



# 统计机器学习实验报告

实验名称：感知机 & k-近邻实验

姓名：王恒

---

学院：数学与统计学院

---

专业：计算数学

---

学号：220220934161

---

2023 年 4 月 9 日

### 摘要

本文中, 我们实现了感知机的原型算法和对偶算法, 并完成了三点数据分类的题目. 同时, 我们使用对偶算法对 MNIST 数据集进行分类. 其中, 我们首先考虑将以  $\{y : y = 0, 1, \dots, 9\}$  为标签的多分类问题转化为以

$$\hat{y} = \begin{cases} 1, & y < 5, \\ -1, & y \geq 5. \end{cases}$$

为标签的二分类问题, 之后应用对偶算法分类. 其次, 我们实现了 k-近邻的 kd-树的构造算法及搜索算法, 并在 MNIST 数据集上进行实验. 最后我们对实验结果进行了分析, 实验结果证明我们复现的算法是正确的, 并达到了预期效果. 本实验报告的所有内容开源:

**关键词:** 感知机, k-近邻, kd-树, MNIST

# 目录

<b>1</b>	<b>实验代码</b>	<b>1</b>
1.1	感知机学习算法 . . . . .	1
1.2	k-近邻算法 . . . . .	3
<b>2</b>	<b>实验结果分析</b>	<b>6</b>
2.1	感知机学习算法结果分析 . . . . .	7
2.2	k-近邻算法结果分析 . . . . .	7
<b>A</b>	<b>串行部分全部实验结果</b>	<b>8</b>
<b>B</b>	<b>并行部分全部实验结果</b>	<b>8</b>

# 1 实验代码

## 1.1 感知机学习算法

Listing 1: 感知机原型算法实现

```
1      class Perception():
2  def __init__(self, dim) -> None:
3      # 构造函数
4      # dim:    特征维度
5      # w:      权重
6      # b:      偏置项
7
8      self.dim = dim
9      self.w = np.zeros([dim])
10     self.b = 0
11
12     def train(self, data_set, epoch, learning_rate):
13         # 训练模型
14
15         for i in range(epoch):
16             for (x,y) in data_set:
17                 if self.predict(x)*y <= 0:
18                     self.w = self.w + learning_rate*x*y
19                     self.b = self.b + learning_rate*y
20
21             # 计算准确率
22             acc = self.accuracy(data_set)
23             print('epoch: ',i+1, 'accuracy: ', acc)
24             # 早停条件
25             if acc == 1:
26                 break
27             print('Trining complete.')
28
29     def predict(self, x):
30         # 预测
31
32         return np.sign(np.dot(self.w,x) + self.b)
```

```
33     def accuracy(self, data_set):
34         # 计算精度
35
36         acc = 0
37         for (x,y) in data_set:
38             if self.predict(x)*y > 0:
39                 acc += 1
40         return acc/len(data_set)
```

Listing 2: 感知机对偶算法实现

```
1     class PerceptionDual():
2     def __init__(self, data) -> None:
3         # 构造函数
4         # data:      训练数据
5
6         self.data = data
7         self.N = len(data)
8         self.x = np.array([xx for (xx,_) in data])
9         self.y = np.array([yy for (_,yy) in data])
10        self.alpha = np.zeros([self.N])
11        self.b = 0
12
13    def train(self, epoch, learning_rate):
14        # 训练模型
15
16        for i in range(epoch):
17            for j in range(len(self.data)):
18                if self.predict(self.data[j][0])*self.data[j]
19                    ][1] <= 0:
20                    self.alpha[j] = self.alpha[j] +
21                        learning_rate
22                    self.b = self.b + learning_rate*self.data[j]
23                        ][1]
24
25                # 计算准确率
26                acc = self.accuracy(self.data)
27                print('epoch: ',i+1, 'accuracy: ', acc)
28
29                # 早停条件
```

```
25         if acc == 1:
26             break
27         print('Trining complete.')
28
29     def predict(self, x):
30         # 预测
31         return np.sign(np.dot(np.dot(self.x,x),self.alpha*self.
32                               y) + self.b)
33
34     def accuracy(self, data_set):
35         # 计算精度
36
37         acc = 0
38         for (x,y) in data_set:
39             if self.predict(x)*y > 0:
40                 acc += 1
41         return acc/len(data_set)
```

## 1.2 k-近邻算法

Listing 3: kd-树构造算法和搜索算法实现

```
1     class Node():
2     def __init__(self, value, data, label) -> None:
3         # 构造函数
4         # value:         节点的划分超平面参数
5         # data:          落在超平面上的数据点
6         # label:         落在超平面上的数据点对应的标签
7
8         self.value = value
9         self.data = data
10        self.label = label
11        self.left = None
12        self.right = None
13
14    def set_left(self, node):
15        # 设置左子节点
16
```

```
17         if node != None:
18             self.left = node
19
20     def set_right(self, node):
21         # 设置右子节点
22
23         if node != None:
24             self.right = node
25
26 class KDTree():
27     def __init__(self) -> None:
28         # 构造函数
29         # 用于存储KDTree, 支持直接实例化对象时直接输入一个kd-树
30         self.root = None
31
32     def create(self, data, label, j = 0):
33         # 递归构造平衡KD树
34
35         num, k = data.shape
36         if num == 0:
37             return None
38         else:
39             l = j % k
40             ind_sorted = np.argsort(data[:,l])
41             ind_median = ind_sorted[num//2]
42             value_ = int(np.median(data[ind_median,l]))
43             data_ = data[data[:,l]==value_]
44             label_ = label[data[:,l]==value_]
45             node = Node(
46                 value=value_,
47                 data=data_,
48                 label=label_
49             )
50             node.set_left(
51                 self.create(
52                     data=data[data[:,l]<value_],
53                     label=label[data[:,l]<value_],
```

```
54         j=j+1
55     )
56 )
57 node.set_right(
58     self.create(
59         data=data[data[:,1]>value_],
60         label=label[data[:,1]>value_],
61         j=j+1
62     )
63 )
64 if j == 0:
65     self.root = node
66 else:
67     return node
68
69 def search(self, x, j = 0, node = None):
70     # 递归搜索KD树
71
72     if self.root == None:
73         print("You haven't created a KDTree yet.")
74         return None
75     if j == 0:
76         node = self.root
77     k = x.shape[0]
78     l = j % k
79     # 叶子节点停止条件
80     if self.is_leaf(node):
81         distance = np.linalg.norm(x-node.data,2,1)
82         index = np.argmin(distance)
83         return node.data[index], node.label[index]
84     else:
85         # 计算当前节点中的最近数据点
86         distance = np.linalg.norm(x-node.data,2,1)
87         min_distance = np.min(distance)
88         index = np.argmin(distance)
89         nearest = node.data[index]
90         label = node.label[index]
```



```
91         # 递归计算子节点的最近数据点，并比较
92         if x[l] < node.value and node.left != None:
93             nearest_, label_ = self.search(
94                 x = x,
95                 j = j+1,
96                 node = node.left
97             )
98             if np.linalg.norm(x-nearest_,2) < min_distance:
99                 nearest = nearest_
100                 label = label_
101         elif x[l] > node.value and node.right != None:
102             nearest_, label_ = self.search(
103                 x = x,
104                 j = j+1,
105                 node = node.right
106             )
107             if np.linalg.norm(x-nearest_,2) < min_distance:
108                 nearest = nearest_
109                 label = label_
110         return nearest, label
111
112     def is_leaf(self, node: Node):
113         # 判断是否是叶子节点
114
115         if node.left != None or node.right != None:
116             return False
117         else:
118             return True
```

## 2 实验结果分析

她已道接收面学上全始，形万然许压己金史好，力住记赤则引秧。处高方据近学级素专，者往构文明系状委起查，增子束孤不般前。相斗真它增备听片思三，听花连次志平品书消情，清市五积群面县开价现准此省持给，争式身在南决就集般，地力秧众团计。日车治政技便角想持中，厂期平及半干速区白土，观合村究研称始这少。验商眼件容果经风中，质江革再的采心年专，光制单万手斗光就，

报却蹦杯材。内同数速果报做，属马市参至，入极将管医。但强质交上能只拉，据特光农无五计据，来步孤平葡院。江养水图再难气，做林因列行消特段，就解届罐盛。定她识决听人自打验，快思月断细面便，事定什呀传。边力心层下等共命每，厂五交型车想利，直下报亲积速。元前很地传气领权节，求反立全各市状，新上所走值上。明统多表过变物每区广，会王问西听观生真林，二决定助议苏。格节基全却及飞口悉，难之规利争白观，证查李却调代动斗形放数委同领，内从但五身。当了美话也步京边但容代认，放非边建按划近些派民越，更具建火法住收保步连。

## 2.1 感知机学习算法结果分析

## 2.2 k-近邻算法结果分析

## **A 串行部分全部实验结果**

图或者代码放上来。

## **B 并行部分全部实验结果**

图或者代码放上来。