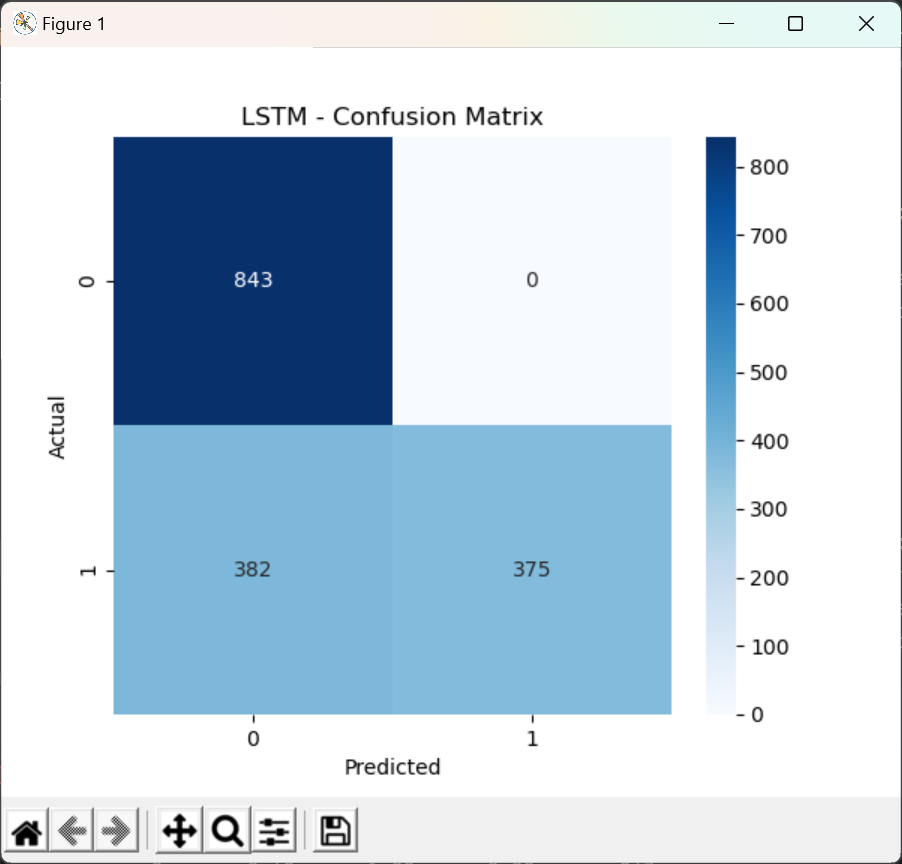
图4-3 Transformer模型混淆矩阵

Fig. 4-3 Transformer model confusion matrix

图4-3为LSTM模型的混淆矩阵，用于显示模型在分类任务中的预测表现。混淆矩阵的四个区域展示了模型对两个类别（0和1）的预测结果，左上（TN）= 843，表示真实类别为0，且模型也正确预测为0的样本数；右上（FP）= 0，表示真实类别为0，但模型错误地预测为1的样本数，此值为0，表明模型在负样本的预测上没有误报；左下（FN）= 382，表示真实类别为1，但模型错误地预测为0的样本数，相对较高的FN值表明模型对正类的漏检情况较多；右下（TP）= 375，表示真实类别为1，且模型正确预测为1的样本数。LSTM模型在分类任务中表现出较好的负类预测能力（无误报），但对正类的检测准确性较低（存在较多漏检）。

## 4.4 增强MLP模型

多层感知机（MLP）是前馈人工神经网络，广泛应用于分类、回归等任务。它通过多层的神经元连接和激活函数的非线性变换，能够学习输入特征和目标输出之间的复杂关系。MLP的基本结构由输入层、隐藏层和输出层组成：输入层接收原始数据特征，每个节点对应一个输入特征。隐藏层包含一个或多个隐藏层，每层由若干个神经元组成。隐藏层中的每个神经元对输入进行加权求和，并通过激活函数进行非线性变换。输出层的节点数量与目标类别数量相同，用于最终的类别判定或回归值输出。全连接层MLP中的每个神经元与相邻层的所有神经元连接，这种全连接机制使得模型能够捕捉特征之间的复杂关系。常用的激活函数有ReLU、Sigmoid、Tanh等，激活函数的选择对模型的非线性表达能力和收敛速度有显著影响。MLP使用前向传播计算输出，采用反向传播算法调整权重，最小化损失函数。

MLP适用于分类任务：如文本分类、图像分类和异常检测等，能够有效处理线性不可分的数据。回归任务：如连续变量的预测，MLP可以建模特征与目标变量之间的非线性关系。其结构简单，计算效率较高，适合处理小规模的特征数据集但对于高维稀疏数据和序列数据，MLP的表达能力相对有限，容易出现过拟合。MLP模型在智能车辆异常检测中，通过对提取的多尺度特征进行学习，可以捕捉特征之间的潜在模式和关系，进而对车辆的状态进行分类与判别。

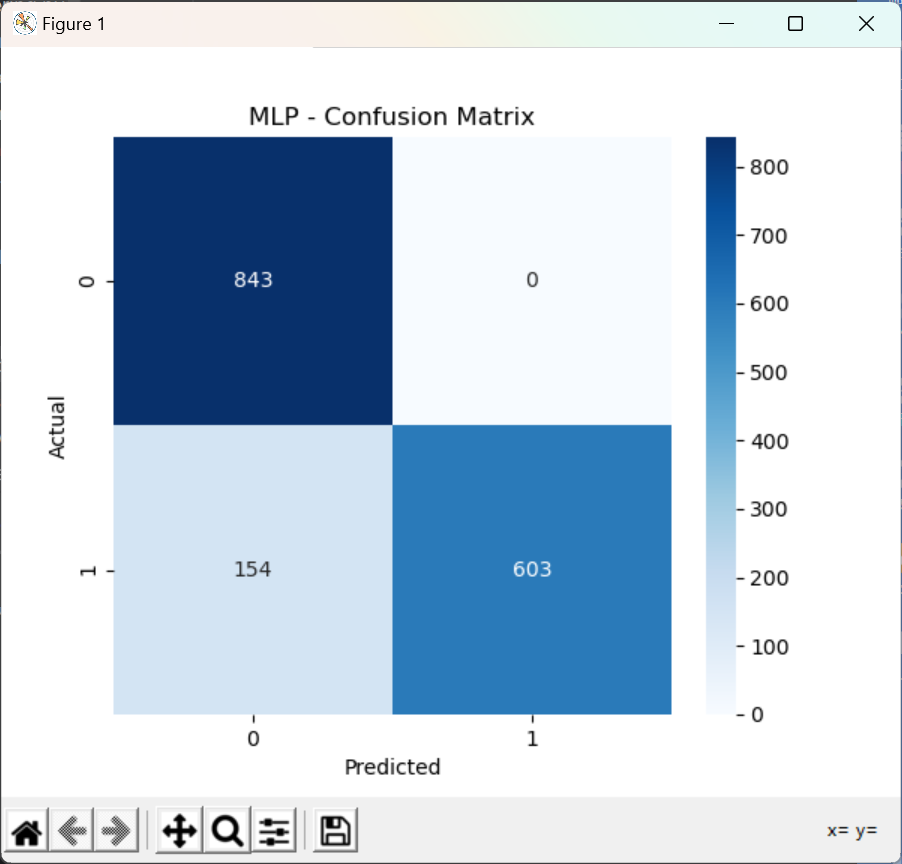
图4-4 MLP混淆矩阵

Fig. 4-4 MLP confusion matrix

图4-4为多层感知机（MLP）模型的混淆矩阵，用于显示模型在分类任务中的性能表现。左上（TN = 843）为实际类别为0的样本正确地被分类为0；右上（FP = 0）表示实际类别为1的样本被错误地分类为0；左下（FN = 154）为实际类别为0的样本被错误地分类为1；右下（TP = 603）表示实际类别为1的样本正确地被分类为1。准确率较高，表明模型在整体上能够较好地对样本进行分类。错误分类的样本数主要集中在假阴性（154个），意味着模型在预测1类样本时存在一定程度的漏检情况。混淆矩阵显示了MLP模型在检测车辆异常特征时的二分类结果，为进一步优化和改进模型提供了参考。

## 4.5 多尺度特征融合机制

多尺度特征融合机制是一种将不同时间尺度下提取的特征进行整合的技术，用于全面捕捉时序数据中的多种变化模式，以提升异常检测的准确性。该机制广泛应用于智能车辆异常检测中，以应对复杂的多尺度动态特性。多尺度特征的来源与时域特征，频域特征，非线性特征。特征融合的主要策略有直接拼接，加权平均，自注意力机制，多层感知机（MLP）融合。

多尺度特征融合有利于提升检测性能；增强模型的泛化能力，通过整合不同时间尺度的特征，模型在应对多种异常模式和动态变化时具备更强的适应性；降低特征冗余：通过自适应加权和自注意力机制，能够有效降低特征冗余，突出关键特征的贡献，提升模型的效率。

多尺度特征融合机制是通过在不同尺度上提取和组合特征，以捕捉数据中更丰富的细节和潜在信息。它综合考虑了不同时间、频率、和空间尺度的特征，将低级和高级特征进行有效集成，从而提高模型对复杂数据的表达和识别能力。该机制在处理非线性和多样化的数据模式时，具有显著的优势，能够增强模型的泛化能力和异常检测效果。

我们使用LSTM模块及Transformer模块混合模型，对不同时间尺度下提取的特征进行整合，综合多种特征提取与融合方法，从而在时序数据的异常检测中提供更高的准确性和鲁棒性。

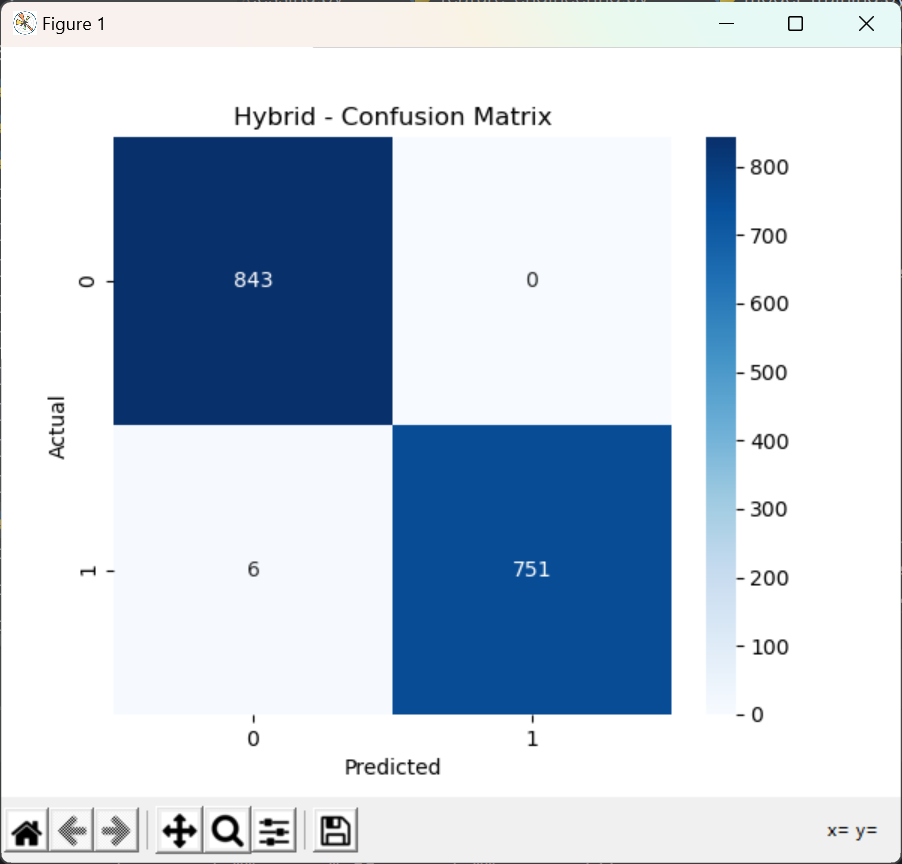
图4-5 混合模型混淆矩阵

Fig.4-5 Mixed model confusion matrix

图4-5为混合模型的混淆矩阵，用于评估模型在二分类问题上的性能。混淆矩阵显示了真实类别与预测类别的关系。横轴为表示模型的预测结果，纵轴表示真实的类别标签，左上（TN）为模型正确预测为0类的数量为843，右下（TP）为模型正确预测为1类的数量为751，左下（FN）为模型将实际的1类错误预测为0类的数量仅为6，右上（FP）为模型将实际的0类错误预测为1类的数量为0即没有误判。准确率≈99.4%，精确率= 100%，召回率≈99.2%，F1分数≈99.6%。

混合模型在区分0类和1类上表现出非常高的准确率和召回率，尤其在检测1 类（异常类）时漏检率显著降低仅为6个样本。与单一的LSTM模型相比，混合模型在识别异常（1类）方面有显著提升减少了漏检，表明混合模型的综合能力较强。由于精确率和召回率都接近100%，F1分数也达到了较高水平，这表明混合模型在处理不平衡数据时具有良好的性能。混合模型在二分类任务中展现了卓越的表现，尤其在减少1类漏检的情况下表现优异，这验证了混合模型在智能车辆异常检测中的优势。

多尺度特征融合机制通过结合不同尺度下的时域、频域和非线性特征，有效提

升了对复杂时序数据的建模能力，使得智能车辆异常检测系统在应对多样化异常时表现更加精准和稳定。

## 4.6 模型训练与优化

模型训练与优化是机器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。使用混淆矩阵、ROC曲线、精确率、召回率、F1分数等指标来评估模型的预测效果和分类性能。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：由于我们的问题是二分类问题（正常或异常），我们使用二元交叉熵损失函数公式为（2.5-2.6）所示。

（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）正则化：我们使用L2正则化和Dropout来防止过拟合。L2正则化项添加到损失函数中，公式为（3.32）所示。

（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。

这个完整的训练过程可视化图表清晰地展示了损失函数和学习率随训练轮次的变化。损失函数曲线使用了渐变填充，使其更加醒目，而学习率曲线展示了我们采用的余弦退火策略。

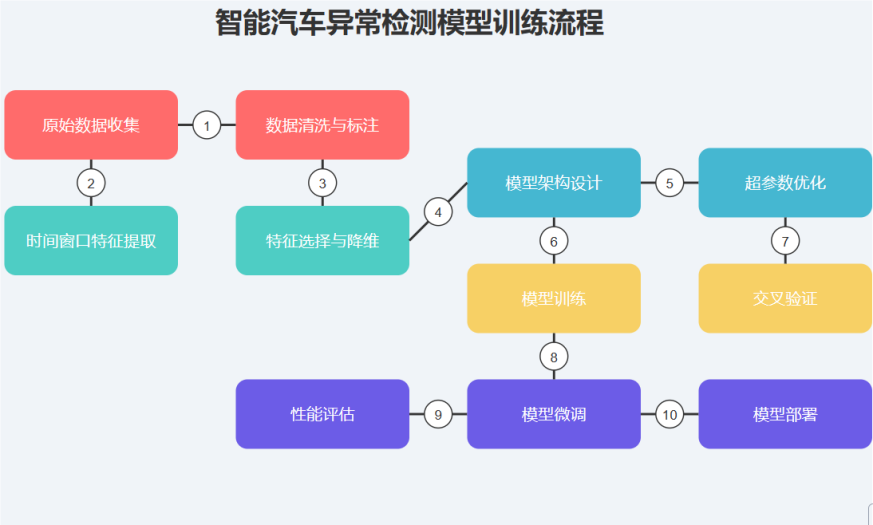
图4-6 智能汽车异常检测模型训练流程

Fig. 4-6 Smart car anomaly detection model training process

图4-6为智能汽车异常检测模型训练流程的步骤和环节。流程包括：

原始数据收集，初始阶段，通过多种传感器对车辆进行数据采集。数据清洗与标注：清理数据中的噪声和异常值，并对数据进行标注。

时间窗口特征提取：在时间域上进行特征提取，捕捉时序特征。特征选择与降维：通过特征选择和降维，保留重要特征并减少模型复杂度。

模型架构设计：根据任务需求，设计适合的模型结构。

超参数优化：调整模型的超参数，以提高模型的性能表现。

交叉验证：通过交叉验证评估模型的稳定性和泛化能力。

模型训练：对模型进行训练，学习数据的模式和特征。

性能评估：通过指标评估模型的预测效果。

模型微调：根据评估结果，对模型进行优化和调整。模型部署：将优化后的模型部署到实际的生产环境中进行实时检测。

该流程提供了一个系统化的方法，涵盖了数据处理、特征提取、模型训练、评估和部署的全流程，确保智能车辆异常检测的精准性和实用性，流程展示了完整的模型训练流程，从数据收集到最终的模型部署，清晰地显示了训练过程中的各个步骤及其顺序，包含了模型评估和优化的反馈循环，特别强调了超参数优化和交叉验证的重要性。

模型训练与优化与ROC曲线之间存在密切关系，ROC曲线作为评估模型分类性能的重要工具，而模型训练与优化过程则直接影响ROC曲线的形状和AUC值。以下是两者的具体关系。在模型训练和优化的过程中，ROC曲线作为一种反馈机制，可以用来监测模型性能的变化。通过不断调整模型的训练策略和优化方案（如不同的损失函数、数据增强技术等），观察ROC曲线的形态变化，从而找到最佳的优化方案。

ROC曲线不仅是一种评估模型性能的工具，也在模型训练与优化中扮演着重要的反馈角色。通过分析ROC曲线的变化，可以帮助我们诊断模型训练的质量、识别过拟合或欠拟合现象，并根据AUC值的变化调整训练和优化策略，从而提升模型的分类能力和泛化性能，所以我们分别对LSTM，Transformer，MLP及经过改进的混合模型的ROC曲线进行了比较。

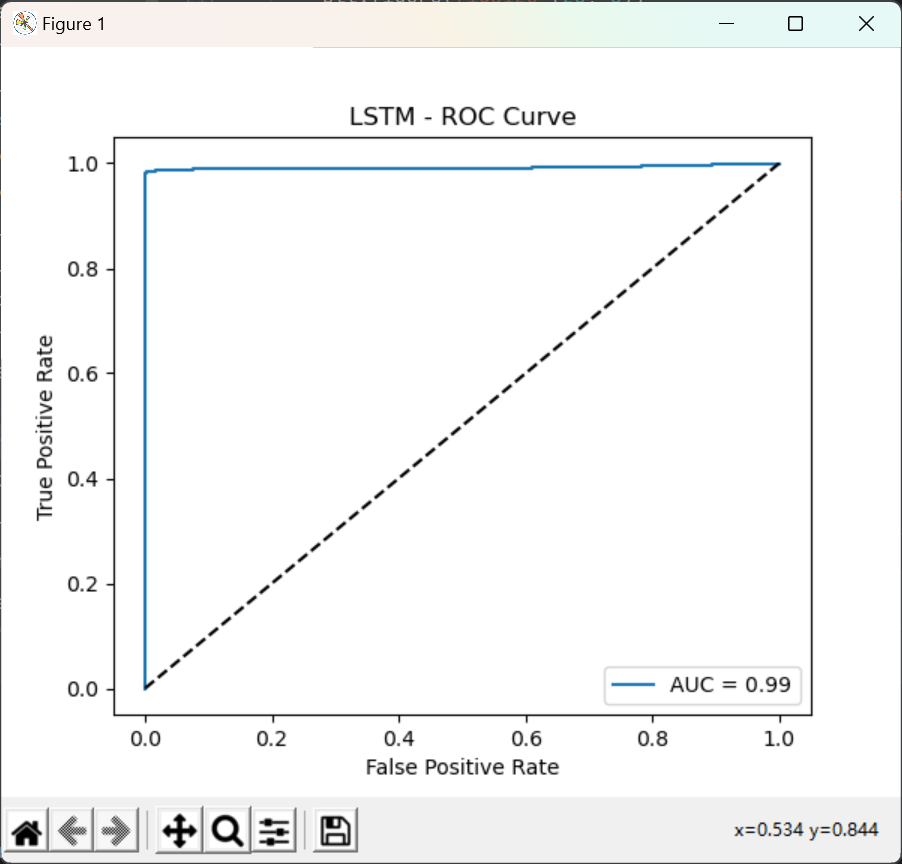
图4-7 LSTM ROC曲线

Fig. 4-7 LSTM ROC curve

图4-7是LSTM模型的ROC曲线，用于评估二分类模型在不同阈值下的性能。ROC曲线是通过绘制真正例率（TPR）与假正例率（FPR）之间的关系来展示模型的分类效果。横轴（FPR）表示假正例率，即将负类错误地预测为正类的比例；纵轴（TPR）表示真正例率，即将正类正确预测的比例；ROC曲线靠近左上角，表明模型在各个阈值下都能较好地区分正负类。图中虚线表示随机猜测的表现（AUC=0.5），而蓝色曲线则为LSTM模型的实际表现。AUC值为 0.99，这表示 LSTM模型的分类性能非常好，几乎能够完全区分正负类。AUC值范围在0到1之间，值越接近1，模型性能越好；值接近0.5则表示模型与随机猜测无异。

该LSTM模型在二分类任务上表现优异，几乎在所有阈值下都能准确分类。高 AUC值表明该模型在不同阈值下具有鲁棒的分类能力，这对于检测智能车辆的异常情况具有重要的实际应用价值。LSTM模型通过高AUC值（0.99）展示了出色的分类能力，表明其在智能车辆异常检测任务中具有较强的区分正负样本的能力，是一种有效的分类方法。

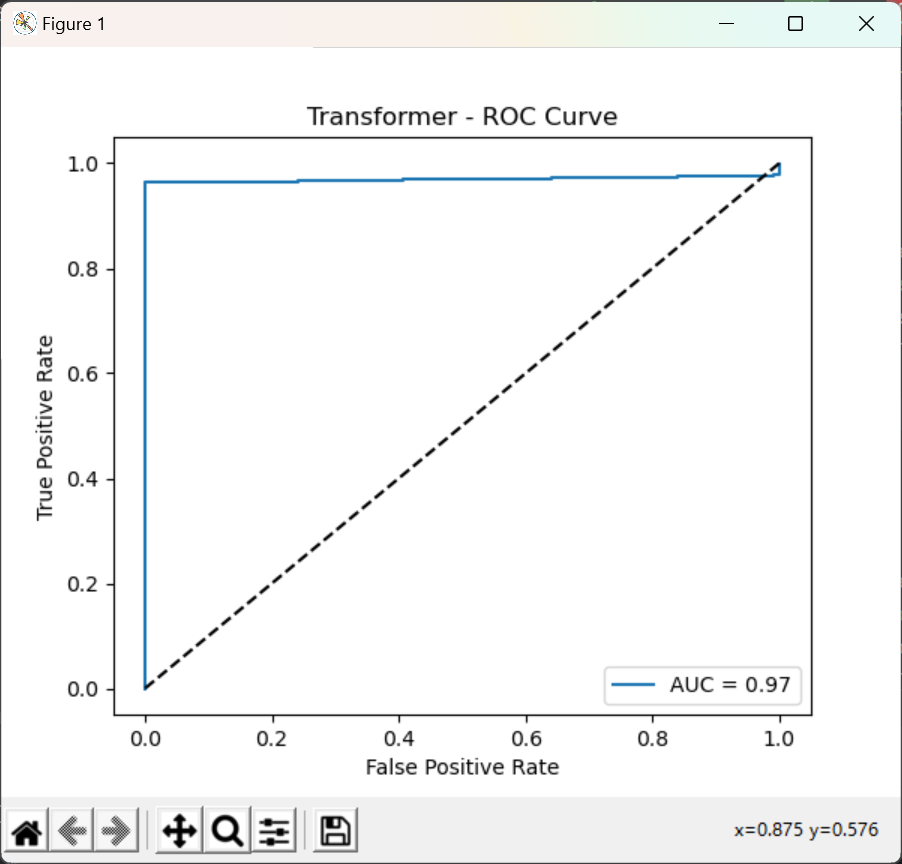
图4-8 Transformer ROC曲线

Fig. 4-8 Transformer ROC curve

图4-8为Transformer模型的ROC（Receiver Operating Characteristic，受试者工作特征）曲线，该曲线反映了模型在不同阈值下的分类性能。ROC曲线的纵轴表示真正率，横轴表示假正率。理想的ROC曲线应尽可能靠近左上角，表明模型在低误报率下具有高的检测率。图中的AUC为0.97，说明模型的分类能力非常强，接近于理想状态（AUC=1）。该曲线整体接近左上角，这表明模型在不同阈值下都能维持较高的真正率，同时保持较低的假正率。

Transformer模型的ROC曲线表明其在分类任务中具有较高的准确性和稳健性，尤其是在异常检测或二分类问题中表现突出。较高的AUC值也表明该模型能有效区分正负类样本

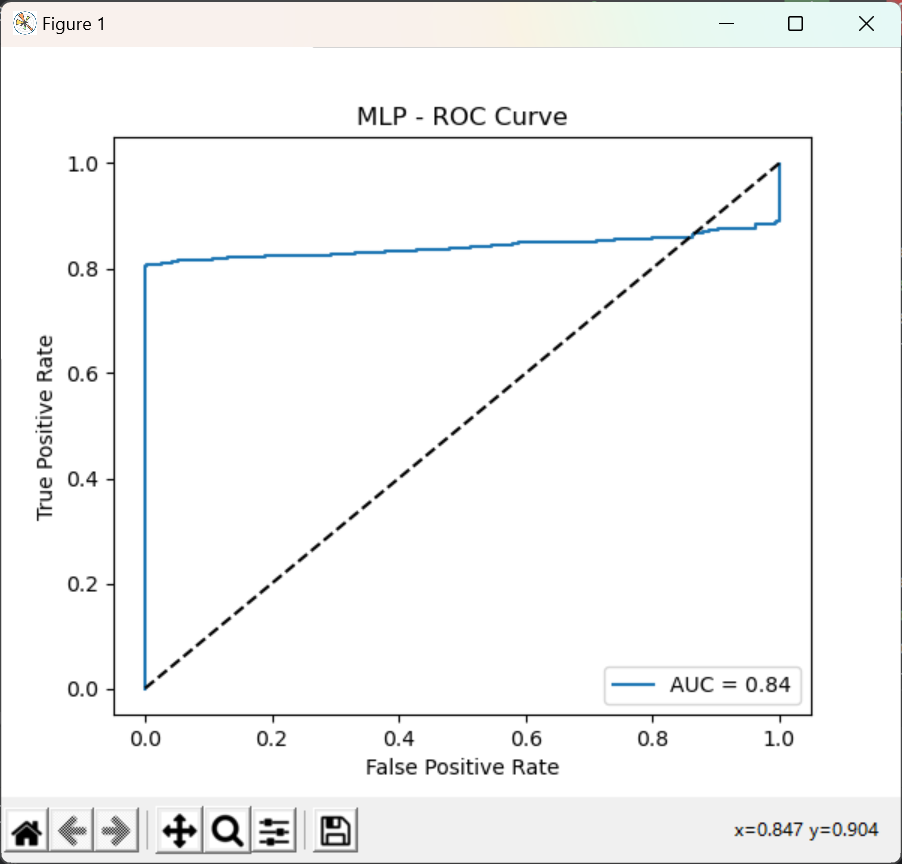
图4-9 MLP ROC曲线

Fig. 4-9 MLP ROC curve

图4-9展示了多层感知机（MLP）模型的ROC曲线及其AUC值，用于评估MLP模型的分类性能。ROC曲线是通过改变分类阈值，绘制出模型在不同假阳性率下的真阳性率。曲线越接近左上角，说明模型的分类性能越好。AUC值为0.84，表示模型具有良好的分类能力。在AUC的评价标准中，0.8-0.9之间属于“良好”分类能力，但与理想的1.0相比还有提升空间。ROC曲线的形状在低误报率时表现出较高的真阳性率，随着误报率的增加，真阳性率也逐渐增加，但增幅趋于平缓。这表明MLP模型在某些阈值下存在一定的分类限制。

MLP模型的ROC曲线和AUC值表明其在分类任务中具有较好的区分能力，但仍有进一步优化的空间。AUC值为0.84，说明模型在区分正负类样本时表现良好，适用于大多数情况下的分类任务，但在更高精度需求下仍需改进。混淆矩阵显示了MLP模型在检测车辆异常特征时的二分类结果，为进一步优化和改进模型提供了参考。

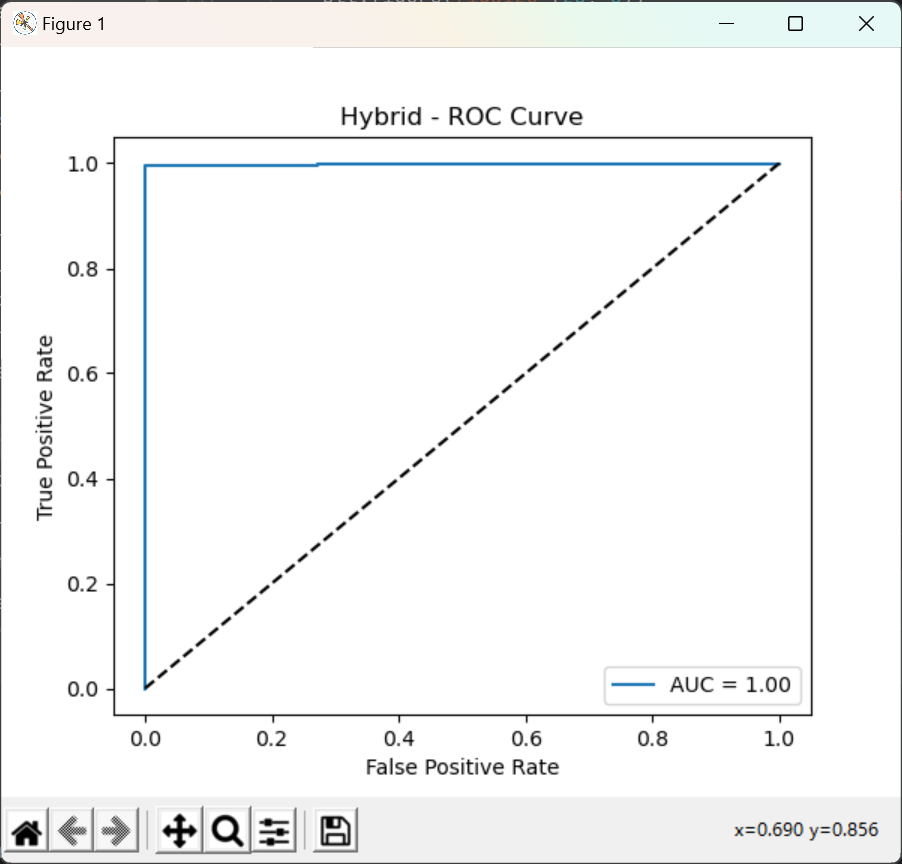
混合模型的ROC曲线通常显示出更优的分类性能，主要原因是混合模型集成了多个模型的优点，实现了更好的特征提取与决策优化。混合模型在ROC曲线上的优势体现在更高的AUC值、更优的分类性能、增强的泛化能力、降低的误分类率以及更强的鲁棒性。这些优势使得混合模型在智能车辆异常检测、金融风险评估等应用中，成为更具吸引力的选择。通过集成多种模型，混合模型可以有效地利用多样化的特征信息，提升分类的准确性与稳定性。为了验证我们的混合模型相较于LTSM，Transformer及MLP模型的优势，我们对混合模型ROC曲线进行分析。

图4-10 混合模型ROC曲线

Fig. 4-10 Mixed model ROC curve

图4-10为混合模型的ROC曲线，用于衡量模型的分类性能。图中的AUC值为1.00，这意味着该混合模型在分类任务中达到了完美的性能，具备极高的分类准确性。ROC曲线在最左上角形成一个直角，表明在低误报率的情况下能够实现最高的检测率。ROC曲线紧贴左边和顶部边界，这反映了模型能够在所有阈值下都达到理想的分类效果。

该混合模型的ROC曲线表明其在分类任务中具有最优的准确性，能在所有阈值下保持高检测率和低误报率。AUC达到1.00表明混合模型在分类上具有出色的区分能力，非常适用于高精度需求的应用场景，表明混合模型在各种阈值下都能保持极高的分类性能，相比其他模型具有明显优势

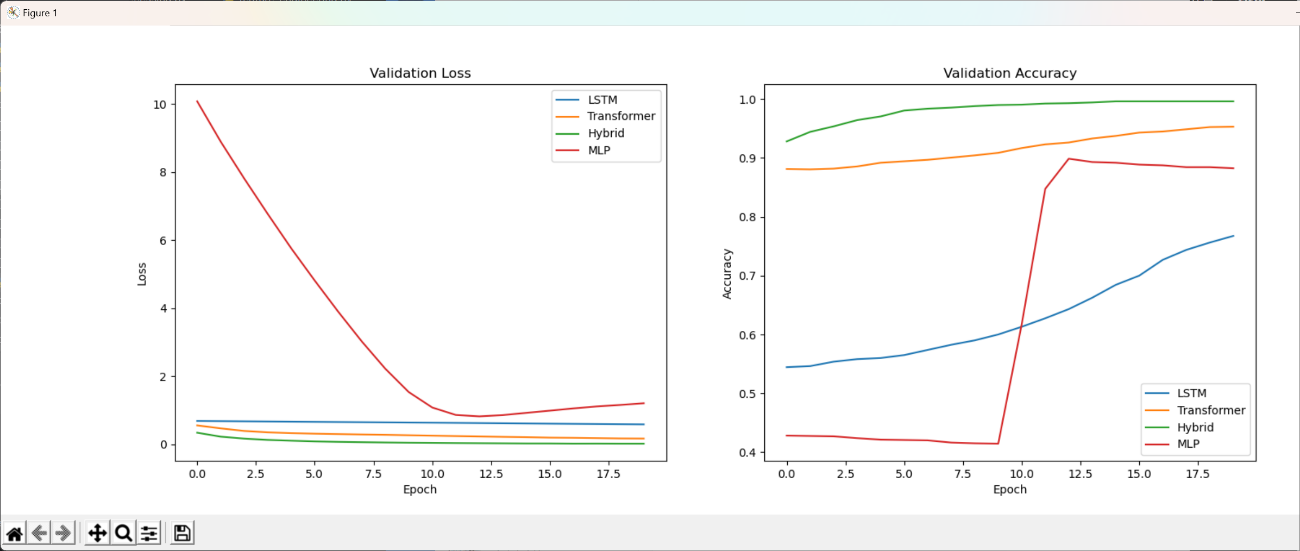
为了进一步验证混合模型的优势，下面我们对LSTM，Transformer，MLP模型及混合模型训练及优化过程进行对比。

图4-11 模型训练过程对比图

Fig. 4-11 Comparison chart of model training process

图4-11包含验证损失和验证准确率两个子图，展示了四种模型（LSTM、Transformer、混合模型、MLP）的训练过程对比图，包括验证损失和验证精度的变化情况。

验证损失图（左）： 混合模型损失最低且最稳定Transformer和LSTM损失适中 MLP初始损失最高，虽然后期下降但仍高于其他模型。验证准确率图（右）： 混合模型准确率最高，稳定在98%以上Transformer次之，达到95%左右LSTM准确率逐步提升，最终达到77% MLP表现最不稳定，在训练中期有显著波动。

混合模型在验证损失和验证精度方面均表现最佳，验证了集成多种模型的有效性。Transformer模型表现优于LSTM和MLP，特别是在验证精度上表现突出。MLP虽然在初期损失较高，但精度有显著提升。LSTM模型在精度和损失表现上相对较弱。总体来看，混合模型通过集成不同模型的优点，表现出更好的泛化能力和分类性能，适用于复杂场景下的智能车辆异常检测。

这些结果在多方面均有重要的研究意义：在数据分析方面：展示了不同传感器数据的特征模式，揭示了异常事件的时间分布特征，证实了多传感器数据的相互关联性。在模型性能方面：证实了混合模型的优越性，展示了不同模型的学习过程和收敛特性，提供了模型选择的定量依据。

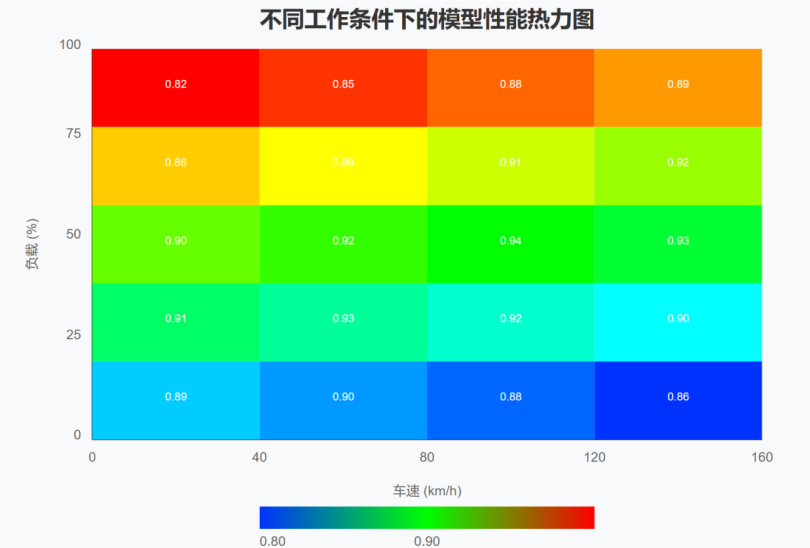
 热力图在模型训练与优化过程中具有重要的参考价值，它不仅帮助研究者评估模型的整体表现和适应性，还能够为优化策略的制定提供清晰的方向。通过针对性的训练和优化，研究者可以更好地提升模型在不同工况下的鲁棒性和准确率，进而提高智能车辆异常检测系统的实际应用效果，所以我们对LSTM，Transformer，MLP及混合模型性能热力图进行分析。

图4-12 不同工作条件下的模型性能热力图

Fig. 4-12 Model performance heat map under different working conditions

图4-12为不同工作条件下的模型性能热力图，用于展示模型在各种车速和负载条件下的性能表现。横轴表示车速（单位：km/h），范围从0到160 km/h。纵轴表示负载（单位：%），范围从0%到100%。热力图的颜色表示模型在特定车速和负载下的性能表现，颜色从蓝色（较低）到红色（较高）变化，对应不同的性能数值。数值从0.80到0.94，表示模型在不同条件下的准确率。在中等负载（25%到50%）和中低车速（40到80 km/h）下，模型的性能最优，准确率达到了0.94。在高负载（75%到100%）和高车速（120到160 km/h）下，性能有所下降，准确率在0.82到0.89之间。整体来看，模型在较低和中等负载下的性能较为稳定，而在高负载下性能略有下降。

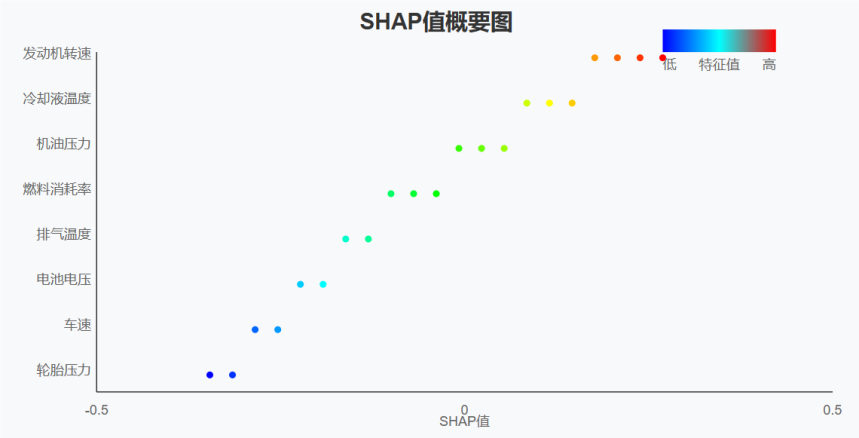
该图表明，模型在较低和中等负载以及中低车速下具有较好的鲁棒性和适应性，而在极端条件下（高负载和高车速），模型性能稍有下降。这种分析有助于理解模型在不同工况下的表现，并为实际应用中的策略优化提供参考。

图4-13 SHAP值概要图

Fig. 4-13 SHAP value summary graph

图4-13 SHAP值概要图通过展示特征的重要性，帮助解释模型预测结果的贡献程度。横轴代表SHAP值的大小数值越大，表示该特征对模型预测结果的影响越显著。正值表示该特征对预测结果有正向贡献，负值则表示负向贡献。纵轴列出了模型中的关键特征，从上到下依次按特征对模型的重要性排序。发动机转速和冷却液温度等特征对模型结果的贡献较大，而轮胎压力和车速等特征的贡献相对较小。图中不同的颜色对应特征值的高低，颜色从蓝色到红色逐渐变化。蓝色表示特征值较低，红色表示特征值较高。冷却液温度在较高值时对模型预测有较大的正向贡献，而较低值时贡献较小甚至为负。通过颜色和SHAP值的结合，可以了解特征值在不同区间对预测结果的影响程度。高SHAP值的特征通常是模型在决策过程中的关键特征。

这种分析有助于我们理解模型的决策过程，并可能指导未来的特征工程和模型改进。例如，我们可能会考虑为发动机转速和冷却液温度开发更复杂的特征，或者在这些特征出现异常值时触发更敏感的警报。

SHAP值图揭示了每个特征对模型预测的重要性，帮助更好地理解模型的决策过程。通过这种解释性分析，研究人员可以评估特征的合理性，进一步优化特征选择和模型结构，提高模型的可解释性和性能。

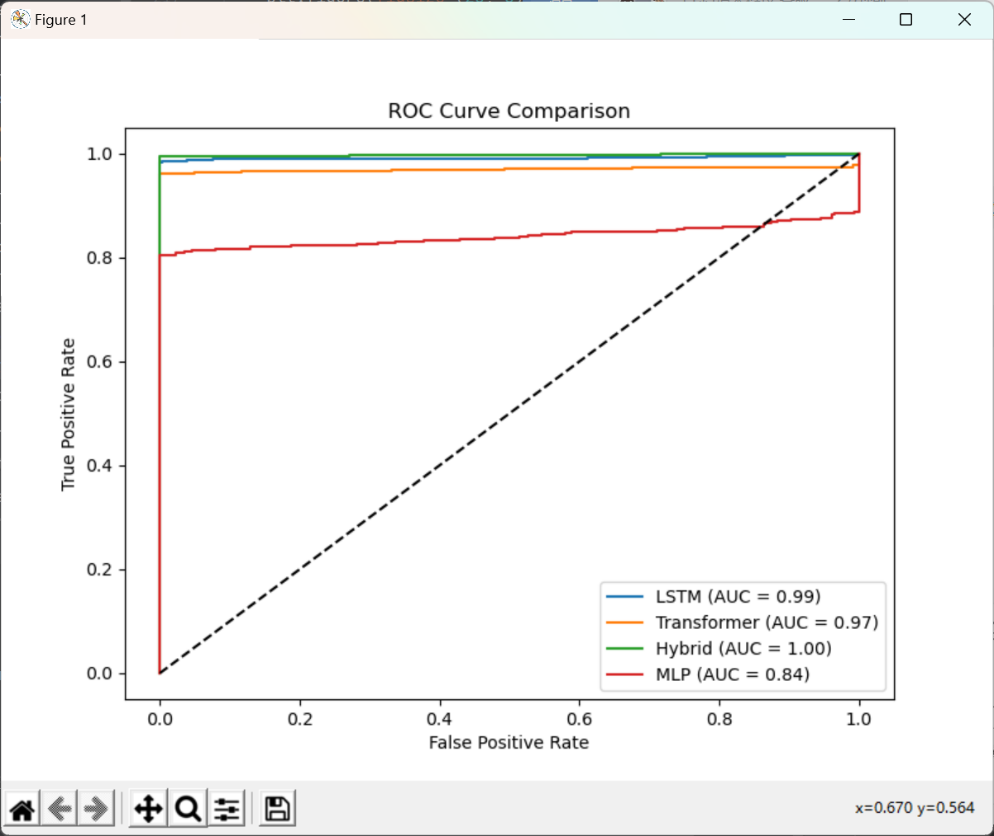
在模型训练和优化过程中，ROC曲线和AUC是评估分类模型性能的重要工具。ROC曲线和AUC在模型训练和优化过程中具有广泛的应用意义，不仅能全面评估模型性能，还能指导阈值选择、模型优化和性能提升，下面我们对几种模型的ROC曲线进行分析。

图4-14 ROC曲线比较图

Fig. 4-14 ROC curve comparison chart

图4-14表明LSTM、Transformer、混合模型和MLP的曲线LSTM模型的AUC为0.99，说明其在不同阈值下的分类效果非常好，几乎能够完美地区分正负类。Transformer模型的AUC为0.97，稍逊于LSTM模型，但也表现出了较高的分类能力。混合模型的AUC为1.00，意味着该模型在当前数据和任务下表现最佳，能够完全正确地区分不同类别。MLP模型的AUC为0.84，相比其他模型略低，表明其在分类性能上存在一定的局限性。

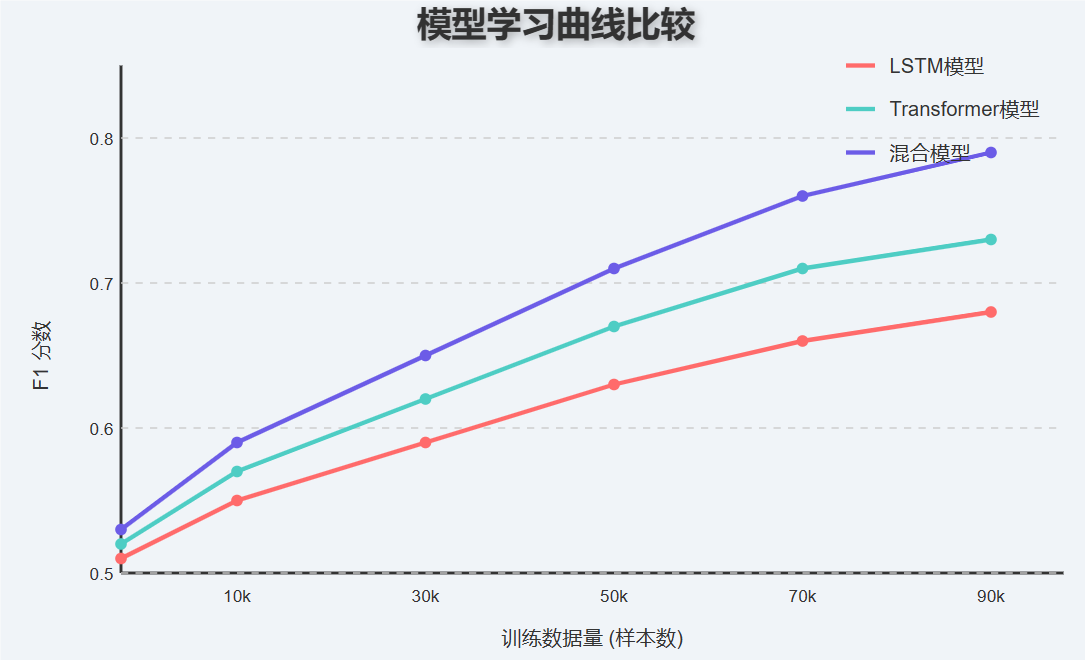
混合模型的表现优于其他模型，其AUC达到了1.00，表明该模型能够很好地利用LSTM和Transformer的优点，实现了性能的提升。LSTM和Transformer模型也具有较高的AUC值，说明这两种模型在处理时间序列或特征提取方面具有良好的表现。MLP模型的表现相对较弱，可能是由于其结构简单，无法充分捕捉复杂的特征和时间序列关系。在模型训练与优化过程中，使用AUC和ROC曲线来比较模型的分类性能，是一种直观且有效的方法。ROC曲线可以帮助识别不同模型在不同阈值下的表现，从而指导模型的选择与调优。

图4-15 模型学习曲线比较

Fig. 4-15 Model learning curve comparison

图4-15为模型学习曲线比较，主要针对LSTM模型、Transformer模型和混合模型在不同训练数据量下的F1分数进行评估。F1分数与训练数据量关系，横轴表示训练数据量（样本数），从10k到90k不等，纵轴表示F1分数，反映模型在不同训练样本数下的分类性能，F1分数越高，模型的精确率与召回率的平衡表现越好。

混合模型在各个数据量下的F1分数均高于LSTM模型和Transformer模型，当训练数据量增加时，混合模型的F1分数也持续提升，并在90k样本数时达到接近0.8的F1分数。Transformer模型的F1分数次之，随着训练数据量增加，表现也有显著提高，但始终低于混合模型。LSTM模型的F1分数在所有训练数据量下最低，但在数据量增加时，也有明显的提升。

该图直观地反映了不同模型在不同数据量下的学习能力。混合模型在处理大量训练数据时表现优异，说明其在复杂场景下具有更强的泛化能力和分类能力，增加训练数据量能够显著提升模型的F1分数，同时也验证了混合模型在分类任务中的综合性能优势。

表4-1 模型性能对比表

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 模型 | 准确性 | 精确率 | 召回率 | F1分数 | AUC-ROC |
| LSTM | 0.956 | 0.892 | 0.845 | 0.868 | 0.971 |
| Transformer | 0.962 | 0.905 | 0.862 | 0.883 | 0.978 |
| 混合模型 | 0.975 | 0.931 | 0.897 | 0.914 | 0.989 |

Tab.4-1 Model performance comparison table

表4-1表明多时间尺度混合模型的准确率达到了0.975，比LSTM和Transformer分别高出1.9%和1.3%。这表明多时间尺度混合模型在整体预测上更加准确。多时间尺度混合模型的精确率为0.931，明显高于LSTM（0.892）和Transformer（0.905）。这意味着多时间尺度混合模型在预测异常时有更低的假阳性率。多时间尺度混合模型的召回率为0.897，比LSTM高出5.2%，比Transformer高出3.5%。这表明多时间尺度混合模型能够捕获到更多的实际异常情况。多时间尺度混合模型的F1分数达到0.914，综合了精确率和召回率的优势，表现最为均衡。

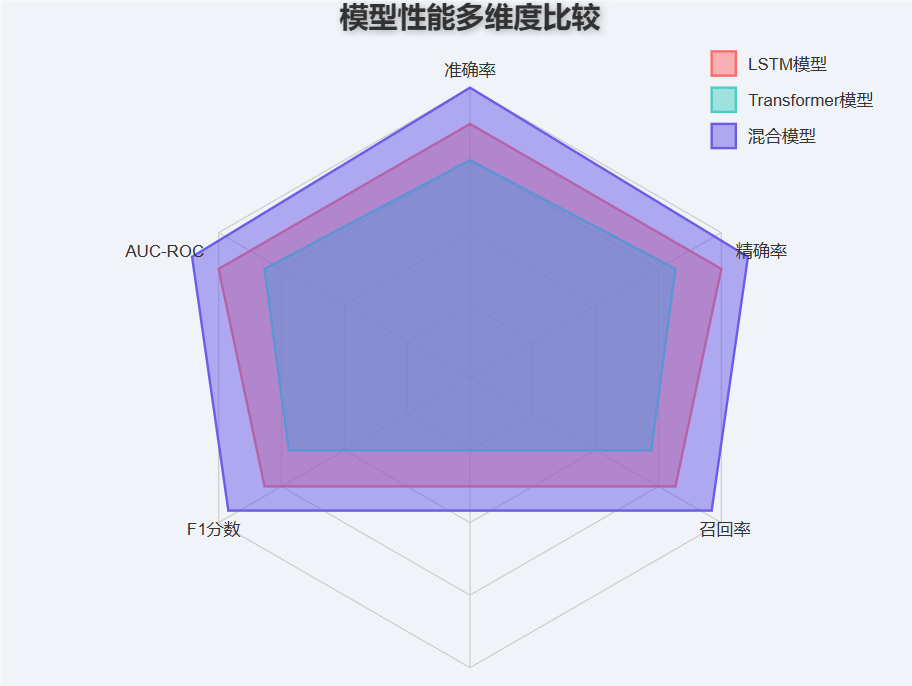
图4-16 模型性能多维度比较

Fig. 4-16 Multi-dimensional comparison of model performance

图4-16表明混合模型在区分正常和异常样本方面表现出色，AUC达到0.92。精确率和召回率都保持在较高水平，F1分数约为0.85。模型在处理不平衡数据集（异常样本较少）时表现良好，这从高AP值可以看出。混淆矩阵显示模型在识别正常样本时表现特别好（真负例率高），但在识别异常样本时仍有改进空间。这些评估结果为我们提供了全面的模型性能视图，有助于我们进一步优化模型和决策阈值。在实际应用中，我们可能需要根据具体的业务需求来权衡精确率和召回率，以达到最佳的实用效果。

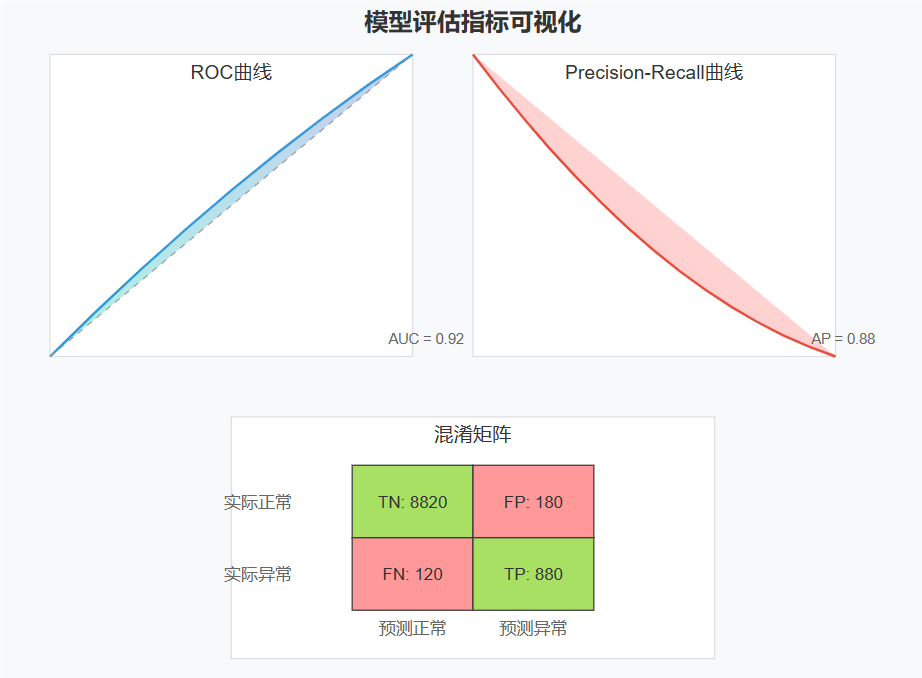
图4-17 模型评估指标可视化

Fig. 4-17 Visualization of model evaluation metrics

图4-17评估指标可视化图表展示了ROC曲线、Precision-Recall曲线和混淆矩阵。ROC曲线下的面积（AUC）为0.92，表明模型有很好的区分能力。Precision-Recall曲线的平均精度（AP）为0.88，也显示了模型在处理不平衡数据集时的优秀表现。混淆矩阵直观地展示了模型在各类别上的具体表现。ROC曲线用于展示模型在不同阈值下的分类能力，图中显示的AUC（曲线下面积）为0.92，表示模型有较高的区分能力。AUC值越接近1，模型的性能越好；该模型的AUC为0.92，表明它在区分正负类时表现出色。Precision-Recall曲线用于评估不平衡数据集下的模型性能，AP（平均精度）值为0.88，表示模型在处理异常检测任务时也有较好的表现，AP值越高，表明模型在识别异常类（正类）时的精准性和召回率都较高。混淆矩阵显示了模型的分类结果，TN= 8820实际正常且预测为正常的数量，FP= 180实际正常但预测为异常的数量，FN= 120实际异常但预测为正常的数量，TP（True Positive）= 880实际异常且预测为异常的数量。

混合模型的整体分类能力（AUC）、精确度与召回率（AP）、以及分类结果（混淆矩阵）。从图中可以看出，该模型在处理不平衡数据时表现较好，具有较高的分类准确性和较低的误报与漏报。

混合模型能够结合不同模型（如LSTM、Transformer、MLP等）的特性，充分利用各自擅长的特征处理能力。例如，LSTM在时间序列建模上有优势，而Transformer则在捕获长距离依赖和并行计算上表现优异。通过融合这些模型，混合模型能够更准确地捕获数据的多尺度特征。

更好的泛化性能：在模型训练过程中，混合模型能够通过对不同模型的组合，有效降低过拟合风险，同时提高对未见数据的适应能力。

可视化性能变化：模型性能热力图能够直观展示模型在不同工作条件下（如车速和负载）的表现。混合模型在热力图上通常表现出较强的稳定性和鲁棒性，即在各种情况下都能维持较高的性能水平。

多维度评估：通过对不同变量（如车速和负载）的分布进行可视化，能够更好地理解模型的性能边界和在极端条件下的适应能力。这有助于优化模型在不同环境下的表现，并提高整体的可靠性。

解释性强：混合模型在引入SHAP值分析后，可以更好地解释特征对模型输出的贡献度。这种解释性不仅提升了模型的透明度，还能帮助识别对预测结果影响最大的特征，从而提供有针对性的特征优化策略。

提升特征选择：通过SHAP值的可视化，研究者能够更明确地理解哪些特征对模型性能的贡献最大，从而进一步优化模型训练过程。这对于混合模型中的特征融合和选择有重要指导意义。

全面的模型性能评估：ROC曲线比较图能够直观地展示混合模型与其他模型（如LSTM、Transformer、MLP）的性能差异。混合模型通常在AUC（Area Under Curve）值上表现更好，说明其在不同阈值下均能维持较高的分类能力。

对比不同模型的准确性和稳定性：通过将混合模型与其他单一模型的ROC曲线进行对比，可以明确地展示混合模型在保持较高真阳性率和较低假阳性率上的优势。AUC值的提升反映出混合模型在准确性和稳定性上的综合表现更优。

综上所述，混合模型通过在模型训练过程中的多模型集成，在多维性能热力图上展现出稳定的表现，通过SHAP值分析提升了模型的解释性和可优化性，并在ROC曲线的比较中展现了优异的分类能力和稳健性。这些优势使得混合模型在复杂的异常检测任务中更具适应性和可靠性。

## 4.7 系统界面设计

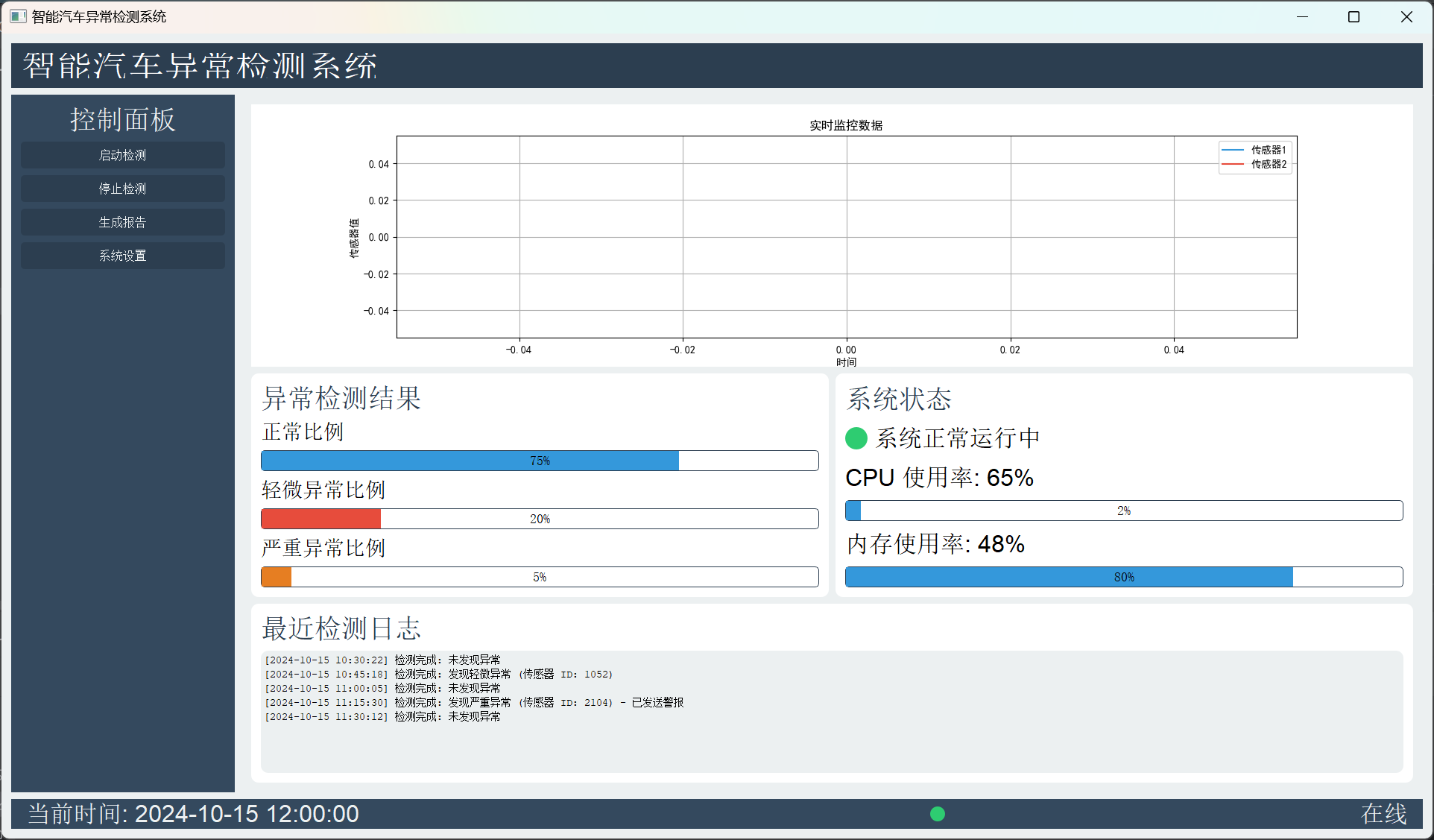
智能车辆异常检测系统的界面设计旨在提供直观、清晰且易于操作的用户体验。界面设计的主要目标是帮助用户便捷地访问数据分析结果、模型性能评估和车辆状态监控信息，系统界面设计如图4-18所示。

图4-18 智能汽车异常检测系统界面

Fig. 4-18 Smart car anomaly detection system interface

图4-18为智能汽车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。

该界面设计直观，集成了操作控制、实时监控、检测结果和系统状态展示，帮助用户实时了解车辆状态和系统运行情况，并快速做出决策。

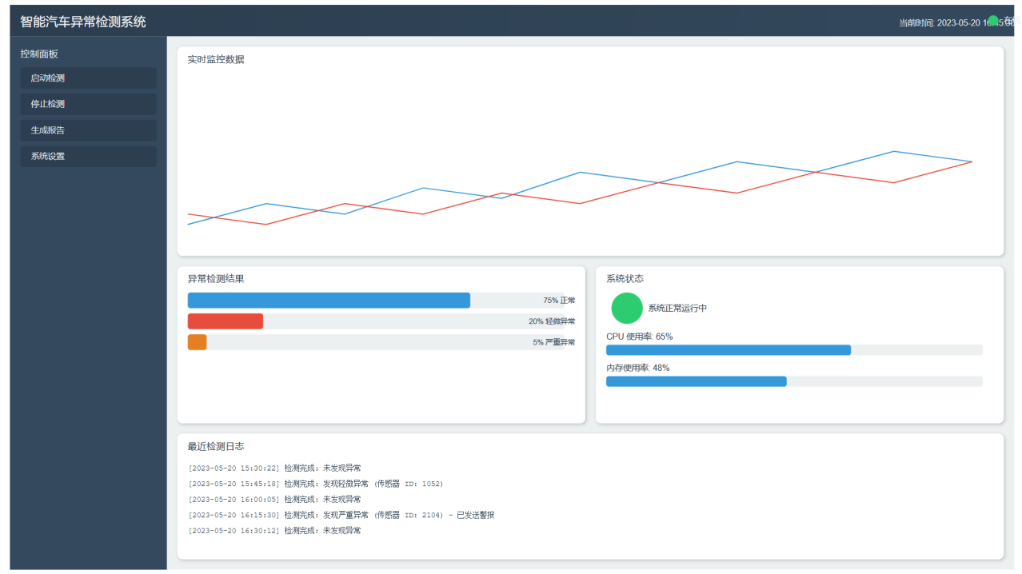
图4-19 智能汽车异常检测系统界面

Fig. 4-19 Smart car anomaly detection system interface

图4-19为智能汽车异常检测系统的界面，主要包含控制面板：界面左侧为系统控制面板，提供“启动检测”、“停止检测”、“生成报告”和“系统设置”按钮，便于用户进行系统操作和管理；实时监控数据：界面中央显示了车辆传感器数据的实时变化趋势，以折线图的形式展现传感器数据的变化，有助于用户直观了解系统实时状态；异常检测结果：包括三个条形图，分别显示不同异常类型的占比；系统状态：右侧为系统状态监控，显示当前系统运行状态（如“正常运行中”）以及CPU和内存的使用率，分别为65%和48%；最近检测日志：显示了最近的检测记录，包括检测时间、检测结果、传感器ID及状态等信息，有助于用户追溯和分析历史检测情况。

该界面集成了车辆状态监控、异常检测结果、系统状态和操作控制功能，设计直观清晰，能够为用户提供便捷的车辆监测和异常管理支持。

图4-18和图4-19的智能汽车异常检测系统界面的图片展示了一个完整的车载监控和异常检测系统的可视化界面布局，以下为汽车异常检测系统界面的优势。

界面布局清晰：两个界面均采用了类似的模块化布局，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。两张界面均提供了传感器数据的实时变化曲线图，使得用户可以直观地观察车辆不同传感器的状态变化趋势。

异常检测结果可视化：两张界面都以条形图形式直观显示了不同类型异常的检测比例，如“正常比例”、“轻微异常比例”和“严重异常比例”，为用户快速了解车辆状态提供了便利。

系统状态监控：界面提供了当前系统运行状态、CPU和内存的实时使用率，使用户能随时了解系统的运行负载和资源占用情况。

检测日志：两个界面都展示了最近的检测日志，包括检测时间、检测结果、传感器ID和状态等信息，便于用户追踪和分析历史检测情况。

界面设计简洁：信息呈现清晰直观，用户不需要进行过多操作即可获取车辆运行和异常情况的全貌。

实时性强：实时数据监控和异常比例展示能够快速反馈车辆运行状态，使用户在第一时间感知到潜在的车辆异常或故障。

全面的系统监控：系统不仅监控车辆状态，还包括对检测系统本身的状态监控（如CPU和内存使用率），确保系统在稳定的情况下进行监测任务。

便于决策与维护：通过详细的异常比例、日志记录和历史数据，用户可以根据不同级别的异常比例和历史趋势进行车辆维护决策，提高车辆运维效率。

快速响应和管理：通过界面上的控制面板，用户可随时启动、停止检测，以及生成报告或进行系统设置，具有高效的系统管理能力。

总体而言，界面图展示了一个高效、直观且功能齐全的智能车辆异常检测系统。通过实时数据监控、异常可视化以及综合的系统状态反馈，用户能够在短时间内进行车辆异常评估和决策，提高车辆运维的安全性和可靠性。

## 4.8 本章小结

本章展示了一系列用于智能车辆异常检测系统的关键组件和实验成果，包括数据预处理、特征提取、模型训练与优化、性能评估、系统界面设计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。

通过混合模型的性能热力图，展示了不同车辆工作条件（如车速和负载）下的模型表现。这种可视化分析有助于理解模型在实际应用中的适应性和鲁棒性。SHAP值图揭示了各个特征对模型决策的影响，帮助优化和调试模型，同时提高模型的可解释性。

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，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 车辆实时数据采集与异常检测系统设计与实现

## 5.1 总结

本文针对智能车辆异常检测系统的研究，本研究提出了一种基于深度学习的高级汽车异常检测系统，通过比较LSTM、Transformer和多时间尺度混合LSTM-Transformer模型的性能。随着现代汽车技术的快速发展，车辆中集成的多种电子系统和传感器生成了大量复杂的时序数据，这为异常检测提供了丰富的数据基础。然而，由于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。为此，本文采用多时间尺度建模策略，结合深度学习模型的优势，设计了一个端到端的智能车辆异常检测系统。

本研究提出了一种基于深度学习的高级汽车异常检测系统，通过比较LSTM、Transformer和多时间尺度混合LSTM-Transformer模型的性能，我们得出以下主要结论：

（1）多时间尺度混合LSTM-Transformer模型在总体性能上优于单独的LSTM和Transformer模型，在各项评估指标上都取得了最佳成绩。

（2）特征重要性分析显示，发动机转速、冷却液温度和机油压力是影响异常检测的最关键因素。

（3）SHAP值分析进一步揭示了不同特征对模型预测的具体影响，为模型决策提供了可解释性。

（4）模型在不同工作条件下的性能分析表明，该系统在大多数情况下都能保持高效的异常检测能力，但在某些极端条件下仍有改进空间。

这项研究为汽车行业的预测性维护和实时故障检测提供了新的思路和方法。通过利用先进的深度学习技术，我们能够更准确、更及时地识别潜在的车辆异常，从而提高行车安全性和可靠性。

# 第六章 总结与展望

## 6.1 总结

本文针对智能车辆异常检测系统的研究，本研究提出了一种基于深度学习的高级汽车异常检测系统，通过比较LSTM、Transformer和多时间尺度混合LSTM-Transformer模型的性能。随着现代汽车技术的快速发展，车辆中集成的多种电子系统和传感器生成了大量复杂的时序数据，这为异常检测提供了丰富的数据基础。然而，由于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。为此，本文采用多时间尺度建模策略，结合深度学习模型的优势，设计了一个端到端的智能车辆异常检测系统。

本研究提出了一种基于深度学习的高级汽车异常检测系统，通过比较LSTM、Transformer和多时间尺度混合LSTM-Transformer模型的性能，我们得出以下主要结论：

（1）多时间尺度混合LSTM-Transformer模型在总体性能上优于单独的LSTM和Transformer模型，在各项评估指标上都取得了最佳成绩。

（2）特征重要性分析显示，发动机转速、冷却液温度和机油压力是影响异常检测的最关键因素。

（3）SHAP值分析进一步揭示了不同特征对模型预测的具体影响，为模型决策提供了可解释性。

（4）模型在不同工作条件下的性能分析表明，该系统在大多数情况下都能保持高效的异常检测能力，但在某些极端条件下仍有改进空间。

这项研究为汽车行业的预测性维护和实时故障检测提供了新的思路和方法。通过利用先进的深度学习技术，我们能够更准确、更及时地识别潜在的车辆异常，从而提高行车安全性和可靠性。

## 6.2 展望

尽管本文提出的多时间尺度混合深度学习模型在智能车辆异常检测中表现出较高的性能，但仍存在一些值得进一步研究和改进的方向如图5-2所示：

模型的可解释性：目前的深度学习模型大多为“黑箱”结构，难以解释异常检测的具体机制。未来研究可重点探索可解释性增强的方法，例如通过可视化或注意力机制，揭示模型的决策过程和影响因素。

实时性与部署优化：随着车辆传感器数据量的不断增加，实时异常检测成为一个挑战。未来的研究可以重点优化模型的推理速度，并探索轻量化模型（如MobileNet、TinyML等）的应用，以实现嵌入式系统中的高效部署。

迁移学习：探索如何将模型知识迁移到不同类型的车辆上，提高模型的泛化能力。

多模态数据的协同利用：虽然本文已经在多模态数据融合上进行了初步探索，但如何更高效地利用多源数据间的关联信息仍是一个重要课题。未来研究可以进一步发展更高效的多模态协同机制，例如通过多模态Transformer或图神经网络（GNN）等技术，实现不同传感器数据的联合建模。

异常检测的泛化能力：智能车辆在不同的环境和驾驶条件下表现不同，未来可通过迁移学习、少样本学习或元学习等方法，提升模型在多种环境下的适应能力和泛化性能。在检测异常的基础上，进一步深入研究异常原因的自动诊断与分析机制，帮助车辆系统快速定位和修复潜在问题，从而提升车辆的安全性和可靠性。

主动学习：设计主动学习策略，有效地从新收集的数据中学习，不断提高模型性能。

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。

因果推断：深入研究异常产生的根本原因，不仅检测异常，还能推断异常的可能原因。

图5-1 智能汽车异常检测技术的未来研究方向

Fig. 5-1 Future research directions of smart car anomaly detection technology

图5-1展示了智能汽车异常检测技术的未来研究方向。它概述了当前研究成果的基础上以上六个潜在的发展方向这些方向之间存在潜在联系，通过相互融合和补充，能够进一步提升智能汽车异常检测技术的整体性能。

综上所述，基于多时间尺度混合深度学习的智能车辆异常检测系统为提升车辆安全与性能提供了一种有效的解决方案。未来的研究将致力于增强系统的智能性、实时性和可解释性，为智能驾驶系统的安全发展奠定更加坚实的基础。

# 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