

# 中山大學



## 中山大學計算機學院人工智能 實驗報告

題 目：	文本情感分類
教學班級：	20230349
姓 名：	張超
學 號：	22336290
專 業：	計算機科學與技術（系統結構）
日 期：	2024/05/07

# 实验题目

在给定文本数据集完成文本情感分类训练，在测试集完成测试，计算准确率。

我选择使用K-NN分类器完成本次实验

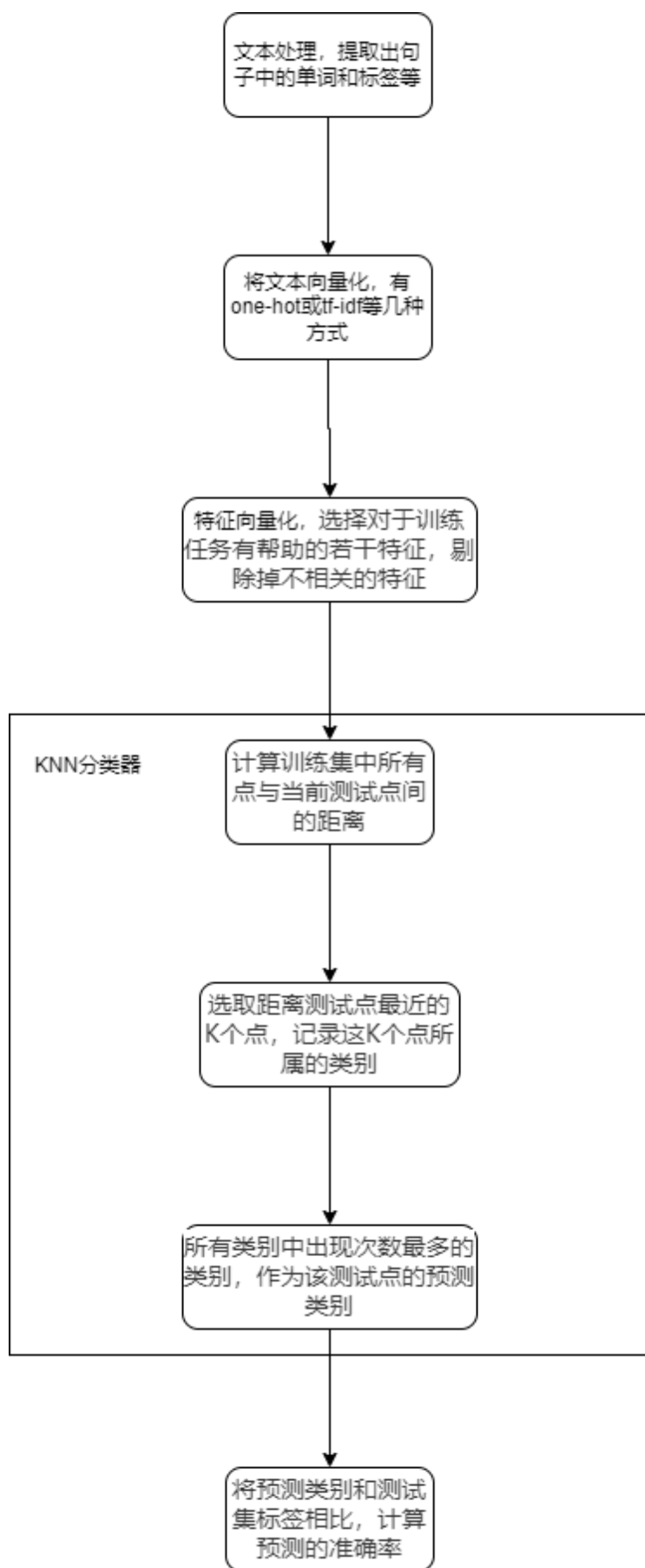
## 实验内容

### 1 算法原理

K-NN (K-最近邻) 分类器是一种简单但有效的监督学习算法，通常用于分类和回归任务。它不基于显式的训练阶段，而是通过与训练数据中的样本进行比较来进行预测。以下是K-NN分类器的基本原理和步骤：

- 定义K**：首先，你需要定义一个参数K，表示在预测时要考虑的最近邻居的数量。K是一个正整数，通常选择奇数以避免平局的情况。
- 计算距离**：在预测一个新的数据点的类别时，首先计算该数据点与所有训练数据点之间的距离。常用的距离度量包括欧几里得距离、曼哈顿距离和闵可夫斯基距离等。
- 寻找K个最近邻**：在计算完所有距离后，按照距离的大小对训练数据点进行排序，然后选取距离最小的K个数据点。
- 进行投票**：对于分类任务，使用K个最近邻的数据点的类别来进行投票，类别得票最多的就是预测的结果。
- 输出预测结果**：通过投票得出的类别就是对新数据点的预测结果。对于回归任务，K-NN通常使用K个最近邻的平均值来作为预测结果。

## 2 流程图



## 3 关键代码展示

### 3.1 文本向量化

- one-hot

```
# 输入句子和所有不同的单词
# 返回特征向量(矩阵)
def boolCountVectorizer(lines,diff_words):
    lines_num = len(lines)
    words_num = len(diff_words)
    mat = np.zeros((lines_num,words_num),dtype=int) #将矩阵初始化为0
    word_index = {}
    for i in range(words_num):
        word_index[diff_words[i]] = i #提前记录每个单词在单词列表中的下标
    for i in range(lines_num):
        for j in range(len(lines[i])):
            if lines[i][j] in diff_words:
                index = word_index[lines[i][j]]
                mat[i][index] = 1 #将文本中出现的单词在矩阵对应位置设置为1
    return mat
```

- tf-idf

```
# 输入句子和所有不同的单词
# 返回特征向量(矩阵)
def tf_idfVectorizer(lines,diff_words):
    lines_num = len(lines)
    words_num = len(diff_words)
    mat = np.zeros((lines_num,words_num),dtype=int)
    for i,word in enumerate(diff_words):
        n = 0 # 记录包含word的文档数
        for j in range(lines_num):
            if word in lines[j]:
                n += 1
        idf = math.log((lines_num)/(n+1))
        for j in range(lines_num):
            t = lines[j].count(word)
            tf = t/len(lines[j]) #第j个句子中的tf, 即出现频率
            mat[j][i] = tf*idf #表示第i个词在第j个句子中的tf-idf权重
    return mat
```

### 3.2 特征选择

- 方差选择法

如果向量化文本是用的one-hot的方式,则可以把特征矩阵的每个元素看作伯努利随机变量。

如果矩阵中的某一列向量大多数全是0或者全是1,则这个特征对标签的影响是非常小的,我们可以把这个特征剔除。

我们可以用方差来刻画列向量中0和1的分布情况,对于多个伯努利随机变量组成的二项分布的方差计算公式为 $p(1-p)$ ,比如我们想要剔除掉80%的概率为1或0的情况,我们就应该剔除掉方差小于 $0.8*0.2$ ,即方差小于0.16的特征。

代码如下：

```
# 输入为特征矩阵， 概率， 和单词
# 输出为剔除不相关特征后的矩阵， 单词
def featureSupport(mat,p,diff_words):
    var = p*(1-p)
    columns_var = np.var(mat,axis=0) #计算每列的方差
    #print(columns_var)
    mu = columns_var >= var #得到一个全是bool值的向量
    return mat[:,mu],diff_words[mu]
```

- 皮尔逊相关系数法

皮尔逊相关系数显示了两个随机变量之间的线性相关性。

我们可以用它来表示某一特征向量与标签之间的线性相关性，若它们之间的线性相关性很小，则这一特征对标签的影响可能很大很小，可以剔除该特征。

皮尔逊相关系数的计算公式如下：

$$\rho_{x,y} = \frac{Cov(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$$

代码如下：

```
# 输入为特征矩阵， 相关系数， 和单词
# 输出为剔除不相关特征后的矩阵， 单词
def featureSupport1(mat,p,diff_words,train_labels):
    lst=[scipy.stats.pearsonr(mat[:,i],train_labels.T)[0] for i in range(mat.shape[1])]
    #调库计算皮尔逊相关系数
    mu=np.abs(np.array(lst))>=p #得到一个全是bool值的向量 (False表示被剔除的特征)
    return mat[:,mu],diff_words[mu]
```

### 3.3 KNN分类器

```
def KNN(train_mat,train_labels,test_mat,test_labels,k,p):
    train_num = train_mat.shape[0]
    test_num = test_mat.shape[0]
    pred_true = 0
    for i in range(test_num):
        distances = [np.sum((train_mat[j]-test_mat[i])**p) for j in range(train_num)]
        #distances = [num**(1/p) for num in distances] #省略此步，因为只需要排序，而不需要具体
        距离
        distances = np.array(distances) #得到距离的向量
        nearest = distances.argsort() #nearest是排序后的下标
        top_k = [train_labels[index] for index in nearest[:k]] #得到前k个类别
        pred = np.argmax(np.bincount(np.array(top_k))) #topk类别中最大的一个类别
        if pred == test_labels[i]:
            pred_true+=1 #预测正确
    return pred_true
```

## 4 创新点

**特征选择：**加入了特征选择这一步骤，将与标签相关性较高的标签保留下来，删去相关性低的标签，能减少这些相关性低的特征的对预测标签的影响，可能会提高正确率

# 实验结果展示及分析

## 1 实验结果展示

```
(base) E:\ai_labs_SYSU\lab6\Classification>python -u "e:\ai_labs_SYSU\lab6\Classification\KNN.py"
文本向量化方式:
  A.one-hot    B.tf-idf
你的选择: A

特征选择方式:
  A.方差选择法  B.皮尔逊相关系数法  C.不选择
你的选择: C

输入k, p: 10,3

正确率: 36.20%
```

## 2 实验指标分析

文本向量化	特征选择	k	p	正确率
one-hot	不选择	5	2	28.90%
one-hot	不选择	10	2	32.70%
one-hot	不选择	15	2	31.60%
one-hot	不选择	5	3	36.20%
one-hot	不选择	10	3	36.20%
one-hot	不选择	15	3	36.20%
one-hot	不选择	5	5	36.20%
one-hot	不选择	10	5	36.20%
one-hot	不选择	15	5	36.20%

可以看到有多组k, p的取值可以达到较高正确率，我们任意选择一组，比如（10，3）。我们控制k, p，继续测试可能影响正确率的因素。

文本向量化	特征选择	k	p	正确率
one-hot	相关系数法（概率0.9）	10	3	16.00%
one-hot	相关系数法（概率0.95）	10	3	16.00%
one-hot	皮尔逊相关系数法（相关系数0.2）	10	3	16.00%
one-hot	皮尔逊相关系数法（相关系数0.1）	10	3	36.20%
tf-idf	皮尔逊相关系数法（相关系数0.2）	10	3	16.00%
tf-idf	皮尔逊相关系数法（相关系数0.1）	10	3	35.20%

可以看到使用one-hot的文本向量化方式和不使用特征选择可以达到较高的正确率。  
综合以上测试，最高正确率达到36.20%