

LAB 2 实验报告

胡延伸 PB22050983

数据集的划分

利用 `train_test_split` 函数将 iris 数据集划分为 8:2 的两部分，分别为训练集和测试集

调用现有库

`scikit-learn` 包中封装了 `MLPClassifier`，直接调用库函数完成模型的构建、训练及预测。代码如下：

```
mlp = MLPClassifier(hidden_layer_sizes=(10, 10), max_iter=1000)
```

```
# 拟合数据
```

```
mlp.fit(standard_train, Y_train)
```

```
# 得到预测结果
```

```
result = mlp.predict(standard_test)
```

现有库运行结果

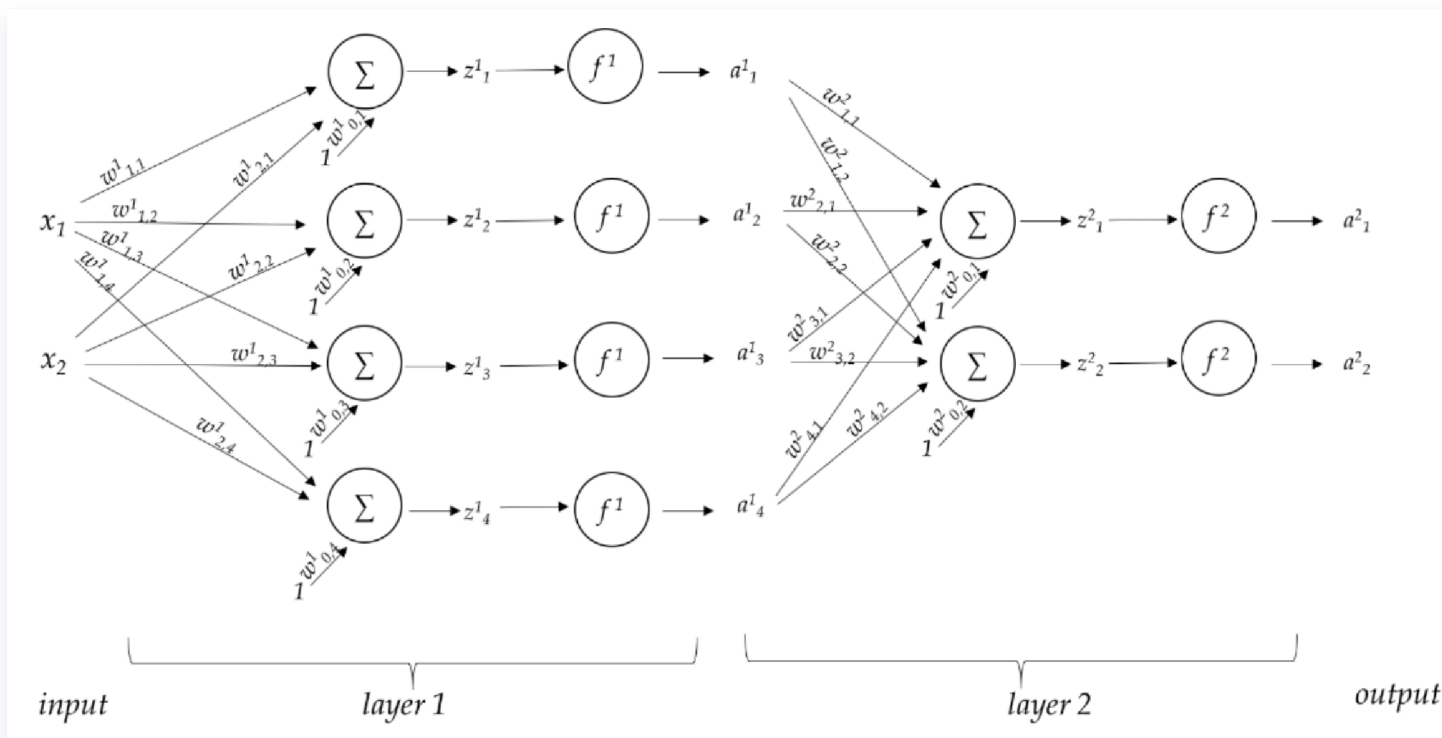
测试结果如下：

```
测试集合的 y 值： [2, 1, 0, 2, 0, 2, 0, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 2, 1, 0, 0, 2, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0]
神经网络预测的 y 值： [2, 1, 0, 2, 0, 2, 0, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 2, 1, 0, 0, 2, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0]
预测的准确率为： 1.0
层数为： 4
迭代次数为： 673
损失为： 0.061306139224408994
```

手动实现神经网络

网络结构

神经网络分为输入层、全连接层、激活层、全连接层、激活层、输出层，网络结构简图如下：



其中， f^1 和 f^2 均为 [Sigmoid](#) 函数

Sigmoid 函数

激活函数 [Sigmoid](#) 函数如下：

$$\text{Sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

其导数为：

$$\text{Sigmoid}(x)(1 - \text{Sigmoid}(x))$$

前向传播

将输入 [X](#) 依次通过两遍全连接层、激活层即可。

反向传播

根据链式法则，依次计算每层的梯度：

1. 输出层

- 损失 L 对 $output$ 的导数：

$$\delta_{output} = \frac{\partial L}{\partial output} = -(y - output)$$

- L 对 z_2 的导数:

$$\delta_{z_2} = \delta_{output} \cdot \sigma'(z_2)$$

- L 对第二层隐藏层权重和偏置的梯度:

$$\frac{\partial L}{\partial W_2} = a_1^T \cdot \delta_{z_2}$$

$$\frac{\partial L}{\partial b_2} = \sum \delta_{z_2}$$

2. 隐藏层

- L 对 a_1 的梯度:

$$\delta_{a_1} = \delta_{z_2} \cdot W_2^T$$

- L 对 z_1 的梯度:

$$\delta_{z_1} = \delta_{a_1} \cdot \sigma'(z_1)$$

- L 对第一层权重和偏置的梯度:

$$\frac{\partial L}{\partial W_1} = X^T \cdot \delta_{z_1}$$

$$\frac{\partial L}{\partial b_1} = \sum \delta_{z_1}$$

修改模型超参数进行对比

模型超参数有 `hidden_size` , `learning_rate` 和 `epoch` :

1. `hidden_size` = 10, `learning_rate` = 0.01, `epoch` = 1000:

```
training.....
Epoch 1, Loss: 0.2813764964231574
Epoch 101, Loss: 0.05098411882276519
Epoch 201, Loss: 0.03731776703488303
Epoch 301, Loss: 0.02855833754900414
Epoch 401, Loss: 0.020114359366741878
Epoch 501, Loss: 0.014367476522408973
Epoch 601, Loss: 0.011397214550959411
Epoch 701, Loss: 0.00979457277709988
Epoch 801, Loss: 0.008827286706086042
Epoch 901, Loss: 0.008185244640284174
测试集合的 y 值: [2, 1, 0, 2, 0, 2, 0, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 2, 1, 0, 0, 2, 0, 0, 1, 1, 0]
神经网络预测的 y 值: [2, 1, 0, 2, 0, 2, 0, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 2, 1, 0, 0, 2, 0, 0, 1, 1, 0]
预测的准确率为: 1.0
```

2. `hidden_size` = 15, `learning_rate` = 0.05, `epoch` = 1000:

```
training.....
Epoch 1, Loss: 0.2910205459847842
Epoch 101, Loss: 0.015470148086295373
Epoch 201, Loss: 0.00802268225031265
Epoch 301, Loss: 0.006759049108156493
Epoch 401, Loss: 0.006217108014149849
Epoch 501, Loss: 0.005903980258571704
Epoch 601, Loss: 0.005700390568119373
Epoch 701, Loss: 0.005559742949549544
Epoch 801, Loss: 0.005458602911584228
Epoch 901, Loss: 0.005383541594083928
测试集的 y 值: [2, 1, 0, 2, 0, 2, 0, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 2, 1, 0, 0, 2, 0, 0, 1, 1, 0]
神经网络预测的 y 值: [2, 1, 0, 2, 0, 2, 0, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 2, 1, 0, 0, 2, 0, 0, 1, 1, 0]
预测的准确率为: 1.0
```

3. `hidden_size` = 5, `learning_rate` = 0.05, `epoch` = 1000:

```
training.....
Epoch 1, Loss: 0.2086503821532546
Epoch 101, Loss: 0.014998752193563607
Epoch 201, Loss: 0.008005523903535648
Epoch 301, Loss: 0.006748609690365925
Epoch 401, Loss: 0.0061976780777652386
Epoch 501, Loss: 0.005884639240167241
Epoch 601, Loss: 0.005685803775053326
Epoch 701, Loss: 0.0055510461602536875
Epoch 801, Loss: 0.005455451717268227
Epoch 901, Loss: 0.0053851911250113755
测试集的 y 值: [2, 1, 0, 2, 0, 2, 0, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 2, 1, 0, 0, 2, 0, 0, 1, 1, 0]
神经网络预测的 y 值: [2, 1, 0, 2, 0, 2, 0, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 2, 1, 0, 0, 2, 0, 0, 1, 1, 0]
预测的准确率为: 1.0
```

反馈

1. **花费的时间**: 实验 2 小时; 作业: 3 小时。
2. **体验**: 这次实验偏容易, 作业适中。作业能够一直保持这种难度最好不过, 证明题题干脉络清晰, 计算题数据合理。