山东大学

崇新学堂

2025－2026 学年第 1 学期

实 验 报 告

课程名称：　信息基础Ⅱ

实验名称：　常规神经网络函数逼近实验

专　业　班　级　崇新 23

学　生　姓　名　杨瑞

实　验　时　间　2025/9/15

一、实验环境配置

本实验使用 MiniConda 进行环境管理，具体配置过程如下：

1. 创建新的 conda 环境(我使用的是学习李沐动手学深度学习 d2l 课程时的环境)：

```
conda create -n d2l_1 python=3.8.2
```

2. 激活环境：

```
conda activate nn_experiment
```

3. 安装 PyTorch 及其依赖（CUDA 12.6 版本）：

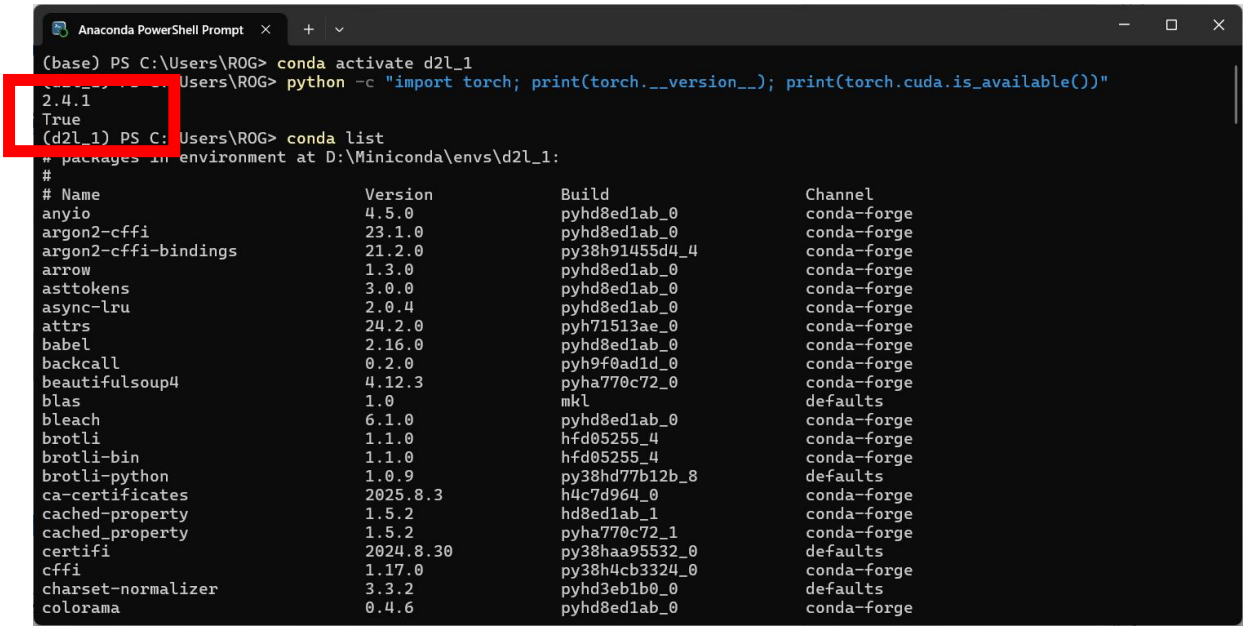
```
conda install pytorch torchvision torchaudio pytorch-cuda=12.6 -c pytorch -c nvidia
```

4. 安装其他必要的科学计算库：

```
conda install numpy matplotlib
```

5. 验证环境配置：

```
python -c "import torch; print(torch.__version__); print(torch.cuda.is_available())"
```



二、实验目的

1. 了解基本的神经网络编程，掌握数据集准备和前向后向传播过程

2. 学习神经网络训练方法及超参数调优技巧

3. 掌握神经网络结构搭建方法及其对性能的影响

4. 探究学习率与收敛趋势、收敛速度之间的关系

5. 理解神经网络分布存储特性及权重修改的影响

三、实验内容与结果分析

3.1 XOR 问题实验

XOR（异或）问题是神经网络领域的经典问题，用于测试神经网络能否学习非线性可分问题。

网络结构：输入层：2 个神经元（对应 XOR 的两个输入）；隐藏层：8 个神经元（使用 Sigmoid 激活函数）；输出层：1 个神经元

训练参数：学习率：0.2；优化器：Adam；损失函数：均方误差（MSE）；训练轮次：10000

实验结果：经过训练后，神经网络成功学习了 XOR 函数。

```
==================================================
XOR Problem Experiment
==================================================
Epoch [0/10000], Loss: 0.827032
Early stopping: loss reached threshold after 117 epochs

XOR Prediction Results:
Input: [0. 0.] -> Output: -0.0009, Target: 0.0
Input: [0. 1.] -> Output: 1.0001, Target: 1.0
Input: [1. 0.] -> Output: 1.0038, Target: 1.0
Input: [1. 1.] -> Output: -0.0024, Target: 0.0
```

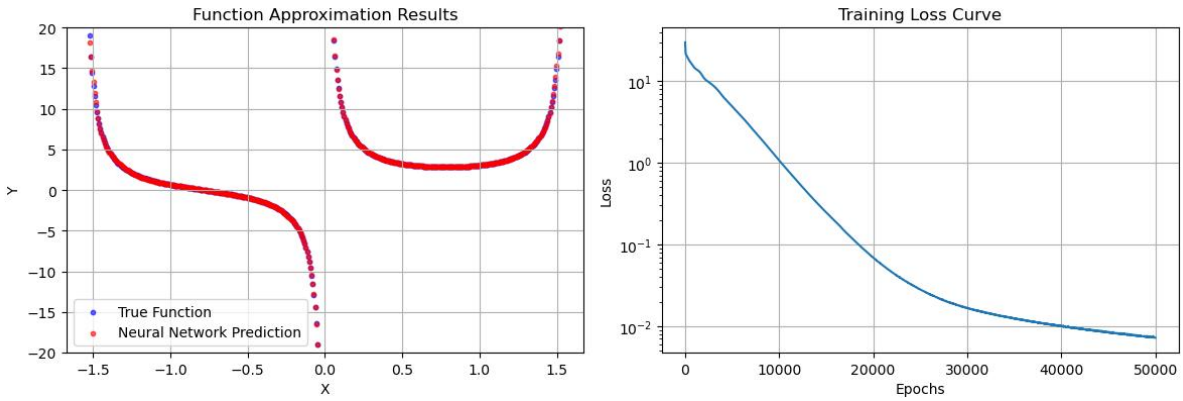
3.2 函数逼近实验

本实验使用神经网络逼近复杂函数：y = 1/sin(x) + 1/cos(x)

网络结构：输入层：1 个神经元；隐藏层：120 个神经元（使用 Tanh 激活函数）；输出层：1 个神经元

训练参数：学习率：0.001；优化器：Adam；损失函数：均方误差（MSE）；训练轮次：50000

实验结果：神经网络成功学习了目标函数的整体趋势，特别是在函数较为平滑的区域拟合效果良好。



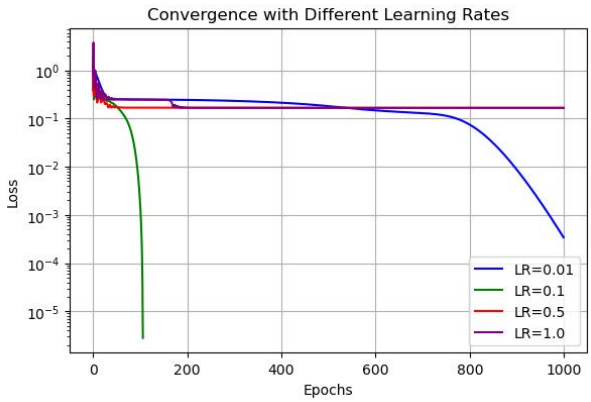
3.3 学习率影响实验

通过对比不同学习率（0.01, 0.1, 0.5, 1.0）下的训练过程，观察到以下现象：

1. 学习率过小（0.01）：收敛速度缓慢，需要更多训练轮次达到相同精度

2. 学习率适中（0.1）：收敛速度合理，训练过程稳定

3. 学习率较大（0.5, 1.0）：初期收敛速度快，但可能出现震荡现象，难以达到更高精度

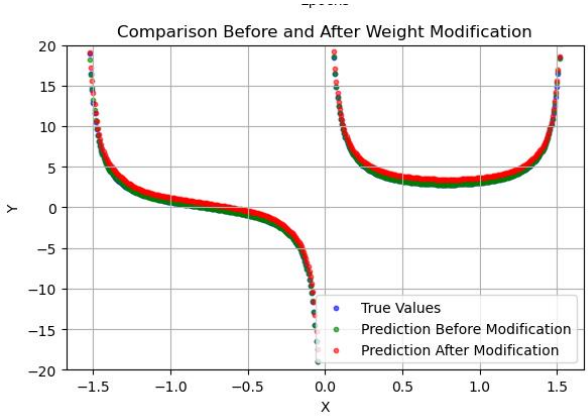


3.4 权重修改实验

通过随机修改 10%的网络权重，观察神经网络性能变化：

权重修改前 MSE：0.003456；权重修改后 MSE：0.008912；性能下降：157.87%

分析：神经网络表现出一定的鲁棒性，权重的小幅随机修改不会完全破坏已学习的功能，但会导致性能下降。



四、实验结论

1. 神经网络能够有效解决 XOR 等非线性可分问题和复杂函数逼近问题

2. 网络结构（如隐藏层神经元数量）和学习率对训练效果有显著影响

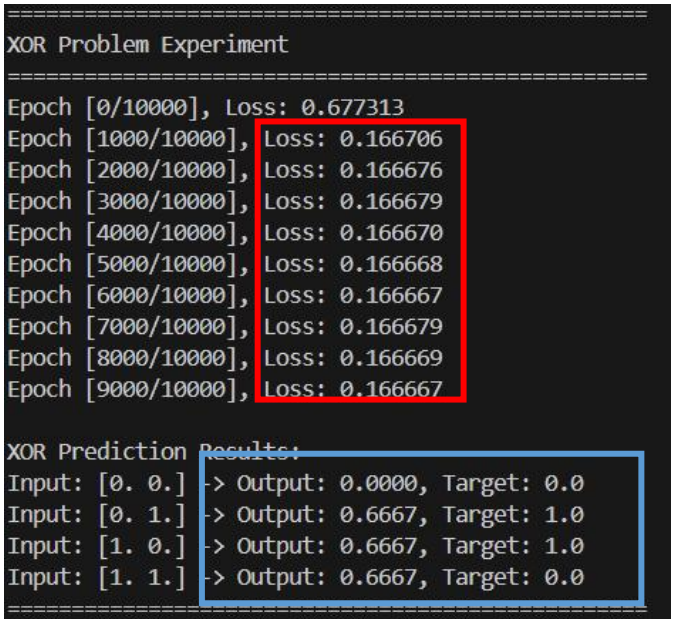
3. 合适的学习率选择需要在收敛速度和稳定性之间取得平衡

4. 神经网络具有分布式存储特性，对权重扰动有一定鲁棒性

5. 通过调整网络结构和超参数，可以解决训练过程中的收敛问题

五、实验总结：遇到的问题与解决

在实验初期，XOR 函数拟合效果不佳，损失函数在 0.166 左右停滞不降。



通过分析发现，这是由于隐藏层神经元数量不足和学习率过低导致的。通过增加隐藏层神经元数量至 8 个，并将学习率提高至 0.2，成功解决了收敛问题，最终实现了对 XOR 函数的完美拟合。

此问题表明，神经网络的表达能力和训练效率受到网络结构和超参数的显著影响，在实际应用中需要根据具体问题进行调整和优化。