# 第十一次周报

## 这两周工作内容

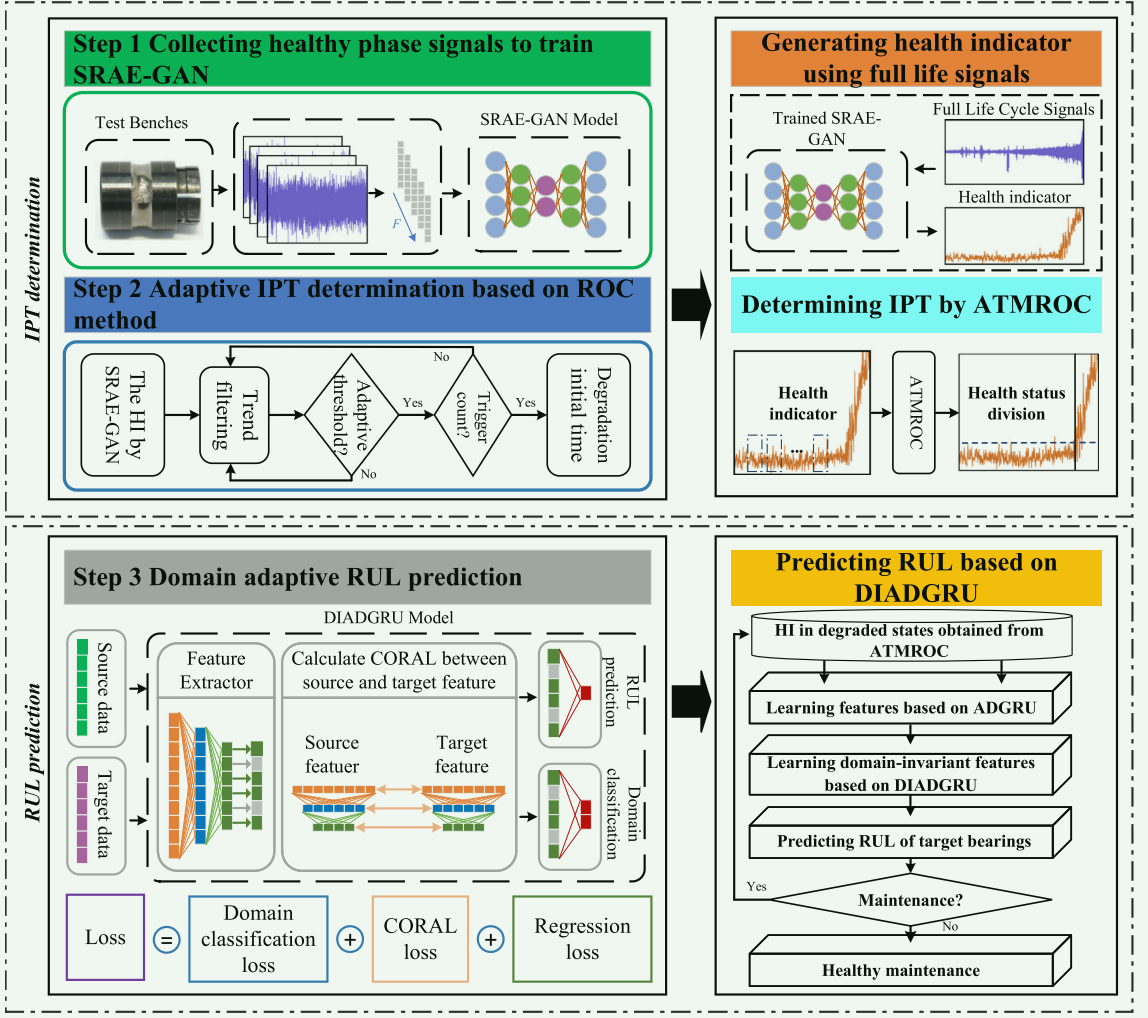
### 阅读的文献

* 《A novel two-stage method via adversarial strategy for remaining useful life prediction of bearings under variable conditions》

本文提出了一种基于对抗策略的两阶段方法，用于在变化工况下对轴承的剩余使用寿命（RUL）进行预测。该方法主要针对现有技术中初始预测时间（IPT）确定困难以及不同工况下轴承数据分布差异大的问题，创新性地结合了稀疏正则化自编码生成对抗网络（SRAE-GAN）、自适应阈值方法（ATMROC）和基于注意力深度门控循环单元的域不变性网络（DIADGRU）。

第一阶段，通过 SRAE-GAN 从原始振动信号中提取健康指标（HI）。SRAE-GAN 利用稀疏正则化网络抑制原始信号中的噪声，同时保留关键特征，而对抗机制则用于学习轴承健康状态下的数据分布。通过比较健康状态和损伤状态下的稀疏编码特征，构建出可靠的健康指标。第二阶段，采用 ATMROC 方法确定初始预测时间（IPT）。该方法通过滑动窗口计算健康指标的变化率（ROC），当 ROC 超过设定阈值时，触发 IPT 的确定。这种方法能够动态调整阈值，对健康状态的变化更为敏感，从而更准确地识别出轴承退化的起始点。

在 RUL 预测阶段，提出了 DIADGRU 网络，该网络基于注意力机制的深度门控循环单元（ADGRU）设计，用于提取 HI 中的高级退化特征。同时，引入相关对齐（CORAL）和对抗学习机制，以最小化源域和目标域之间的分布差异，确保在不同工况下学习到的特征具有域不变性。通过在 PHM2012 和 XJTU-SY 数据集上的实验，验证了该方法在预测精度上的优越性。与传统方法相比，该方法不仅提高了预测的准确性，还增强了模型在不同工况下的适应性和鲁棒性。模型架构如图：



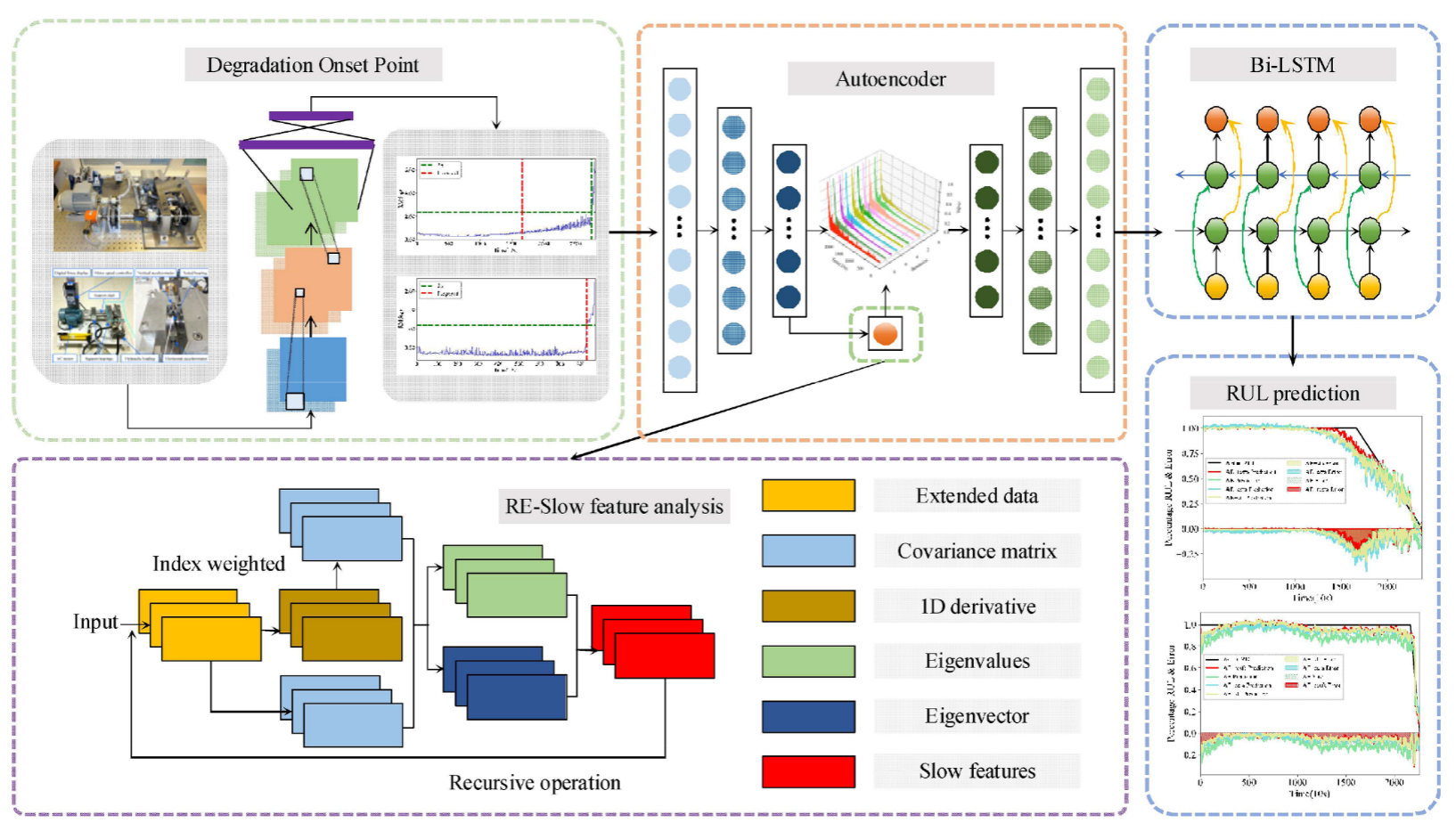
* 《Rolling bearing degradation stage division and RUL prediction based on recursive exponential slow feature analysis and Bi-LSTM model》

本文提出了一种基于递归指数慢特征分析（RESFA）和双向长短期记忆（Bi-LSTM）网络的滚动轴承退化阶段划分和剩余使用寿命（RUL）预测方法。该方法旨在解决传统 RUL 预测方法易受噪声干扰、特征提取不稳定以及无法有效捕捉系统长期变化趋势的问题。

首先，将轴承振动信号输入卷积神经网络（CNN）进行健康状态分类，并应用“3/5”原则确定退化起始（DS）点。CNN 模型能够自动提取正常信号和退化信号之间的内在差异，从而实现对 DS 点的准确识别。与传统的基于统计指标的方法相比，“3/5”原则能够更及时地检测到缓慢退化过程中的异常点。

接着，利用自编码器（AE）对振动信号进行特征提取，并通过 RESFA 提取系统中的长期退化趋势。RESFA 在传统慢特征分析（SFA）的基础上引入了递归学习和指数加权机制，使其能够更好地捕捉非线性关系并适应新数据的变化。递归学习通过迭代优化特征提取过程，而指数加权机制则通过赋予新数据更大的权重，使得模型能够更快地响应系统的变化。

最后，将 AE 提取的特征和 RESFA 提取的慢特征进行融合，并将融合后的特征输入 Bi-LSTM 模型进行 RUL 预测。Bi-LSTM 通过结合前向和后向 LSTM 的输出，能够充分利用序列数据中的上下文信息，从而更准确地捕捉特征和模式。实验结果表明，该方法在 IEEE PHM 挑战赛、XJTU-SY 和 ABLT-1A 数据集上的预测精度均优于其他先进方法，证明了其在轴承 RUL 预测领域的有效性。模型架构如图：



### 1.2

* 项目使用Python+Pytorch已经实现了一个完整的滚动轴承故障诊断系统，涵盖了从数据处理到模型训练、测试和可视化的全流程。通过加载和预处理Case Western Reserve University (CWRU)数据集，项目支持随机采样和滑动窗口采样生成样本，并通过添加高斯噪声等方法增强数据的鲁棒性。在模型构建方面，实现了基于二次神经网络（QCNN）的卷积操作，增强了对非线性特征的捕捉能力，并与传统卷积神经网络（WDCNN）进行对比验证。在训练和测试过程中，项目采用了SGD优化器和余弦退火学习率调度器，动态调整学习率以提高训练效率，并通过WandB可视化训练和验证过程中的损失与准确率。模型在验证准确率达到最高时自动保存，并在推理阶段加载以进行性能评估。评估指标包括F1分数、召回率、精确率和假阳性率等，同时绘制混淆矩阵直观展示分类性能。

信号加噪处理：

模型训练结果，以WDCNN分别在信噪比为0、-4、-6dB下训练为例：

## 遇到的问题

### 2.1 高斯噪声的干扰效果有限

高斯噪声在时域上干扰明显，但在频域上对原始数据的影响较小，导致对模型的鲁棒性验证支撑性不强。考虑采用真实音频噪声（如卡车、飞机噪声）来进一步增强模型的鲁棒性验证。

### 2.2 WDCNN分类效果与论文存在差异

WDCNN在项目中的分类效果较好，但与论文中的结果仍存在差异。可能的原因包括数据集差异、超参数设置不同以及训练过程中的随机性。计划通过调整超参数、增加数据增强方法和优化训练策略来缩小差距。

## 收获与启发

### 3.1 QCNN+Bi-LSTM的优势

QCNN+Bi-LSTM模型能够更好地提取信号中的高维特征和时间依赖性，显著提高了故障诊断的准确性和鲁棒性。通过可视化技术，模型的可解释性也得到了增强，为实际工业应用提供了可靠的理论支持。

### 3.2 多尺度单层QCNN与双向GRU的结合

考虑到计算成本和分类性能的平衡，可以尝试采用多尺度单层QCNN与双向GRU的结合。这种架构能够在保持高效特征提取的同时，进一步增强模型对时间序列数据的处理能力。

## 下两周计划

### 4.1 优化噪声处理方法

引入真实音频噪声（如卡车、飞机噪声），验证模型在复杂噪声环境下的鲁棒性，并优化噪声处理流程。

### 4.2 调整模型架构

尝试多尺度单层QCNN与双向GRU的结合，优化模型的特征提取和时间序列处理能力，进一步提高分类性能。

### 4.3 超参数调优

通过网格搜索和随机搜索等方法，对模型的超参数进行调优，以提高模型在不同噪声条件下的表现。