# 第三次周报

## 这两周工作内容

### 阅读的文献

* 《Deep Transfer Learning for Bearing Fault Diagnosis: A Systematic Review Since 2016》

系统回顾了2016年以来基于深度迁移学习的轴承故障诊断方法的发展。传统的基于深度学习的轴承故障诊断方法假设训练和测试数据遵循相同的分布，但在实际应用中这一假设往往不成立，导致故障诊断性能显著下降。为了满足这一假设，引入了迁移学习概念，通过从其他数据或模型中转移知识来改善诊断性能，并提出了一种新的基于目标领域数据属性的深度迁移学习方法分类体系，并从标签、机器和故障的角度进行划分，以及介绍了七个常用于轴承故障诊断的公开数据集。

* 《Digital Twin for Railway A Comprehensive Survey》（还没看完）

。

* 《基于孪生域对抗迁移学习的滚动轴承故障诊断方法》

。

* 《无监督域适应迁移学习在旋转机械故障诊断中的应用》

### 1.2 其他学习资料

* 因为上周在写人工智能的大作业《基于遗传算法的非侵入式负荷辨识方法研究》，所以上周没怎么看其他资料。

## 遇到的问题

### 2.1 数字孪生不知道怎么入门

数字孪生的概念

### 2.2 思维局限性

在研究和学习过程中，发现自己的思维模式较为局限，缺乏创新和多角度思考的能力，需要尝试从不同角度思考问题，打破思维固化。

## 收获与启发

### 3.1 对遗传算法GA在神经网络中的应用有了更直观的认识

遗传算法（Genetic Algorithm，GA）在优化BP（Back Propagation）神经网络中起到了非常重要的作用。遗传算法是一种模拟生物进化过程的启发式搜索算法，它通过模拟自然选择、遗传、交叉（杂交）和变异等生物进化机制来解决优化问题。在BP神经网络的优化中，遗传算法主要用于初始化权重和阈值、避免BP的局部最小值问题、自动调整学习率和训练次数、提高模型的泛化能力、优化网络结构等。

### 3.2 Transformer和BiGRU模型结合在故障预测领域的应用

Transformer和BiGRU模型的结合在故障预测领域通过整合Transformer的全局特征提取能力和BiGRU对局部时间依赖性的捕捉，显著提升了模型在处理长序列数据、多模态信息融合、实时监测和提前预测故障方面的表现，从而增强了故障预测的准确性、泛化能力和实时性，减少了误报和漏报，为各种工业和信息技术系统的可靠性和安全性提供了有力支持。打破了对单一模型应用的局限思维。

### 3.3预故障重置窗口及CNN+LSTM在故障预测领域的应用

预故障重置窗口和CNN-LSTM模型的结合为故障预测提供了一种新的视角，通过预处理数据来解决样本不平衡和模糊样本问题，同时利用深度学习模型的强大特征提取能力，提高了故障预测的准确性和可靠性。将CNN和LSTM结合起来，可以同时利用两者的优势，既提取空间特征又捕捉时间依赖性，从而提高故障预测的性能。

## 下两周计划

### 4.1 继续阅读相关文献及相关资料并编程对其进行复现。

### 4.2 继续深入阅读《机器学习》西瓜书。

### 4.3 继续学习《统计信号处理基础：估计与检测理论》、《机械故障诊断理论及其应用》。