

西安电子科技大学

# 机器学习实验报告



姓名	鲍超俊
学号	15020510059
指导老师	杨淑媛

## 一、实验内容

## 二、感知器算法

### 1 算法简介

### 2. 感知器模型

#### 2.1 问题描述

#### 2.2 优化目标

### 3. 优化过程

## 三、感知器网络设计

## 四、实验结果

### 1. 控制台输出结果

### 2. 损失函数优化曲线

### 3. 可视化结果

## 四、程序说明

### 1. 工具包清单

### 2. 模块功能

# 一、实验内容

---

设计感知器网络解决四分类问题。

## 二、感知器算法

---

### 1 算法简介

感知器是Frank Rosenblatt在1957年就职于康奈尔航空实验室时所发明的一种人工神经网络。它可以被视为一种最简单形式的前馈神经网络，是一种二元线性分类器。

Frank Rosenblatt给出了相应的感知机学习算法，常用的有感知机学习、最小二乘法和梯度下降法。譬如，感知机利用梯度下降法对损失函数进行极小化，求出可将训练数据进行线性划分的分离超平面，从而求得感知机模型。

### 2. 感知器模型

#### 2.1 问题描述

已知 $m$ 个样本，每个样本对应于 $n$ 维特征和一个二元类别输出，如下：

$$(x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}, y_0), (x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \dots, x_n^{(1)}, y_1), \dots, (x_1^{(m)}, x_2^{(m)}, \dots, x_n^{(m)}, y_n)$$

求超平面 $\theta_0 + \theta_1 x_1 + \dots + \theta_n x_n = 0$ 让其中一种类别的样本都满足 $\theta_0 + \theta_1 x_1 + \dots + \theta_n x_n > 0$ ，让另一种类别的样本都满足 $\theta_0 + \theta_1 x_1 + \dots + \theta_n x_n < 0$ 。

#### 2.2 优化目标

不妨定义损失函数如下：

$$J(\theta) = - \sum_{x_i \in M} y^{(i)} \theta \cdot x^{(i)}$$

### 3. 优化过程

感知器模型选择的是采用随机梯度下降法，即每次只用一个误分类的样本来计算梯度，假设采用第 $i$ 个样本来更新梯度，则简化后的 $\theta$ 向量的梯度下降迭代公式为：

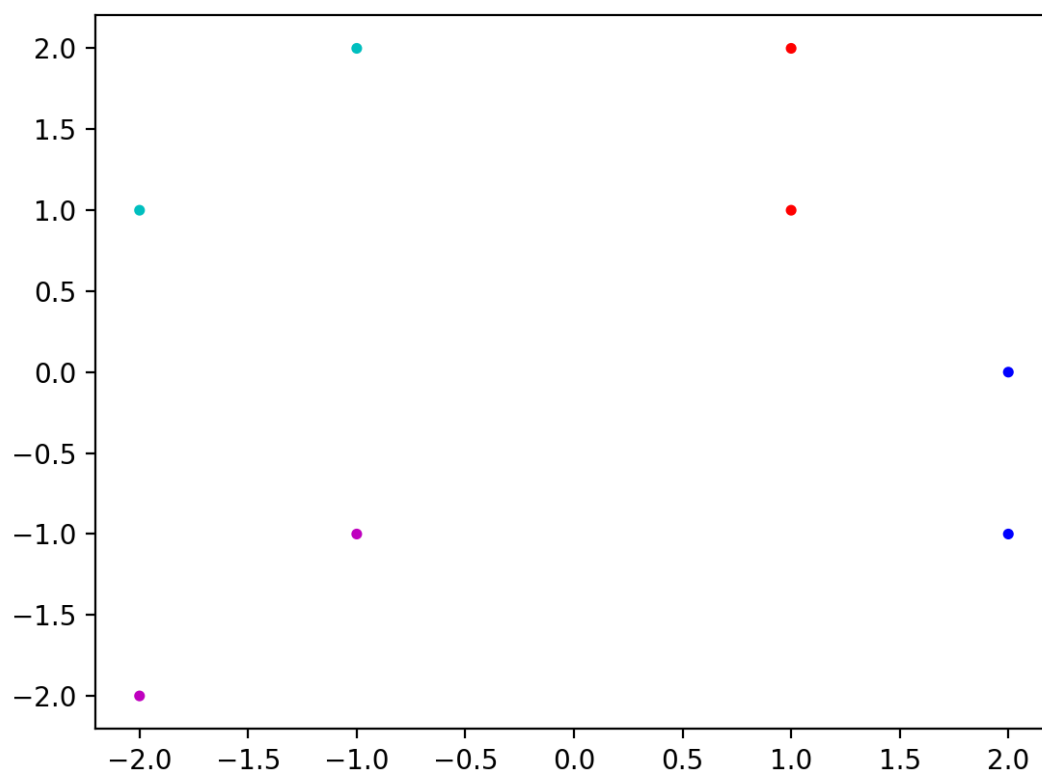
$$\theta = \theta + \alpha y^{(i)} x^{(i)}$$

其中 $\alpha$ 为步长,  $y^{(i)}$ 为样本输出1或者-1,  $x^{(i)}$ 为 $(n+1) \times 1$ 的向量。

### 三、感知器网络设计

---

训练数据分布如下图所示, 由此可得网络至少需要三个神经元(感知器), 共两层隐藏层。样本经过第一隐藏层两个神经元处理, 输出两位二进制数, 共4中状态。第二隐藏层神经元将这四种状态映射到四个类别标签, 实现四分类。



### 四、实验结果

---

#### 1. 控制台输出结果

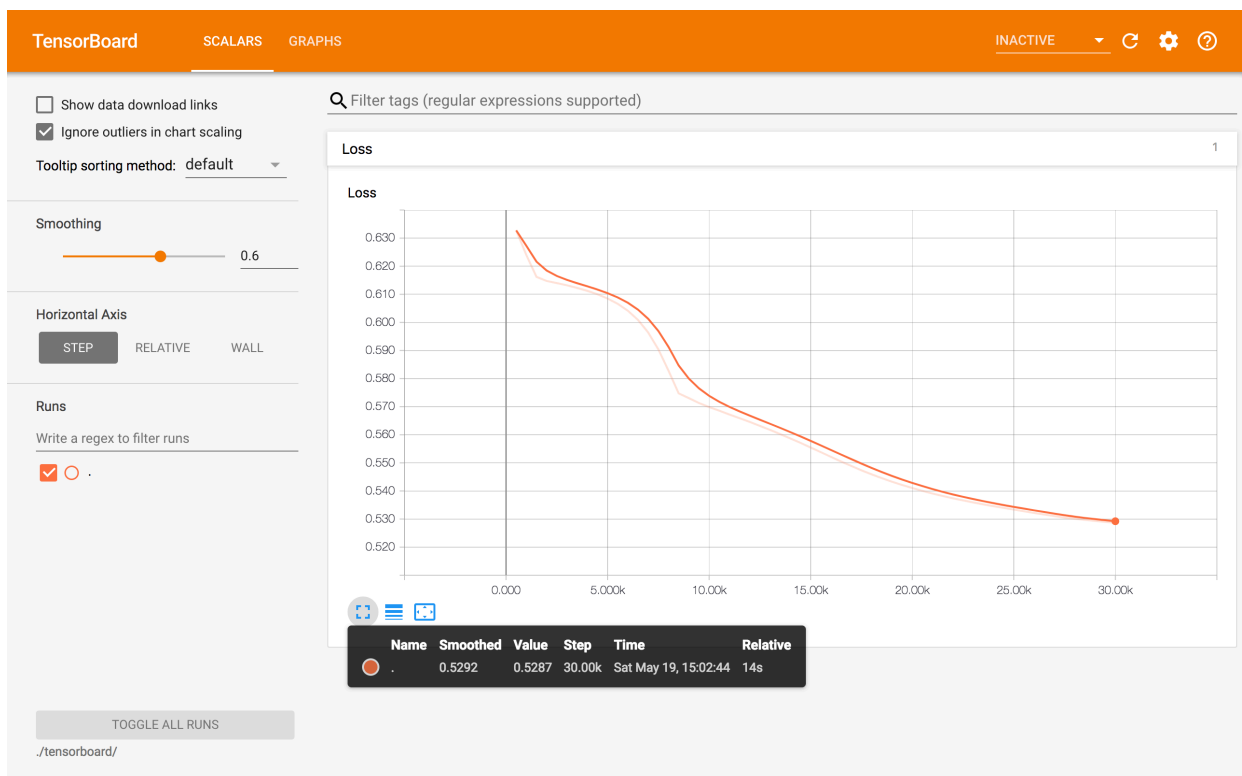
```
Run: main x
/usr/local/bin/python3.6 /Users/Setuna/Documents/GitRepo/MachineLearning/perceptron/main.py

2018-05-18 23:10:00.578205: I tensorflow/core/platform/cpu_feature_guard.cc:140] Your CPU supports instructions that this TensorFlow binary was not

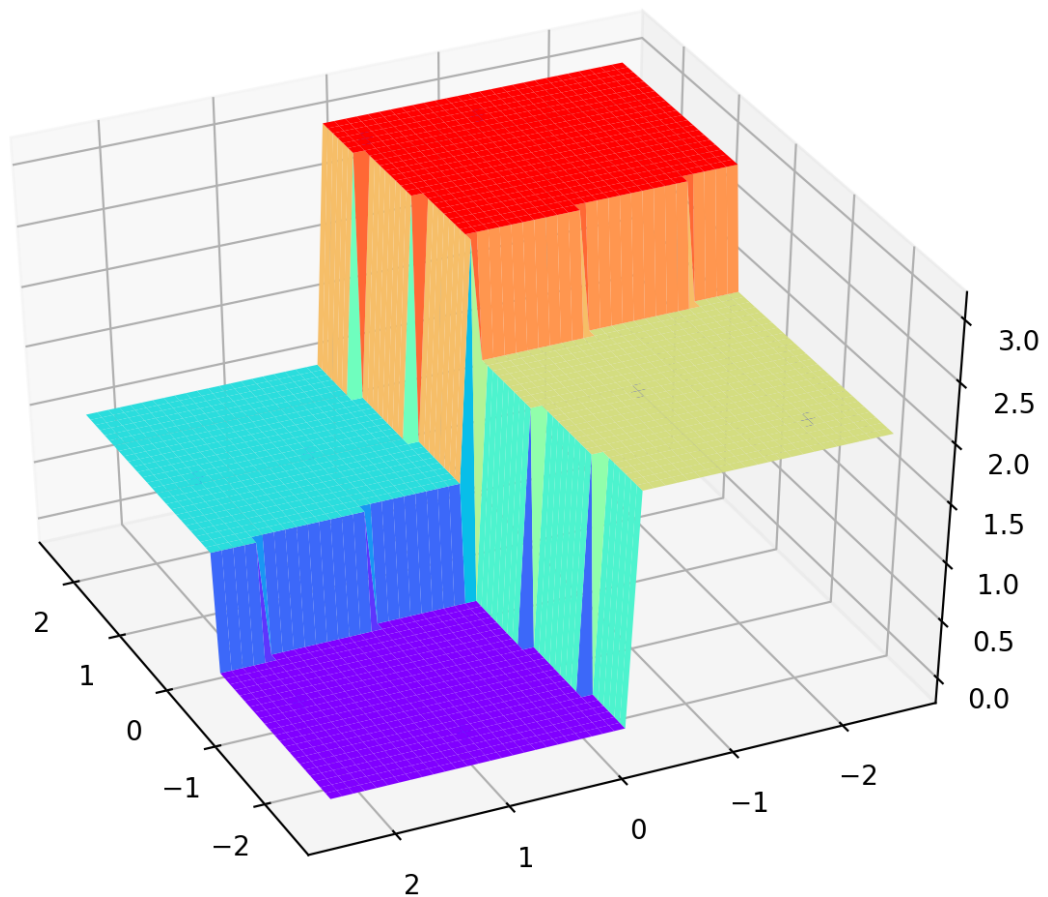
[Input]
|-Weight([[ 4.553957 -5.385295]])-bias:(-1.6557965278625488)
|-Weight([[ -7.3207307 -10.714138]])-bias:(16.60415267944336)
|
v
[Layer1]
|-Weight([[2. 1.]]) -bias:([0.])
|
v
[Output]

[Result]: [[0. 0. 3. 3. 1. 1. 2. 2.]]
```

## 2. 损失函数优化曲线



## 3. 可视化结果



## 四、程序说明

### 1. 工具包清单

- tensorflow
- numpy
- matplotlib.pyplot

### 2. 模块功能

MPL类 (main.py)

```
# 网络参数
self.learning_rate = 0.001 # 学习率
self.max_iter = 10000 # 最大迭代次数
self.n_hidden_1 = 1 # 第一层神经元个数
self.n_input = 2 # 样本特征数
# 定义权值和偏置
self.Weights = {
    'h1': tf.Variable(tf.random_normal([self.n_input, self.n_hidden_1]),
name='layer1_w'),
    'out': tf.Variable(tf.random_normal([self.n_hidden_1, 1]),
dtype=tf.float32)
}
```

```

self.biases = {
    'h1': tf.Variable(tf.zeros([1, self.n_hidden_1]), name='layer1_bias'),
    'out': tf.constant(0.)
}
self.model_path = "./model/model.ckpt" # 模型保存路径
self.names = ['h1', 'out'] # 便与遍历

```

```

def __add_layer__(self, name, inputs, activation_function=None):
    """
    添加一个神经网络层
    :param inputs: 输入数据
    :param activation_function: 激活函数
    :return: 该层输出
    """
    pass

```

```

def fit(self, X_train, y_train):
    """
    训练分类器
    :param X_train: 训练样本
    :param y_train: 训练标签
    :return:
    """
    pass

```

```

def get_params(self):
    """
    输出网络参数
    :return: 权值, 偏置
    """
    pass

```

```

def predict(self, X_test):
    """
    使用模型预测
    :param X_test: 测试数据
    :return: 预测结果
    """
    pass

```

```
def hardlim(x):  
    """  
    硬极限函数  
    :param x: 数组  
    :return: 数组  
    """  
    pass
```

```
def draw(weight, bias):  
    """  
    可视化结果  
    :param weight: 网络权值矩阵  
    :param bias: 网络偏置矩阵  
    :return:  
    """  
    pass
```