成绩

南京工程学院

通信与人工智能学院、集成电路学院

实训报告

题	目 电力发压	器状态预测系统设计
周	次	第一周
专	<u> </u>	人工智能
班	级	、工智能 221
学生姓	名	彭鑫
学 -	号	208221220
指导教具	师	杨帆
时	间 	2025/9/7

摘要

本周完成了ETT 数据集时间序列分析项目的第一阶段工作,主要包括数据预处理与探索性分析(EDA)。通过对ETTh1、ETTh2、ETTm1、ETTm2 四个数据集的深入分析,完成了数据清洗、特征缩放、相关性分析和时序特性研究,为下一阶段的模型构建奠定了坚实基础。

1. 本周存在的问题	4
1.1 项目前期准备工作	4
1.2 数据预处理工作	4
1.3 探索性数据分析 (EDA)	4
1.4 周期性模式识别	6
1.5 特征关系可视化	6
1.6 数据输出与文档整理	7
2. 本周存在的问题	7
2.1 技术问题	7
2.2 分析深度问题	8
3. 下周的工作计划	8
3.1 模型设计与实现	8
3.2 特征工程优化	8
3.3 模型评估体系	8
3.4 代码重构与文档	9

1. 本周存在的问题

1.1 项目前期准备工作

- 1.1.1 项目环境搭建,创建了名为 ETD-Env 的 Conda 虚拟环境,安装了 pandas、numpy、matplotlib、seaborn、scikit-learn、scipy、statsmodels 等必要的数据科学库。
- 1.1.2 数据集获取与了解,从ETDataset 官方仓库下载了ETT 数据集,包含ETTh1.csv、ETTh2.csv、ETTm1.csv、ETTm2.csv 四个数据文件,初步了解了数据集的背景和字段含义。
- 1.1.3 项目目录结构设计,建立了规范的项目文件夹结构,包括 notebooks、outputs/cleaned、outputs/figures 等目录。

1.2 数据预处理工作

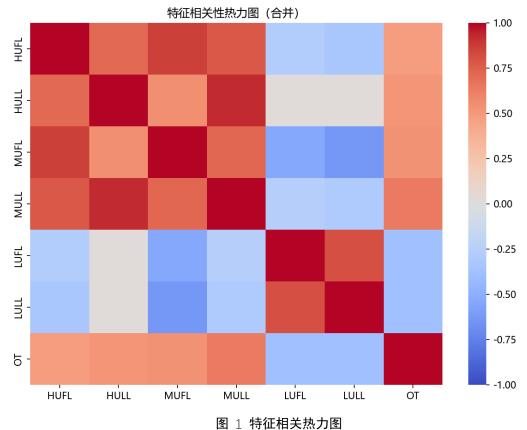
完成了对四个 ETDataset 的全面数据预处理工作:

- 1.2.1 缺失值处理:对数据集进行了缺失值检测,发现数据完整性较好, 无明显缺失值问题。
- 1.2.2 异常值检测与处理:采用统计方法识别异常值,实施了两种处理策略:截尾处理(Winsorizing)和异常行删除,默认采用截尾处理方式以保持数据完整性。
- 1.2.3 特征缩放:实现了StandardScaler和MinMaxScaler两种缩放方法, 根据数据特性选择合适的缩放策略,确保各特征在相同量级上进行分析。

1.3 探索性数据分析(EDA)

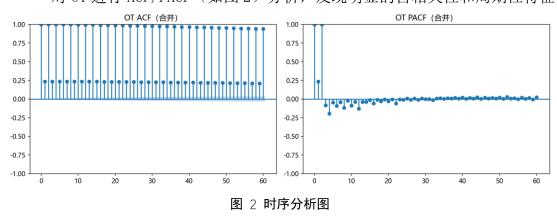
深入开展了多维度的探索性数据分析:

1.3.1 相关性分析:通过热力图(如图 1)分析各特征间的相关关系,发现 HUFL、HULL、MUFL、MULL 之间存在强正相关性(相关系数>0.8),而 OT 与 LUFL、LULL 呈现负相关关系(相关系数约-0.3至-0.5)。



国 1 特面相人然为

- 1.3.2 时序特性分析:
- 对 OT 进行 ACF/PACF (如图 2) 分析,发现明显的自相关性和周期性特征



- ACF 显示强烈的周期性衰减模式,表明时间序列具有长期依赖性
- PACF 在滞后 1 阶后快速衰减,适合 AR(1)建模
- 1.3.3 分布特性分析:通过箱线图和直方图(如图3)分析 OT 的统计分布,发现其呈现近似正态分布,峰值集中在10-20区间,存在少量异常值。

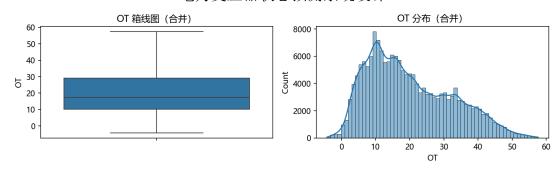


图 3 箱线图与直方图

1.4周期性模式识别

1.4.1 日周期性分析:通过按小时平均分析(如图 4),发现 OT 具有明显的日周期模式,凌晨 5-6 点达到最低值(约 17.5),下午 15 点左右达到峰值(约 23.3),符合电力系统负荷变化规律。

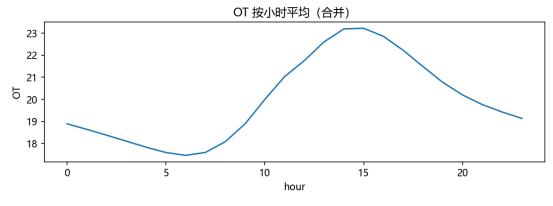


图 4 小时平均分布图

1.4.2 长期趋势分析: 时序概览图(如图 5)显示 2016-2018 年间存在季节性变化和长期趋势,为季节性建模提供依据。

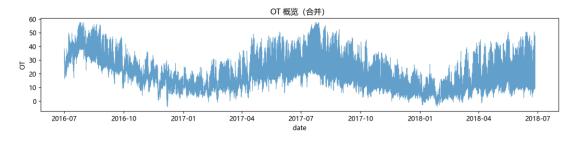


图 5 时序概览图

1.5 特征关系可视化

1.5.1 散点图分析:

绘制 OT 与各负荷指标的散点图(如图 6),揭示了不同特征与目标变量间的 关系模式:

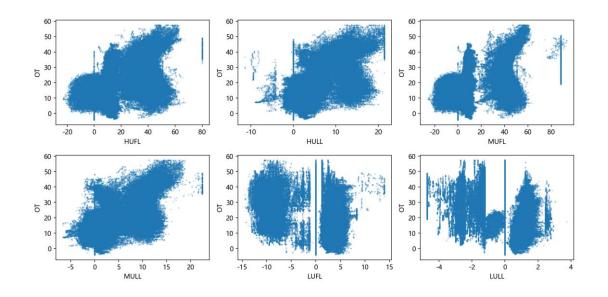


图 6 散点图

- HUFL、HULL、MUFL 与 OT 呈现较强的正线性关系
- LUFL、LULL 与 OT 的关系呈现复杂的非线性特征,存在多个聚类区域

1.6 数据输出与文档整理

- 1.6.1 数据文件输出:生成了清洗后的数据文件(_clean.csv)和缩放后的数据文件(scaled.csv),为后续建模提供标准化输入。
- 1.6.2 可视化图表: 生成了包括相关性热力图、ACF/PACF图、分布图、周期性分析图、散点图等在内的完整可视化分析结果。

2. 本周存在的问题

2.1 技术问题

- 2.1.1 非线性关系处理: LUFL 和 LULL 与 OT 之间存在复杂的非线性关系, 简单的线性分析无法完全揭示其规律,需要在后续建模中考虑非线性变换方法。
- 2.1.2 季节性特征提取:虽然发现了明显的周期性模式,但对于多层次周期性(日、周、月、季)的量化分析还需进一步深化。

2.2 分析深度问题

- 2.2.1 异常值成因分析:识别出异常值但未深入分析其产生原因,可能影响对数据质量的准确判断。
- 2.2.2 特征工程不够充分: 当前主要进行了基础的缩放处理, 缺乏基于领域知识的高级特征构建。

3. 下周的工作计划

3.1 模型设计与实现

- 3.1.1 基准模型构建:实现传统时间序列模型(ARIMA、SARIMA)作为基准, 验证数据的可预测性。
- 3.1.2 机器学习模型: 开发基于机器学习的预测模型,包括随机森林、支持向量机、梯度提升等算法。
- 3.1.3 深度学习模型:设计并实现 LSTM、GRU 等循环神经网络模型,充分利用时序数据的长期依赖特性。

3.2 特征工程优化

- 3.2.1 时间特征构建:基于周期性分析结果,构建小时、日、周、月等多层次时间特征。
- 3.2.2 滞后特征创建:根据 ACF/PACF 分析结果,创建合适的滞后特征以捕获自相关性。
- 3.2.3 非线性变换:针对 LUFL、LULL 等特征的非线性关系,尝试多项式变换、对数变换等方法。

3.3 模型评估体系

- 3.3.1 评估指标设计: 建立包括 MAE、RMSE、MAPE 等多维度评估指标体系。
- 3.3.2 交叉验证策略:设计适合时间序列的交叉验证方法,避免数据泄漏问题。
 - 3.3.3 可视化评估: 开发预测结果的可视化展示系统, 直观评估模型性能。

3.4 代码重构与文档

- 3. 4. 1 模块化重构:将分析代码重构为可复用的 Python 模块,提高代码质量。
 - 3.4.2 自动化流程:建立从数据预处理到模型训练的自动化工作流。
 - 3.4.3 技术文档: 完善技术文档, 为项目后续阶段和成果展示做准备。