# KNN的Mapreduce实现

#### 朱彤轩 191840376

#### KNN的Mapreduce实现

- 1 作业要求
- 2 实现内容
  - 2.1 生成测试集与训练集
  - 2.2 用Mapreduce实现KNN
    - 2.2.1 KNN算法简介
    - 2.2.2 代码实现与执行
  - 2.3 准确率
    - 2.3.1 k=2
    - 2.3.2 k=3
    - 2.3.3 k=4
  - 2.4 可视化
- 3 文件说明
- 4 改进方向

### 1作业要求

在MapReduce上任选一种分类算法(KNN,朴素贝叶斯或决策树)对Iris数据集进行分类预测,采用留出法对建模结果评估,70%数据作为训练集,30%数据作为测试集,评估标准采用精度accuracy。可以尝试对结果进行可视化的展示(可选)。

# 2 实现内容

选择KNN对Iris数据集进行分类预测。

## 2.1 生成测试集与训练集

训练集和测试集的比例为7:3,采用若干次随机划分避免单次使用留出法的不稳定性。同时尽可能保持数据分布的一致性。避免因数据划分过程引入的额外偏差而对最终结果产生影响。在分类任务中,保留类别比例的采样方法称为"分层采样"(stratified sampling)。

运用python对数据集进行随机划分,选取70%作为训练集,30%作为测试集。同时数据集中一共有三类,所以在每一类中选取70%作为训练集,分层采样。生成了3组符合这样要求的样本进行实践。

#### 训练集格式:

```
5.1 3.5 1.4 0.2 1
4.9 3 1.4 0.2 1
4.7 3.2 1.3 0.2 1
4.6 3.1 1.5 0.2 1
```

前四个数分别为Sepal.Length,Sepal.Width,Petal.Length,Petal.Width的具体数值,最后一个数字是分类。1代表setosa,2代表versicolor,3代表virginica。

#### 测试集格式:

```
5.1 3.5 1.4 0.2 -1
4.9 3 1.4 0.2 -1
4.7 3.2 1.3 0.2 -1
4.6 3.1 1.5 0.2 -1
```

# 2.2 用Mapreduce实现KNN

### 2.2.1 KNN算法简介

KNN的核心思想: 离谁近就是谁。

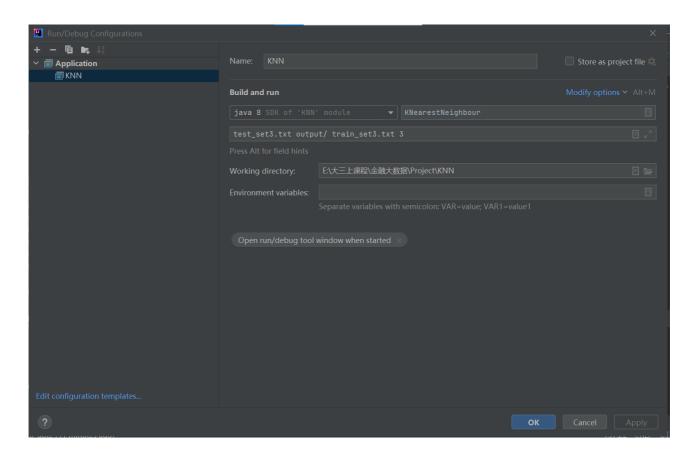
具体解释为如果一个实例在特征空间中的K个最相似(即特征空间中最近邻)的实例中的大多数属于某一个类别,则该实例也属于这个类别。

#### 其算法的描述为:

- 1. 计算测试数据与各个训练数据之间的距离;
- 2. 按照距离的递增关系进行排序:
- 3. 选取距离最小的K个点;
- 4. 确定前K个点所在类别的出现频率;
- 5. 返回前K个点中出现频率最高的类别作为测试数据的预测分类。

KNN不需要训练和求解参数,是一个天然的分类器。

#### 2.2.2 代码实现与执行



对neighbour个数(k)为2,3,4进行尝试,测试随着neighbour个数的变化,对结果有着什么样的影响。对于每一个neighbour个数,用3组样本进行测试,避免因为划分集合产生的偶然性。

### 2.3 准确率

运用python,计算在测试集上预测结果的精度accuracy。accuracy是准确率,表示判定正确的次数与所有判定次数的比例。

#### 2.3.1 k=2

	ACCURACY	
sample 1	93.3%	
sample 2	100%	
sample 3	93.3%	

#### 2.3.2 k=3

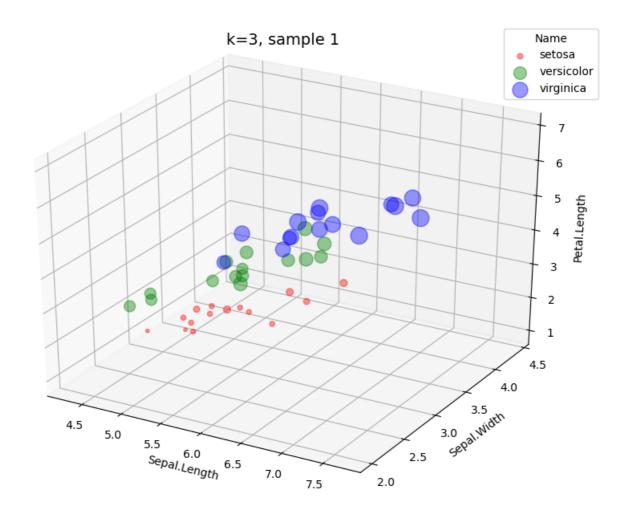
	ACCURACY
sample 1	95.6%
sample 2	100%
sample 3	95.6%

## 2.3.3 k=4

	ACCURACY	
sample 1	95.6%	
sample 2	97.8%	
sample 3	95.6%	

# 2.4 可视化

运用python中的matplotlib对结果进行可视化,选取k=3,sample 1进行展示:



由于数据有4个属性,所以选取三个属性设为xyz轴,用第四个属性作为散点图圈的大小。 三种数据用不同的颜色展示。

从中可以看出,setosa与另外两类兰花有较大的差异,数据点小,且在三维空间中也与其他两种兰花有较大的距离。可以说,在所有的测试样本中,setosa没有被错分的情况。而versicolor与virginica两类兰花空间分布较劲,大小上也更接近,更容易被错分。

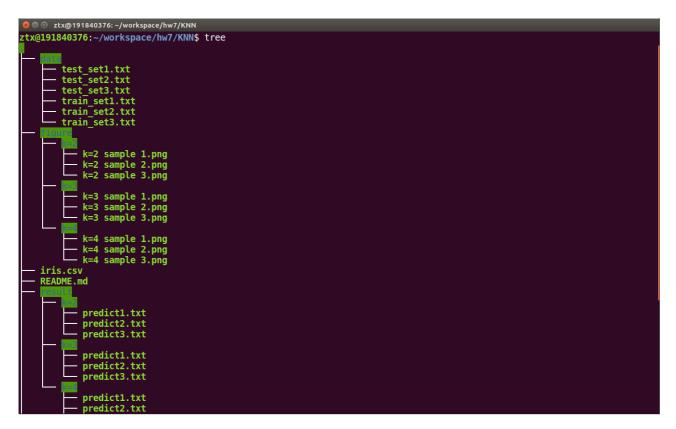
而且由于versicolor与virginica两类兰花数据的相似性,我们可以看到随着k的增加,并没有accuracy的显著提升,甚至k=3时的平均准确率比k=4还要好。这可能是分类的偶然情况,通过查资料,有如下说法:

KNN中的K值选取对K近邻算法的结果会产生重大影响。如李航博士的一书「统计学习方法」上所说:如果选择较小的K值,就相当于用较小的领域中的训练实例进行预测,"学习"近似误差会减小,只有与输入实例较近或相似的训练实例才会对预测结果起作用,与此同时带来的问题是"学习"的估计误差会增大,换句话说,K值的减小就意味着整体模型变得复杂,容易发生过拟合;

如果选择较大的*K*值,就相当于用较大领域中的训练实例进行预测,其优点是可以减少学习的估计误差,但缺点是学习的近似误差会增大。这时候,与输入实例较远(不相似的)训练实例也会对预测器作用,使预测发生错误,且*K*值的增大就意味着整体的模型变得简单。

K=N,则完全不足取,因为此时无论输入实例是什么,都只是简单的预测它属于在训练实例中最多的累,模型过于简单,忽略了训练实例中大量有用信息。

# 3 文件说明





• data文件夹 用python划分的训练集和测试集,随机生成了三个

• figure文件夹 分k=1,2,3; sample1,2,3的不同情况,对结果用python的matplotlib进行了可视化

src文件夹
 java文件夹, mapreduce代码
 python文件夹, 计算accuracy, 划分训练测试集, 画图代码

# 4 改进方向

- 1. 改进KNN的代码,进行加权平均,离得近的样本给予更大的权重,离得远的样本 使其权重变小。
- 2. 目前对于超参数的尝试比较小,下面可以尝试用shell脚本"解放双手"