

## 8.5.2 神经网络的实现

2023 年 9 月 18 日

### 神经网络模型的应用

**实验任务：**基于波士顿房价数据集、鸢尾花卉数据集和多个合成数据集训练神经网络模型

**实验课时：**2 课时

**实验目的：**\* 了解神经网络模型的原理；\* 理解神经网络模型的决策边界；\* 掌握训练神经网络模型的实现方法。

#### 1. 数据标准化

由于神经网络模型使用梯度下降法优化目标函数，为了使得收敛更快，需要对自变量做归一化。

载入需要用到的程序包。

```
[ ]: import pandas as pd
from matplotlib import pyplot as plt
from matplotlib.colors import ListedColormap
import numpy as np
from sklearn.metrics import r2_score, mean_squared_error, accuracy_score, \
    roc_auc_score, f1_score, log_loss
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.datasets import load_iris, load_boston, make_moons, make_circles, \
    make_classification
from sklearn.model_selection import KFold, GridSearchCV, train_test_split
from sklearn.neural_network import MLPRegressor, MLPClassifier
```

读取波士顿房价数据集，并划分训练集和测试集。

```
[25]: boston.columns
```

```
[25]: Index(['CRIM', 'ZN', 'INDUS', 'CHAS', 'NOX', 'RM', 'AGE', 'DIS', 'RAD', 'TAX',  
          'PTRATIO', 'B', 'LSTAT', 'MEDV'],  
          dtype='object')
```

```
[26]: boston = pd.read_csv("数据/波士顿房价数据.csv")  
boston_X = boston[['CRIM', 'ZN', 'INDUS', 'CHAS', 'NOX', 'RM', 'AGE', 'DIS',  
                  ↪ 'RAD', 'TAX',  
                  'PTRATIO', 'B', 'LSTAT']]  
boston_y = boston['MEDV']  
boston_train_X, boston_test_X, boston_train_y, boston_test_y =  
    ↪ train_test_split(boston_X, boston_y, test_size = 0.2, random_state = 123)
```

```
[27]: ss = StandardScaler()  
boston_train_X_scaled = ss.fit_transform(boston_train_X)  
boston_test_X_scaled = ss.transform(boston_test_X)  
ss.mean_, ss.var_
```

```
[27]: (array([3.55613257e+00, 1.11633663e+01, 1.11903465e+01, 5.69306931e-02,  
            5.55480198e-01, 6.28167574e+00, 6.89745050e+01, 3.78620371e+00,  
            9.50990099e+00, 4.08445545e+02, 1.84638614e+01, 3.57209084e+02,  
            1.28253465e+01]),  
      array([7.70420076e+01, 5.26458460e+02, 4.81776890e+01, 5.36895893e-02,  
            1.35130141e-02, 4.95619412e-01, 7.83248088e+02, 4.55978253e+00,  
            7.48340604e+01, 2.83219451e+04, 4.60636727e+00, 8.38395664e+03,  
            5.06786115e+01]))
```

## 2. 回归问题

调用程序包 `sklearn.neural_network` 的构造函数 `MLPRegressor()` 创建神经网络回归模型，调用神经网络回归模型的函数 `get_params()` 得到超参数列表和每个超参数的默认值。

```
[28]: clf = MLPRegressor(learning_rate_init=0.1, learning_rate='adaptive',  
                  ↪ random_state = 123)  
clf.get_params()
```

```
[28]: {'activation': 'relu',  
      'alpha': 0.0001,  
      'batch_size': 'auto',
```

```
{
    'beta_1': 0.9,
    'beta_2': 0.999,
    'early_stopping': False,
    'epsilon': 1e-08,
    'hidden_layer_sizes': (100,),
    'learning_rate': 'adaptive',
    'learning_rate_init': 0.1,
    'max_fun': 15000,
    'max_iter': 200,
    'momentum': 0.9,
    'n_iter_no_change': 10,
    'nesterovs_momentum': True,
    'power_t': 0.5,
    'random_state': 123,
    'shuffle': True,
    'solver': 'adam',
    'tol': 0.0001,
    'validation_fraction': 0.1,
    'verbose': False,
    'warm_start': False}
```

可以看出，有多个可调优的超参数，最常用的包括：

- 参数 `activation`：激活函数，默认为'`relu`'；
- 参数 `alpha`：L2 正则化系数，即损失函数中包含所有连接权重的平方和乘以该正则化系数，以防止过拟合；
- 参数 `hidden_layer_sizes`：各隐藏层神经元数量；
- 参数 `max_iter`：最大迭代次数；
- 参数 `learning_rate_init`：初始学习速率；
- 参数 `learning_rate`：学习速率的变化策略，'`constant`' 为保持不变，'`adaptive`' 为自适应的减小学习速率。

2.1. 超参数调优 使用 3 折交叉验证做超参数的网格搜索，这里调优的超参数为

- 隐藏层神经元数量 (`hidden_layer_sizes`): 100、200 和 500；
- L2 正则化系数 (`alpha`): 0.001 和 0.005。

```
[31]: param_grid = {'hidden_layer_sizes': [20,30,50], 'alpha': [0.001,0.005]}
kf = KFold(n_splits=3, shuffle=True, random_state=123)
gs = GridSearchCV(clf, param_grid, cv = kf)
gs.fit(boston_train_X_scaled, boston_train_y)
cv_results = pd.DataFrame(gs.cv_results_)
cv_results
```

```
[31]:
```

	mean_fit_time	std_fit_time	mean_score_time	std_score_time	param_alpha \
0	0.073365	0.008342	0.000317	0.000039	0.001
1	0.074830	0.003253	0.000249	0.000005	0.001
2	0.057354	0.013428	0.000463	0.000243	0.001
3	0.068530	0.011899	0.000284	0.000027	0.005
4	0.056627	0.007681	0.000248	0.000008	0.005
5	0.053302	0.013738	0.000402	0.000216	0.005

	param_hidden_layer_sizes	params \
0	20	{'alpha': 0.001, 'hidden_layer_sizes': 20}
1	30	{'alpha': 0.001, 'hidden_layer_sizes': 30}
2	50	{'alpha': 0.001, 'hidden_layer_sizes': 50}
3	20	{'alpha': 0.005, 'hidden_layer_sizes': 20}
4	30	{'alpha': 0.005, 'hidden_layer_sizes': 30}
5	50	{'alpha': 0.005, 'hidden_layer_sizes': 50}

	split0_test_score	split1_test_score	split2_test_score	mean_test_score \
0	0.870690	0.831435	0.819441	0.840522
1	0.894979	0.726424	0.795789	0.805731
2	0.862977	0.742440	0.780383	0.795267
3	0.870588	0.841015	0.812264	0.841289
4	0.897396	0.807321	0.792485	0.832400
5	0.862319	0.755021	0.780704	0.799348

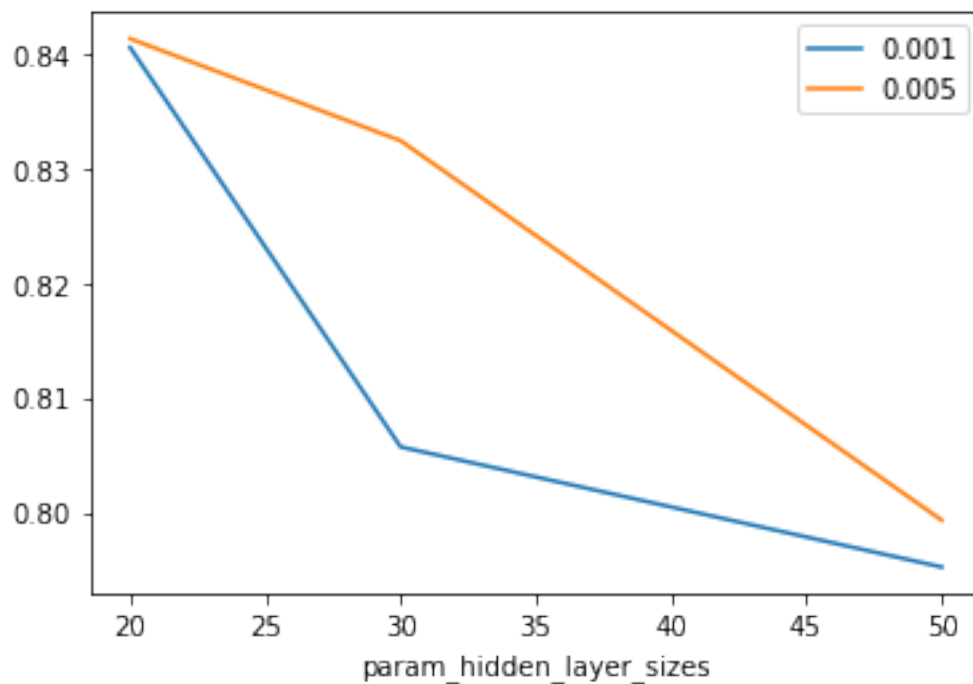
	std_test_score	rank_test_score
0	0.021887	2
1	0.069170	4
2	0.050322	6
3	0.023811	1

4	0.046356	3
5	0.045745	5

```
[32]: gs.best_estimator_
```

```
[32]: MLPRegressor(alpha=0.005, hidden_layer_sizes=20, learning_rate='adaptive',
                learning_rate_init=0.1, random_state=123)
```

```
[33]: fig, ax = plt.subplots()
grouped = cv_results.groupby('param_alpha')
for key, group in grouped:
    group.plot(ax=ax, x='param_hidden_layer_sizes', y='mean_test_score',
              label=key)
plt.show()
```



```
[34]: clf = gs.best_estimator_
clf.fit(boston_train_X_scaled, boston_train_y)
```

```
[34]: MLPRegressor(alpha=0.005, hidden_layer_sizes=20, learning_rate='adaptive',  
                  learning_rate_init=0.1, random_state=123)
```

2.3. 模型评估 调用神经网络回归模型的函数 `predict()` 预测数值标签。

```
[35]: boston_y_pred = clf.predict(boston_test_X_scaled)
```

评估模型性能，计算模型的  $R^2$ 、均方误差和均方根误差。

```
[36]: r2_score(boston_test_y, boston_y_pred), mean_squared_error(boston_test_y,   
    ↪ boston_y_pred),  
      np.sqrt(mean_squared_error(boston_test_y,   
    ↪ boston_y_pred))
```

```
[36]: (0.7625571431031362, 19.645014148373868, 4.432269638500558)
```

可以看出， $R^2$  远超 50%，有较强的预测能力。

### 3. 多分类问题

读取鸢尾花卉数据集，并划分训练集和测试集。

```
[38]: iris = load_iris()  
iris_X = iris.data  
iris_y = iris.target  
iris_train_X, iris_test_X, iris_train_y, iris_test_y = train_test_split(iris_X,   
    ↪ iris_y, test_size = 0.2, random_state = 123)
```

调用程序包 `sklearn.neural_network` 中的构造函数 `MLPClassifier()` 创建神经网络分类模型，并训练，这里省略超参数调优过程。

```
[40]: clf = MLPClassifier(learning_rate_init=0.1, learning_rate='adaptive',   
    ↪ random_state = 123)  
clf.fit(iris_train_X, iris_train_y)
```

```
[40]: MLPClassifier(learning_rate='adaptive', learning_rate_init=0.1,  
                  random_state=123)
```

预测类别标签和其概率。

```
[41]: iris_y_pred = clf.predict(iris_test_X)
iris_y_probas = clf.predict_proba(iris_test_X)
iris_y_pred[:5], iris_y_probas[:5]
```

```
[41]: (array([1, 2, 2, 1, 0]),
array([[2.79049555e-07, 6.60234743e-01, 3.39764978e-01],
[3.89623303e-11, 2.12307802e-03, 9.97876922e-01],
[8.88899955e-14, 2.25045572e-05, 9.99977495e-01],
[1.33539430e-04, 9.99788448e-01, 7.80125501e-05],
[9.99694521e-01, 3.05478717e-04, 1.04528051e-18]]))
```

评估模型性能，计算模型的精度和对数损失。

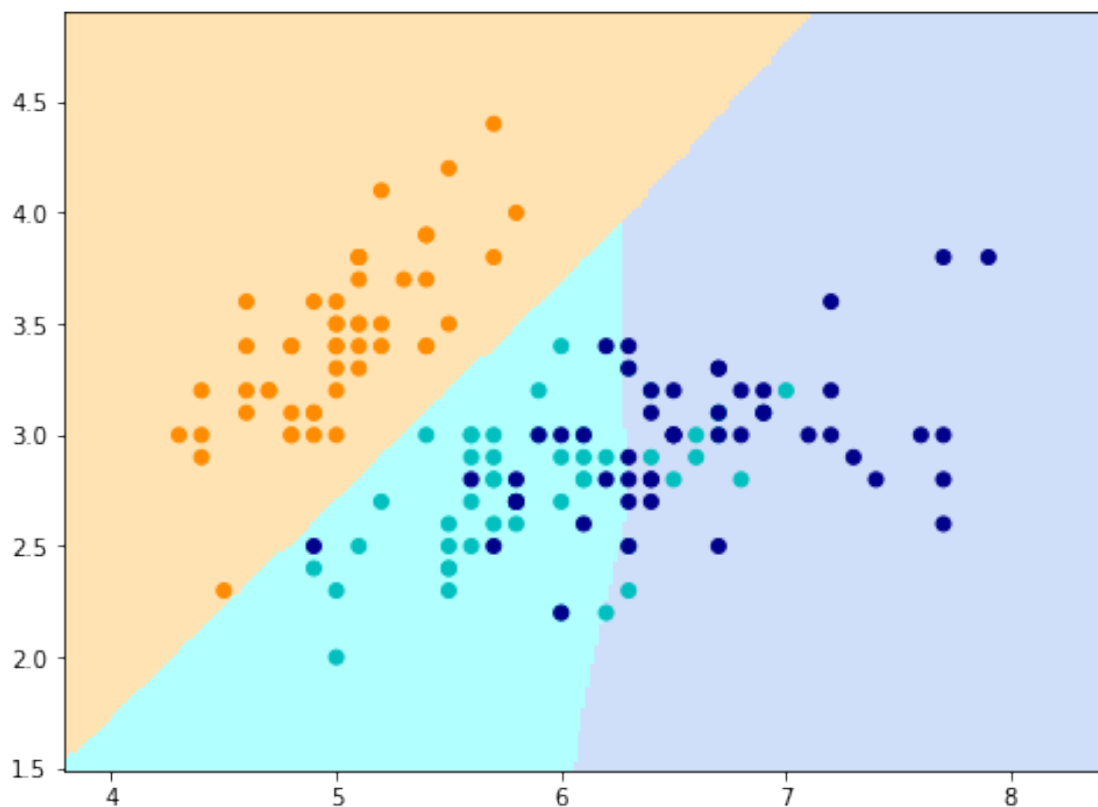
```
[42]: accuracy_score(iris_test_y, iris_y_pred), log_loss(iris_test_y, iris_y_probas)
```

```
[42]: (0.9333333333333333, 0.10708973083820833)
```

可以看出，精度远超 50%，有较强的预测能力。

绘制神经网络分类模型在鸢尾花卉数据集的前个变量上的决策边界。

```
[43]: clf.fit(iris_train_X[:, :2], iris_train_y)
h = 0.02
x_min, x_max = iris_X[:, 0].min() - .5, iris_X[:, 0].max() + .5
y_min, y_max = iris_X[:, 1].min() - .5, iris_X[:, 1].max() + .5
xx, yy = np.meshgrid(np.arange(x_min, x_max, h), np.arange(y_min, y_max, h))
Z = clf.predict(np.c_[xx.ravel(), yy.ravel()]).reshape(xx.shape)
plt.figure(figsize = (8,6))
plt.pcolormesh(xx, yy, Z, cmap=ListedColormap(['orange', 'cyan', 'cornflowerblue']), alpha=0.3)
plt.scatter(iris_X[:, 0], iris_X[:, 1], c=iris_y, cmap=ListedColormap(['darkorange', 'c', 'darkblue']))
plt.show()
```



可以看出，神经网络回归模型的决策边界可以是一个不规则超曲面。

#### 4. 二分类问题

生成两个交织的半圆环（moons）、一个大圆环套小圆环（circles）和两组线性可分的点（linearly\_separable）这三个人工合成数据集。

```
[45]: moons = make_moons(noise=0.3, random_state=0)
      circles = make_circles(noise=0.2, factor=0.5, random_state=1)
      linearly_separable = make_classification(n_features=2, n_redundant=0,
      ↪ n_informative=1, random_state=8, n_clusters_per_class=1)
      synthetic_data = {"moons" : moons, "circles" : circles, "linearly_separable" :
      ↪ linearly_separable}
```

对数据集 moons、circles 和 linearly\_separable 分别训练 3 个决策树分类模型，这里省略超参数调优过程。



```
[46]: clfs = {}
      for name, (X, y) in synthetic_data.items():
          train_X, test_X, train_y, test_y = train_test_split(X, y, test_size = 0.2,
          ↪random_state = 123)
          clf = MLPClassifier(learning_rate_init=0.5, learning_rate='adaptive',
          ↪random_state = 123)
          clf.fit(train_X, train_y)
          clfs[name] = clf
      clfs
```

```
[46]: {'moons': MLPClassifier(learning_rate='adaptive', learning_rate_init=0.5,
                             random_state=123),
       'circles': MLPClassifier(learning_rate='adaptive', learning_rate_init=0.5,
                             random_state=123),
       'linearly_separable': MLPClassifier(learning_rate='adaptive',
       learning_rate_init=0.5,
       random_state=123)}
```

预测类别标签和其概率。

```
[47]: y_preds = {}
      y_probas = {}
      for name, (X, y) in synthetic_data.items():
          train_X, test_X, train_y, test_y = train_test_split(X, y, test_size = 0.2,
          ↪random_state = 123)
          y_preds[name] = clfs[name].predict(test_X)
          y_probas[name] = clfs[name].predict_proba(test_X)
```

评估模型性能，计算模型的精度、ROC 曲线下面积和 F1 度量。

```
[49]: for name, (X, y) in synthetic_data.items():
      train_X, test_X, train_y, test_y = train_test_split(X, y, test_size = 0.2,
      ↪random_state = 123)
      print(name, accuracy_score(test_y, y_preds[name]), roc_auc_score(test_y,
      ↪y_preds[name]), f1_score(test_y, y_preds[name]))
```

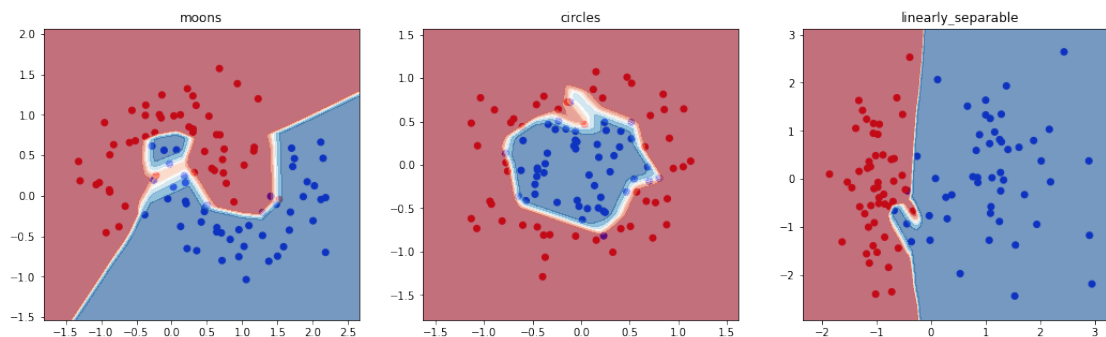
```
moons 0.85 0.875 0.8571428571428571
circles 0.95 0.9444444444444444 0.9411764705882353
```

linearly\_separable 0.95 0.9444444444444444 0.9411764705882353

可以看出，三个人工合成数据集的精度远超 50%，有较强的预测能力。

绘制决策树分类模型的决策边界。

```
[52]: plt.figure(figsize = (18,5))
i = 0
for name, (X, y) in synthetic_data.items():
    plt.subplot(131 + i)
    plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=y, cmap=ListedColormap(['#FF0000', '#0000FF']))
    h = 0.02
    x_min, x_max = X[:, 0].min() - .5, X[:, 0].max() + .5
    y_min, y_max = X[:, 1].min() - .5, X[:, 1].max() + .5
    xx, yy = np.meshgrid(np.arange(x_min, x_max, h), np.arange(y_min, y_max, h))
    Z = clfs[name].predict_proba(np.c_[xx.ravel(), yy.ravel()])[:, 1].
    reshape(xx.shape)
    plt.contourf(xx, yy, Z, cmap=plt.cm.RdBu, alpha=.6)
    plt.title(name)
    i += 1
plt.show()
```



可以看出，神经网络分类模型的决策边界可以是一个不规则超曲面，可以学习出两个交织的半圆环（moons）以及一个大圆环套小圆环（circles）这类高度非线性的决策边界。

[ ]: