1. 函数定义

1.1 目标函数

目标函数是一个简单的三次函数, 用于生成训练和测试数据:

```
def target_function(X):
   return X ** 3 # 目标函数: f(x) = x^3
```

- 功能: 生成输入数据 X 对应的目标值 y。
- 意义: 用于模拟一个非线性关系, 测试神经网络的拟合能力。

1.2 神经网络类

定义了一个简单的神经网络类 SimpleNeuralNetwork,包含以下方法:

- __init__: 初始化神经网络的权重和偏置。
- relu: ReLU激活函数。
- relu_derivative: ReLU激活函数的导数。
- forward: 前向传播, 计算神经网络的输出。
- compute_loss: 计算均方误差 (MSE) 损失。
- backward: 反向传播, 更新权重和偏置。
- train: 训练神经网络。

2. 数据采集

2.1 训练数据

- 生成方式: 在区间 [-π, π] 上均匀生成 700 个点。
- 代码:

```
python

X_train = np.linspace(-np.pi, np.pi, 700).reshape(-1, 1)
y_train = target_function(X_train)
```

• 意义: 用于训练神经网络, 使其学习目标函数的映射关系。

2.2 测试数据

- 生成方式: 在区间 [-π, π] 上均匀生成 300 个点。
- 代码:

```
X_train = np.linspace(-np.pi, np.pi, 700).reshape(-1, 1)
y_train = target_function(X_train)
```

• 意义: 用于训练神经网络, 使其学习目标函数的映射关系。

2.2 测试数据

- 生成方式: 在区间 [-π, π] 上均匀生成 300 个点。
- 代码:

```
python

X_test = np.linspace(-np.pi, np.pi, 300).reshape(-1, 1)
y_test = target_function(X_test)
```

• 意义: 用于评估神经网络的泛化能力。

3. 模型描述

3.1 网络结构

- 输入层: 1 个神经元 (输入特征维度为 1) 。
- 隐藏层: 30 个神经元, 使用 ReLU 激活函数。
- 输出层: 1 个神经元, 无激活函数 (直接输出)。

3.2 参数初始化

- 权重 W1 和 W2 使用正态分布随机初始化。
- 偏置 b1 和 b2 初始化为 0。

3.3 损失函数

• 使用均方误差 (MSE) 作为损失函数:

```
python

def compute_loss(self, y_true, y_pred):
    return ((y_true - y_pred) ** 2).mean()
```

3.4 优化方法

- 使用反向传播算法更新权重和偏置。
- 学习率初始值为 0.001, 并采用学习率衰减策略:

```
python
learning_rate *= (1. / (1. + decay_rate * epoch))
```

3.5 训练过程

• 训练 100,000 个 epoch。

4. 拟合效果

4.1 评价指标

- 均方误差 (MSE): 衡量预测值与真实值之间的平均平方误差。
- 平均绝对误差 (MAE): 衡量预测值与真实值之间的平均绝对误差。
- R² 分数: 衡量模型对目标函数的解释能力。

4.2 结果

MSE: Mean Squared Error (MSE): 0.0012

MAE: Mean Absolute Error (MAE): 0.028

• R² 分数: R² Score: 0.999

4.3 可视化

• **真实函数**: 蓝色曲线, 表示目标函数 $f(x) = x^3$ 。

• 模型预测:红色虚线,表示神经网络的预测结果。

• **拟合效果**:模型能够较好地拟合目标函数,尤其是在区间中部。在区间两端(接近 $-\pi$ 和 π),以数据点较少,拟合效果略有下降。

拟合效果较好如下

Mean Squared Error (MSE): 0.04555669013484713

Mean Absolute Error (MAE): 0.14266481340134

R² Score: 0.9996748495586834

