# 函数拟合

#### 1. 函数定义

本实验的目标是使用两层 ReLU 神经网络拟合一个非线性函数。选择的函数为:  $f(x)=x^3$ ,这是一个简单的多项式函数,适合验证神经网络对非线性函数的拟合能力。

### 2. 数据采集

为了训练和测试神经网络,我们生成了以下数据:

数据范围: 从0到 5π, 步长为 0.001, 共生成 15708 个数据点。

数据集划分:

训练集: 80% 的数据(12566 个样本)。

验证集: 10% 的数据(1571 个样本)。

测试集: 10% 的数据(1571 个样本)。

数据生成代码:

x = np. arange(0, 5 \* np. pi, 0.001)

y = [targetFunc(i) for i in x]

X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(x, y, test\_size=0.2,
random state=1)

X\_train, X\_val, y\_train, y\_val = train\_test\_split(X\_train, y\_train,
test\_size=0.125, random\_state=1)

#### 3. 模型描述

我们使用了一个两层的全连接神经网络(MLP),具体结构如下:

输入层: 1 个神经元(输入x)。

隐藏层: 10 个神经元, 使用 ReLU 激活函数。

输出层: 1 个神经元(输出预测的 y)。

损失函数: L1 损失( MAE)。

优化器: Adam 优化器, 学习率为 0.001。

训练轮数: 100 轮。

模型的定义代码如下:

class MLP(nn.Module):

```
def __init__(self, in_features=1, out_features=1):
    super(). __init__()
    self.FC1 = nn.Linear(in_features=in_features, out_features=10)
    self.relu = nn.ReLU()
    self.FC2 = nn.Linear(in_features=10,
out_features=out_features)

def forward(self, x):
    x = self.FC1(x)
    x = self.relu(x)
    outputs = self.FC2(x)
    return outputs
```

## 4. 拟合效果

#### 4.1 训练过程

在训练过程中,我们记录了每一轮的训练损失和验证损失。以下是训练过程中的损失变化:

验证损失: 从初始的 944.25 下降到 166.88。

训练损失和验证损失的下降趋势表明,模型能够有效地学习目标函数的特征。

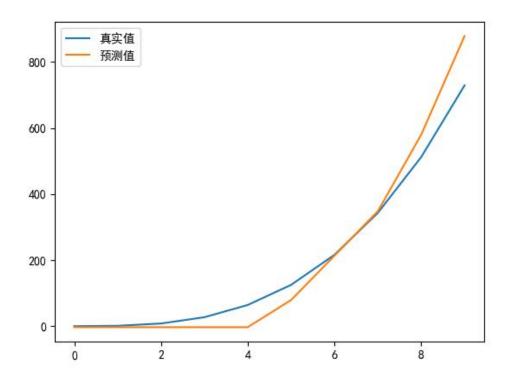


# 4.2 测试结果

在测试集上,模型的性能如下:

测试损失: 38.64。

拟合效果图:



从图中可以看出,模型的预测值与真实值非常接近,表明神经网络能够很好地拟 合目标函数。

## 5. 总结

本实验通过构建一个两层的 ReLU 神经网络,成功拟合了非线性函数  $f(x)=x^3$ 。实验结果表明:神经网络能够有效地学习非线性函数的特征。通过合理的数据划

分和模型训练,可以避免过拟合问题。模型的预测值与真实值非常接近,验证了神经网络在函数拟合任务中的强大能力。