

阶段一实验成果总结报告

日期: 2025年11月30日

负责人: 孙玉瑜

项目: 设备故障诊断智能模型 (机理模型项目)

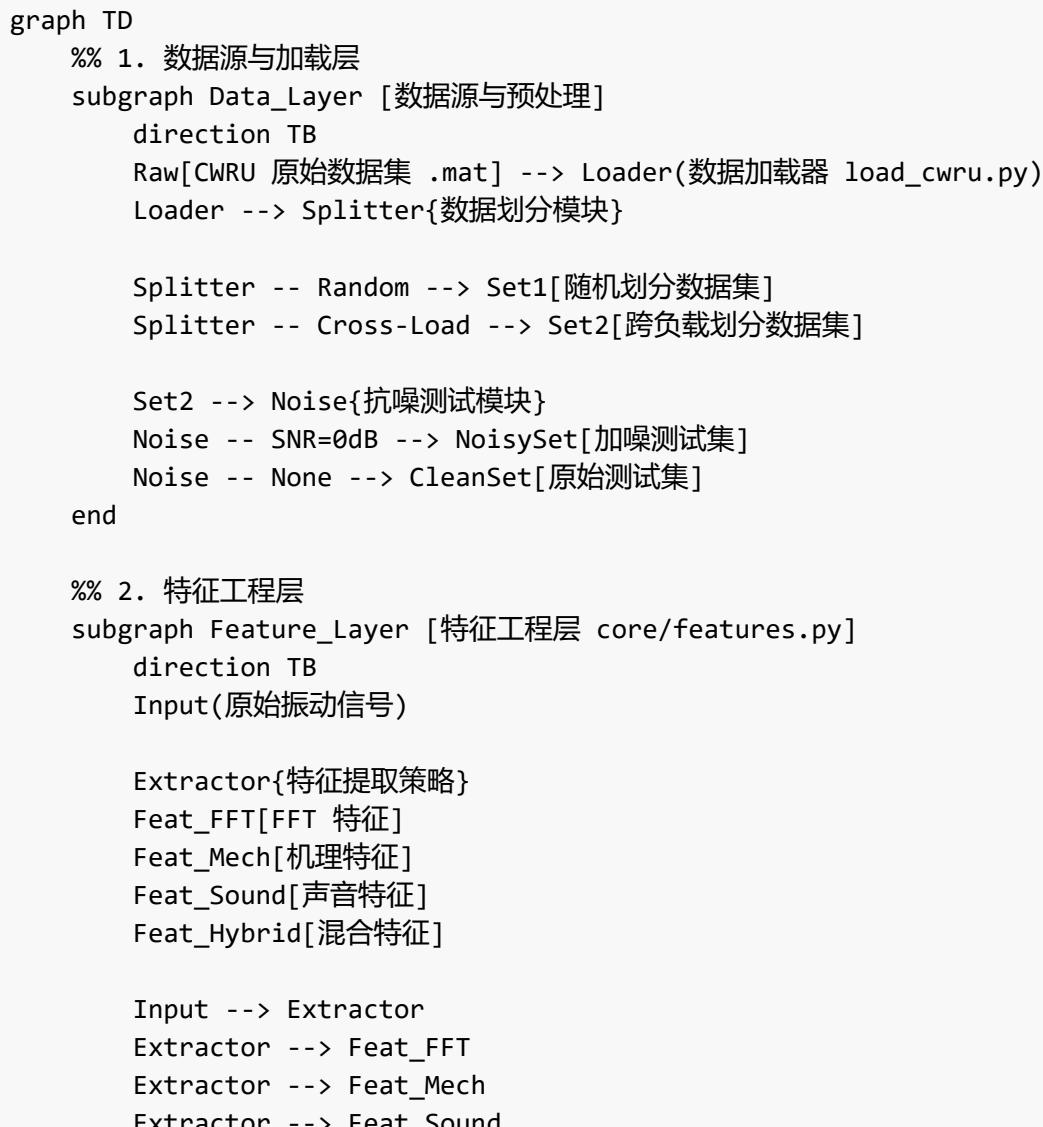
1. 实验目标

本阶段旨在构建模块化的故障诊断实验平台，基于 CWRU 开源数据集，验证不同特征提取方法（FFT、机理特征、声音特征）在随机森林模型下的性能，并重点评估模型在**跨工况（Cross-Load）和强噪声（High Noise）**环境下的泛化能力与鲁棒性，为后续引入 Transformer 模型提供实验依据。

2. 实验平台架构

本阶段完成了模块化实验平台的搭建，支持灵活切换特征提取器、数据划分模式及抗噪测试。

2.1 系统框架图



```

    Extractor --> Feat_Hybrid
end

%% 3. 模型层
subgraph Model_Layer [模型训练层 core/models.py]
    RF[随机森林分类器]
    Eval[评估模块]
end

%% 层级连接
Set1 --> Input
CleanSet --> Input
NoisySet --> Input

Feat_FFT --> RF
Feat_Mech --> RF
Feat_Sound --> RF
Feat_Hybrid --> RF

RF --> Eval

```

3. 实验结果与分析

3.1 跨工况测试 (Cross-Load Evaluation)

训练集: 0, 1, 2 HP | 测试集: 3 HP

特征类型	维度	准确率 (Accuracy)	结论
FFT (基准)	2050	96.93%	在无噪声环境下, FFT 表现出极强的鲁棒性, 几乎不受转速微变影响。
机理特征	12	68.21%	受转速偏差影响较大, 单一机理特征难以应对工况变化。
混合特征	2062	97.21%	最优结果。 机理特征作为补充信息, 微幅提升了模型性能。

3.2 抗噪测试 (Noise Robustness)

测试集信噪比 SNR = 10dB (中等噪声) 和 0dB (强噪声)

特征类型	无噪声准确率	10dB 噪声准确率	0dB 噪声准确率	性能跌幅 (0dB)
FFT 模型	96.93%	68.69%	36.59%	-60.3% (严重失效)
机理模型	68.21%	50.46%	-	-
混合模型	97.21%	70.23%	40.44%	-56.8% (略有缓解)

3.3 关键发现

1. **CWRU 数据集的“虚高”现象：**在洁净数据下，FFT 模型能达到 97% 的准确率，但这掩盖了其抗噪性差的缺陷。
2. **FFT 的脆弱性：**
 - 在 **10dB 中等噪声** 下，FFT 模型准确率从 97% 跌至 68%，已经开始显现不稳定性。
 - 一旦引入 **0dB 强噪声**，准确率断崖式下跌至 36%，无法满足真实工业场景需求。
3. **机理特征的价值：**
 - 在 10dB 噪声下，混合模型 (70.23%) 依然优于纯 FFT 模型 (68.69%)。
 - 在 0dB 强噪声下，混合模型比纯 FFT 模型高出 **4%**，证明了物理先验知识在恶劣环境下的鲁棒性价值。

4. 下一阶段计划 (Next Steps)

基于本阶段实验暴露出的问题（抗噪性差、机理特征利用率低），下一阶段将重点开展以下工作：

1. **声音特征实装：**
 - 对接姚飞提供的声音转换算法，替换目前的模拟 PSD/RMS 特征，验证“以声代振”的可行性。
2. **引入 Transformer 模型：**
 - **目标：**解决强噪声 (0dB) 下准确率低的问题。
 - **方案：**利用 Transformer 的自注意力机制 (Self-Attention) 捕捉长距离依赖，结合去噪自编码器 (Denoising Autoencoder) 思想，从强噪声中恢复故障特征。
3. **优化机理融合：**
 - 不再简单拼接，而是将机理特征作为 Transformer 的 **Positional Encoding** 或 **Attention Mask**，深度融合物理知识。

文档生成时间: 2025-11-30