作业7 mapreduce之数据挖掘算法-knn算法

作业7 mapreduce之数据挖掘算法-knn算法

- 一、解决数据挖掘问题的总体思路
- 二、数据挖掘代码体系
- 三、代码编写部分
- 四、数据挖掘结果可视化处理
- 五、结果分析与改进
- 六、运行截图

一、解决数据挖掘问题的总体思路

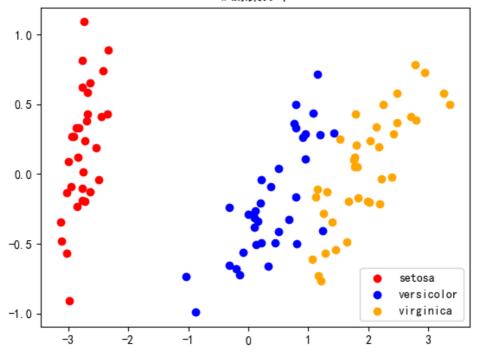
CRISP-DM跨行业数据挖掘标准流程包括:业务理解、数据理解、数据准备、建立模型、模型评价、模型实施。将此次作业代入即

- 1. 根据已有的鸢尾花量化数据对未知类型的鸢尾花进行类型预测
- 2. 观察鸢尾花数据,可知此次数据共有4个double型的属性和1个字符串类型的label
- 3. 根据数据特征处理对其进行预处理,观察此次数据,
 - 。 类型分布均匀,不存在数据不平衡问题
 - 。 属性数据完成,无缺失值
 - 由readme并不能断定其由噪音数据,所以忽略对噪音数据的处理

因此不需要对数据本身进行预处理,只需要在读取文本文件中的数据时,注意属性和label值的数据类型。

另外,通过将原始数据集使用python进行PCA降到二维数据之后,将数据分布使用scatter函数绘制出如下所示,可以看到类别1和类别2,3的距离较远,类别2,3的距离较近,因此可以推断,该算法对类别1的预测应当更为准确,类别2、3的预测可能会出现个别错误。

训练集分布



- 4. 由第三步的观察可知,属性值是double类型值,且是连续的,所以在此我选择使用KNN算法,因为连续的属性double值,计算数据之间的距离非常方便,所以此次建模选择KNN算法进行建模。
- 5. 对于模型效果的评价,根据题目要求采用accuracy
- 6. 模型实施思路为,在map节点找出离预测值最近的K个点的label将其传入reduce节点,由reduce节点判断哪个label值出现的次数最多,将其设为预测的label。

二、数据挖掘代码体系

数据挖掘体系为以下五个部分,分别对应此代码中的部分为:

原始数据库: input中的train.txt 和predict.txt文件

挖掘前处理模块:读出数据位于KNNMap类和KNNReduce类中的set up函数中,仅执行一次

挖掘操作模块: 位于KNNMap类和KNNReduce类的map, reduce函数中

模式评估模块: 位于reduce函数中

知识输出模块:预测结果位于reduce函数中,可视化处理见第四部分。

三、代码编写部分

基于书本代码编写,根据题目要求主要修改的地方有

1、改变添加缓存文件的方式,将原始数据添加到trainSet和predictSet中,供map和reduce函数使用。

kNNJob.addCacheFile(new Path(remainingArgs[2]).toUri()); 70%的训练数据,用于计算,在map中使用

kNNJob.addCacheFile(new Path(remainingArgs[0]).toUri()); 30%的预测数据(计算accuracy),在reduce中用于计算accuracy

map中set up函数文件 读取训练数据

```
conf = context.getConfiguration();
2
           trainSet = new *ArrayList*<*Instance*>();
            *URI*[] patternsURIs = Job.getInstance(conf).getCacheFiles();
           *Path* patternsPath1 = new Path(patternsURIs[0].getPath());
4
5
            *String* patternsFileName1 = patternsPath1.getName().toString();
            *BufferedReader* br = null:
6
           *String* line;
            br = new BufferedReader(new FileReader(patternsFileName1));
8
            while((line = br.readLine()) != null){
9
10
              *Instance* trainInstance = new Instance(line);
                trainSet.add(trainInstance);
11
12
```

reduce中set up函数与map中类似,将

```
Path patternsPath1 = new Path(patternsURIs[0].getPath()); 改为 Path patternsPath1 = new Path(patternsURIs[1].getPath());
```

- 2、根据鸢尾花的数据格式修改instance中的分词功能、
 - instance类用于将原文件中每行数据划分为属性值和label标签,内有getAtrributeValue(), getLable() 函数用于取值,由于鸢尾花数据是csv格式,行数据中用","间隔,所以将instance函数中分词改为 String[] value = line.split(",");
 - 由于label是字符串数据,所以label函数改为

```
private String lable;
public String getLable(){
return lable;
}
```

3、根据鸢尾花数据label的类型修改map和reduce函数

KNNMap类:

- 由于代码的实例中,label是double型,而鸢尾花数据的label是字符串,因此需要继承的类为 Mapper<LongWritable,Text,LongWritable,ListWritable<Text>>
- 在map函数中,将距离最近的k个点的label写入键值对的value中时,首先需要一个数据类型为Text的arraylist,即 ArrayList<Text> trainLable = new ArrayList<Text>(k);用于存储需要写入的k个label字符串。
- 另外,为了将该list写入键值对传给reduce节点处理,还需要一个listWritable类型,元素为Text的 label,即 ListWritable<Text> lables = new ListWritable<Text>(Text.class);
- 对应的添加函数改为 trainLable.add(new Text(trainSet.get(i).getLable()));

KNNReduce类:

- 由于map节点传入的键值对中的value为ListWritable(Text.class)类型,所以继承的类为 Reducer<LongWritable,ListWritable<Text>,NullWritable,Text>
- 同时, reduce函数的迭代类型为 Iterable<ListWritable<Text>>
- 由于最终的结果为字符串,因此reduce函数的value类型为Text,所以创建 Text predictedLable = new Text();
- reduce类需要计算value中每个label出现的频率,所以需要改 valueOfMostFrequent(val)函数,
 - 。 函数定义改为 public Text valueOfMostFrequent(ListWritable<Text> list)

- 传入的value类型为Text, 因此该函数中的Hashmap改为 HashMap<Text, Integer> tmp = new HashMap<Text, Integer>();
- 求最大频率对应label的迭代器类型为 Iterator<Entry<Text, Integer>> iter = tmp.entrySet().iterator();
- 4、添加计算accuracy的功能并且将accuracy输入到output文件中
 - 总体思路为

KNNReduce类中:

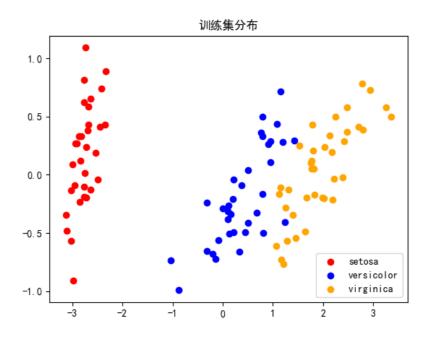
```
set up: input/predict.txt --> PredictSet ( List < String > PredictSet = new ArrayList < String >();)
reduce: 已预测总数量sum = 已预测总数量sum + 1
    if (预测正确) right = right + 1
    if (sum == 45) {
        double accuracy = Double.valueOf(right) / Double.valueOf(sum);
        context.write(NullWritable.get(),new Text(String.valueOf(accuracy)));}
```

四、数据挖掘结果可视化处理

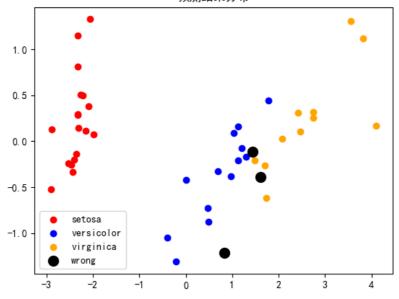
由于该数据集的特征有4个,所以我采用降维然后画图的方式进行可视化,首先使用PCA将数据降成二维数据,再使用scatter函数画二维分布图。

共有两张图,第一张图用于分析训练集分布,用于大致明白数据的分布。便于选择分类算法。

第二张图是对预测结果进行可视化,将分类错误的点标为黑色,且放大,效果如图所示。 (这里以K=3 为例)



预测结果分布



五、结果分析与改进

1. 结果分析

- 。 K=2, 3, 4时, 准确率均为 42/45, k=10时, 准确率为43/45
- 预测错误的数据都为类别2或者类型3,因为距离过近,所以使用KNN算法并不能保证百分之百的分类正确、

2. 改进思路

- 。 数据预处理:这里是通过肉眼观察数据来判断数据是否需要进行预处理,没有实现数据处理的自动化,比如使用代码判断是否存在数据不平衡问题,如果存在,则可以在使用KNN进行分类时,给每个类别不同的权重用于提高预测的准确性。比如判断是否存在噪声数据,可以在进行训练之前去除噪声数据。
- 可以提高扩展性,比如让用户根据自己的数据和目标设置不同类型的准确率。
- 。 可以结合不同的分类函数进行分类,比如说,knn算法对分离类别1更为精确,那么可以先使用KNN分离类别1,再使用贝叶斯分布或者决策树进行类别2,3的分类。

六、运行截图

