# 第十一次周报

## 这两周工作内容

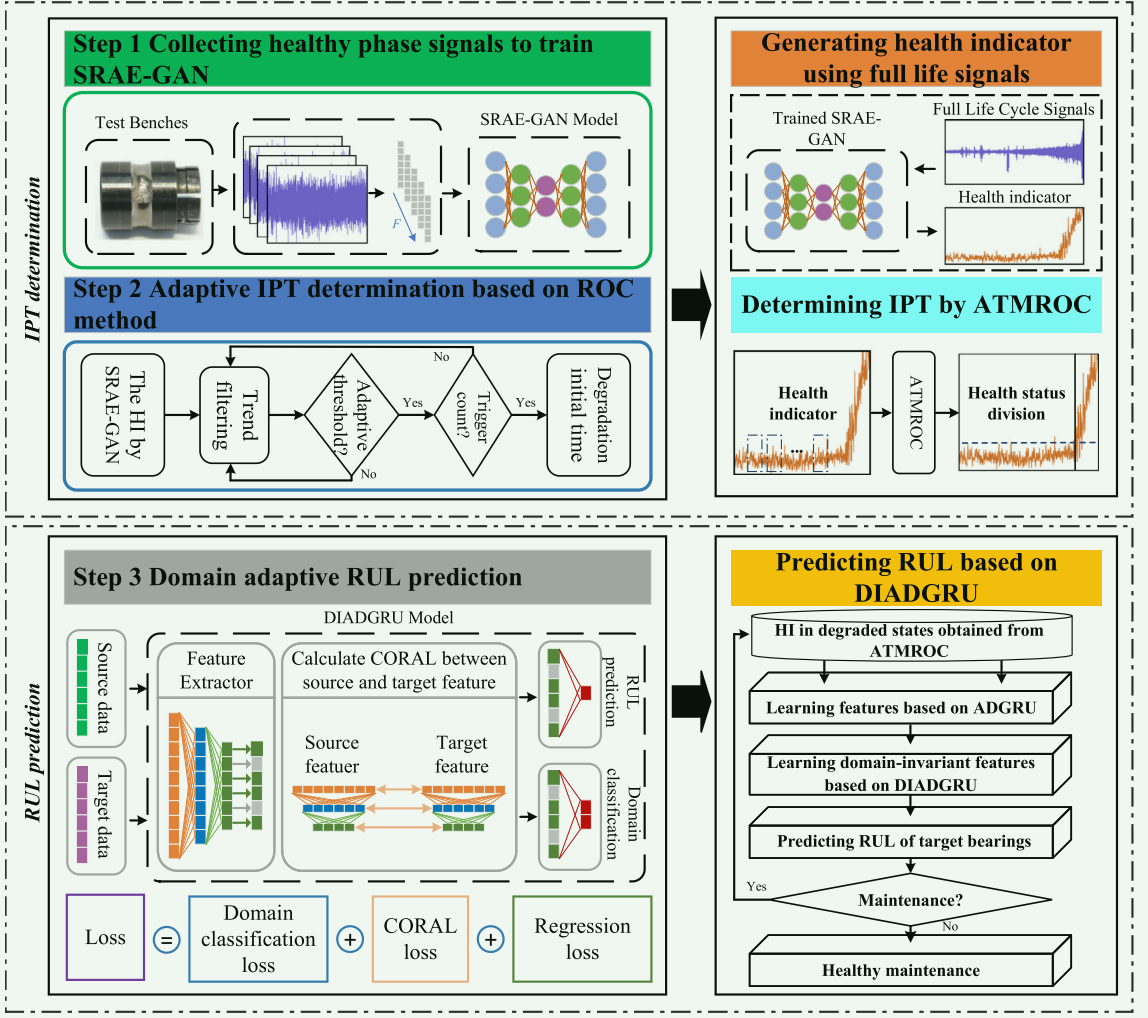
### 阅读的文献

* 《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：



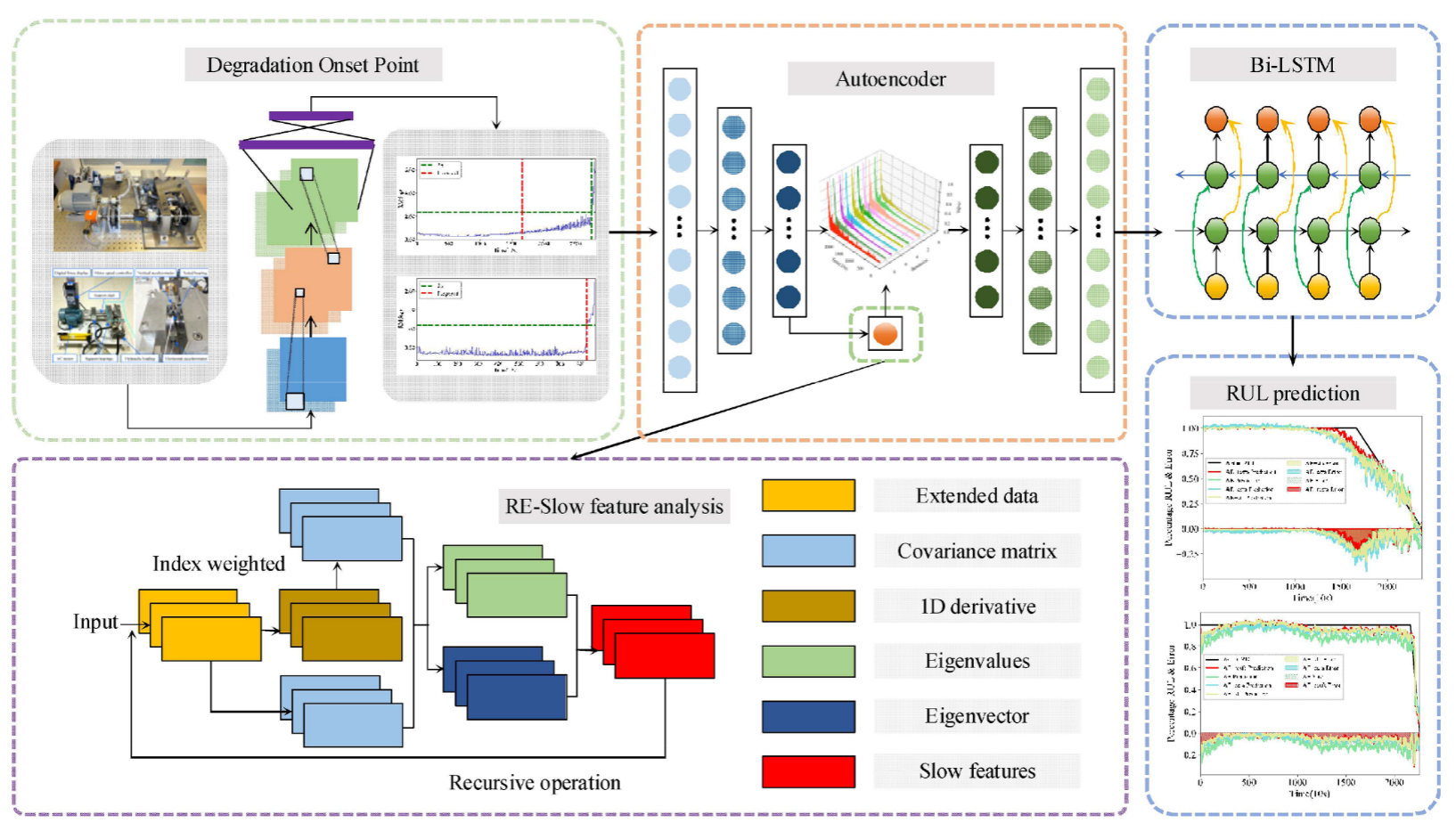
* 《Rolling bearing degradation stage division and RUL prediction based on recursive exponential slow feature analysis and Bi-LSTM model》

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。

在滚动轴承退化阶段划分与RUL预测的过程中，将轴承振动信号输入卷积神经网络（CNN）进行健康状态分类，能够自动提取正常信号和退化信号之间的内在差异，实现对退化起始点（DS）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。

识别退化起始点后，利用自编码器（AE）对振动信号进行特征提取，能更深入地挖掘数据中的潜在信息。为了更有效地捕捉系统的长期退化趋势，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。递归学习通过迭代优化特征提取过程，使模型能够不断适应新数据的变化；而指数加权机制则通过赋予新数据更大的权重，使模型能够更快地响应系统的变化。

将AE提取的特征和RESFA提取的慢特征进行融合，形成更全面、更丰富的特征集。这些融合后的特征被输入双向长短期记忆（Bi-LSTM）模型进行RUL预测。Bi-LSTM模型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：

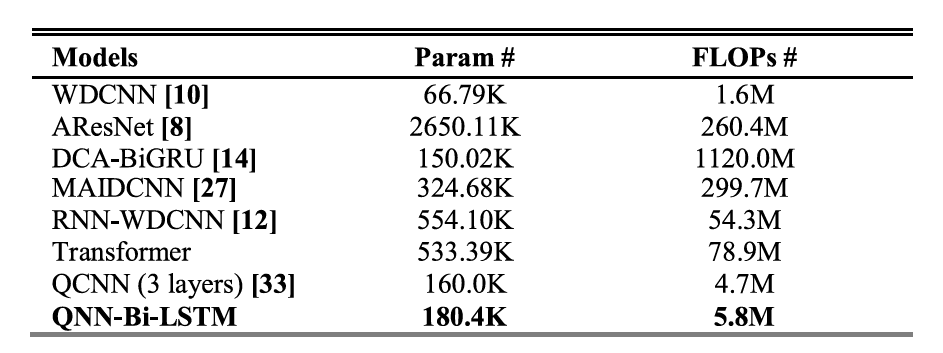


### 1.2 所构建模型的验证

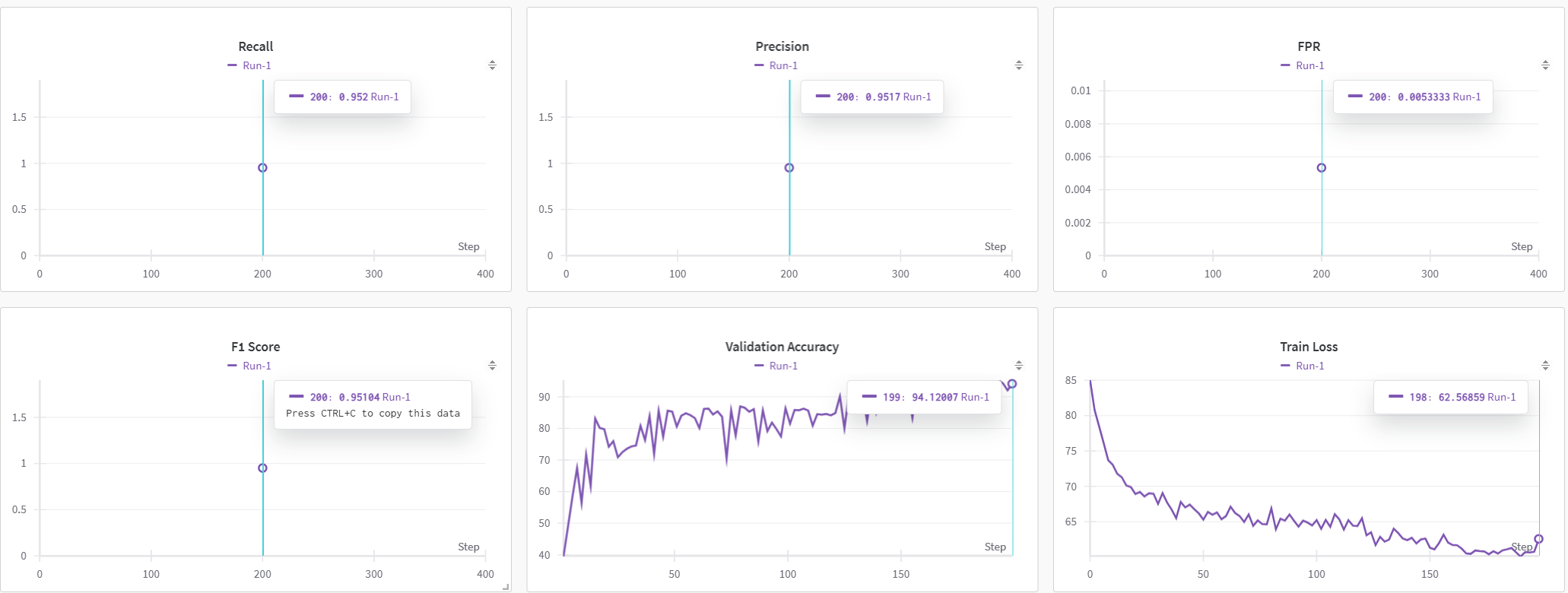
基于新构建的 MQCNN\_BiGRU 模型，进行了一系列的验证工作。首先，利用CWRU公开数据集对模型进行训练和测试，观察其在不同工况下的诊断准确率、召回率以及 F1 值等指标表现，与现有的一些先进模型进行对比。同时本模型参数量为：

Param: 170.0K

FLOPs: 1.47M



实验结果表明该模型在SNR为-6dB时的F1分数能达到95.1%，仍然存在提升可能。



## 遇到的问题

### 2.1 双向 GRU 的训练优化问题

双向 GRU 虽然能够利用序列数据的前后向信息，但在训练过程中，发现其容易出现梯度消失或爆炸的问题，尤其是在处理较长的序列数据时，这种情况更为明显。这不仅影响了模型的收敛速度，还可能导致模型无法很好地学习到序列中的长期依赖关系，进而影响对轴承退化趋势的准确预测。

### 2.2 多尺度 QCNN 分支融合问题

在 MQCNN\_BiGRU 模型中，多尺度 QCNN 分支的设计初衷是为了从不同尺度提取轴承振动信号的特征，但在实际融合过程中，发现不同分支输出的特征在维度和语义信息上存在一定差异，直接进行简单的拼接融合并不能取得理想的效果，导致后续模型对特征的学习不够充分，影响了最终的模型性能。

## 收获与启发

### 3.1 对抗策略与域适应方法的应用前景

对抗策略在解决不同工况下轴承数据分布差异大的问题上展现出独特的优势。如SRAE-GAN中的对抗机制以及DIADGRU中的相关对齐和对抗学习机制，能够使模型在不同工况下学习到具有域不变性的特征，提高模型的适应性和鲁棒性。这为未来在复杂多变工业环境中开展轴承故障预测提供了新的思路和方法，即通过对抗策略和域适应方法，降低不同工况对模型性能的影响，实现跨域的故障预测。

### 3.2 特征提取的多方法融合

卷积神经网络（CNN）、自编码器（AE）和递归指数慢特征分析（RESFA）相结合进行特征提取，这种方法融合了多种特征提取的优势，能够更全面地挖掘轴承振动信号中的潜在信息。这启发我在构建模型时，可以尝试综合运用多种特征提取方法，充分发挥各自的优势，以获取更富有表现力的特征集，从而提高模型的预测精度。

## 下两周计划

### 4.1 解决双向GRU训练优化问题

对模型的网络结构进行调整，尝试在双向GRU层之间添加残差连接，以帮助梯度更好地传播，增强模型对序列长期依赖关系的学习能力。

### 4.2 改进多尺度QCNN分支融合方法

分析不同尺度QCNN分支输出特征的维度和语义信息差异，探索采用特征变换技术，如全连接层、卷积层等，对不同分支的特征进行适当的维度调整和语义转换，使其在融合时具有更好的兼容性。

除了简单的拼接融合方式，尝试采用注意力机制来对不同分支的特征进行加权融合。通过学习不同分支特征的重要性权重，突出关键特征信息，提高融合后特征的质量，从而提升模型对特征的学习效果和最终性能。

### 4.3 继续阅读与轴承RUL预测相关文献

关注轴承故障预测领域的最新研究动态，查找和阅读近期发表的相关文献，了解新的方法和技术，如新型的深度学习架构、特征提取与融合方法、对抗策略的改进等。