# 分布式的朴素贝叶斯多元分类算法实现

| 组号 | 组员1               | 组员2               | 时间      |
|----|-------------------|-------------------|---------|
| 17 | 檀祖冰(15352306,实现+报 | 任磊达(15352285,实现+报 | 2018-1- |
|    | 告)                | 告)                | 7       |

#### 分布式的朴素贝叶斯多元分类算法实现

```
简要背景
  朴素贝叶斯
  MapReduce
系统设计
  系统配置
  系统需求
  模块设计
     统计 (FormalPossibility)
        简介
        实现
     传送处理 (FPReader)
        简介
        实现
     预测 (NBPredictor)
        简介
        实现
  主函数
测试运行
```

# 简要背景

# 朴素贝叶斯

朴素贝叶适分类器是机器学习领域中,基于贝叶斯理论的概率模型分类器的一种,并认为特征与分类之间概率独立。算法简述如下:若一个样本有n个特征,组成特征向量 $\overrightarrow{V_j}=(v_1,v_2,v_3,\ldots,v_n)$ ,那么将其划分到类 $C_k$ 的可能性为

$$egin{aligned} P(C_k|\overrightarrow{V_j}) &= rac{P(C_k)P(\overrightarrow{V_j}|C_k)}{P(\overrightarrow{V_j})} \ &= rac{P(C_k)\prod_{i=1}^nP(v_i|C_k)}{P(\overrightarrow{V_j})} \ &\propto P(C_k)\prod_{i=1}^nP(v_i|C_k) \end{aligned}$$

一般而言, 采用多项式模型

该模型常用于文本分类,特征是单词,值是单词的出现次数。

$$P(v_i|C_k) = rac{N_{C_k,v_i}}{N_{C_k}}$$

其中, $N_{C_k,v_i}$ 为在类 $C_k$ 下特征 $v_i$ 出现的总次数, $N_{C_k}$ 为类 $C_k$ 下所有特征出现的总次数(包含重复)。如果待测样本中的特征 $v_i$ 不在训练集中,即 $N_{C_k,v_i}$ 将为0,那么由于朴素贝叶斯中使用累乘的形式,那么将会直接导致整个式子概率为0,可以通过拉普拉斯平滑来处理。拉普拉斯平滑使用一个参数 $\alpha$ ,若假设特征项数量为D,那么式(4)重写

$$P(v_i|C_k) = rac{N_{C_k,v_i} + lpha}{N_{C_k} + lpha D}$$

实践证明,越小的lpha值提供了越好的效果,因为越小的lpha值得到的概率结果越接近原来的结果。而使用朴素贝叶斯进行分类步骤为

#### • 处理训练数据

- 将每一个文本的标签表示为label的One-hot矩阵,这样子的好处是可以方便地后期调整每一个label的权值,修正由于某一个label数目过少而造成的分类偏差。
- $\circ$  求出对应每一个类别下的词组**频数**向量,构成一个 $L \times W$ 的矩阵,记为LW,其中L为类别总数,W为词集大小。

#### • 输入待测词向量

- $\circ$  拆分词组得到词向量 $ec{V}$
- $\circ$  设输入文档有t个特征 (t 个不同的词), 训练集维数为D,平滑系数为 $\alpha$

$$P(C_k|\overrightarrow{V_j}) \propto P(C_k) \prod_{i=0}^t rac{N_{C_k,v_i} + lpha}{N_{C_k} + lpha D}$$

$$P(C_k|\overrightarrow{V_j}) \propto P(C_k) \sum_{i=0}^t \log rac{N_{C_k,v_i} + lpha}{N_{C_k} + lpha D}$$

$$\propto \log P(C_k) - t \log(N_{C_k} + lpha D) + \sum_{i=1}^t \log\left(N_{C_k,v_i} + lpha
ight)$$

### **MapReduce**

MapReduce是一个适用于处理包含大量数据集的并行化问题的框架,它由许多节点构成一个集群或者网络。MapReduce的处理过程主要分为一下三步

- *Map过程* 系统从总的数据中,为每一个节点分配一定的数据,节点使用这个数据进行计算, 得到临时的节点处理结果
- *Shuffle过程* 系统为每一个节点都分配了一个唯一的key值,节点的处理结果与其key值绑定在一起
- *Reduce过程* 最后系统在Master上根据各个节点的Key值与每一个节点的临时处理结果进行一个 汇总处理,得到最终的处理结果

#### 在本次设计中有两个亮点

- 恰当地处理了原数据集,使得更适用于分布式的计算
- 利用分布式节点数量较多的特点,使得无论是从庞大的数据集中统计先验数据,还是计算不小数目的测试集合的后验概率的计算,都可以快速完成

# 系统设计

### 系统配置

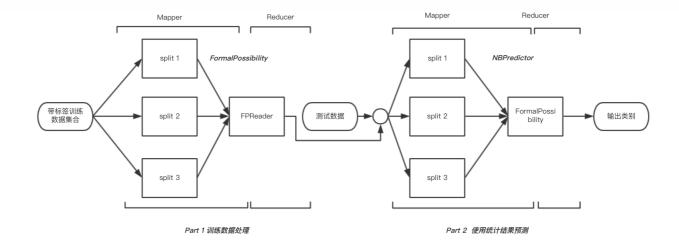
- VM Fusion
- Mac OS
- master、slave1、slave2 均分配 2GB内存
- hadoop

### 系统需求

系统能够输入一定量的文本训练数据,进行词频、类别等分类需要数据的统计;当完成统计之后,利用统计结果对每一个测试样本进行预测。显然,在文本训练阶段,数据集本身与数据集构成的词汇量非常地大,我们可以通过分布式的思想,划分训练集给每一个节点分别统计。在预测阶段,在测试数据量不小的情况下,同样使用分布式的预测方法,将大大减少了整个测试数据集进行预测的时间。基于以上简单的分析,可概括为

- ullet 划分训练数据到个节点进行式子(5)中  $N_{C_k,v_i}$  、 $N_{C_k}$  、D 的计算
- 划分测试数据到个节点,并使用第一步的结果,结合式(8)预测每一个测试样本的类别

### 模块设计



根据需求, 此分布式系统将划分为两个部分

- 统计 输入的带有标签集合的文本训练数据集,经过hadoop自行分配到各节点进行统计计算。
- 预测 使用朴素贝叶斯预测输入的句子

为了让两个模型连接起来,另外实现了一个用于保存词汇散列表的 FPReader 的管理类

### 统计 (FormalPossibility)

#### 简介

为了更好地利用节点进行词频等特征的计算,在统计的前半部分将词语进行重新组合,假设有如下的训练集合,标签分别为 MID、HIGH、LOW

Apple Banana MID
LOVE HATE HIGH
STREET PEOPLE LOW

在第一阶段,将对它们进行笛卡尔积的计算,可以看到每一个项包含了所属类别和特征,这样处理可以方便个节点进行分布式的统计

MIDApple
MIDBanana
HIGHLOVE
HIGHHATE
LOWSTREET
LOWPEOPLE

在分配给每一个节点之后,可以方便地统计出所分配的数据中

- 每一个分类的特征是多少
- 每一个分类下,每一个特征的出现的次数
- 总的特征数目是多少

在Mapper部分,系统将会按照以训练数据的行号为key,句子字符串为 value进行输入,需要实现将句子分割为单词,接着进行笛卡尔积拼接,统计尽在当前节点的计数

在Reducer部分,将会以每一个单词作为key,以一个计数变量作为value进行输入;在这一步需要将 Mapper部分的计数结果进行汇总,形成整个文章中的计数

#### 实现

在继承Mapper后,需要实现 public void map(Object key, Text value, Context context) 此时 key 为行号,而 Text 为对应行的字符串;接下来使用 StringTokenizer 分割字符串为单词,接着对于每一个单词,连接其类别作为结果,最后使用 context.write(word, one) 统计结果

```
public static class FPMapper
 extends Mapper<Object, Text, Text, IntWritable> {
 final IntWritable one = new IntWritable(1);
 private Text word = new Text();
 public void map(Object key, Text value, Context context)
          throws IOException, InterruptedException {
   StringTokenizer itr = new StringTokenizer(value.toString());
   // count the emotion
   String emotion = itr.nextToken();
   // count the text with emotion
   while (itr.hasMoreTokens()) {
     String now = itr.nextToken();
     if(now.charAt(0) \ge 'a' \&\& now.charAt(0) \le 'z')
     { // Text formor: emotion + words
       word.set(emotion+now);
       context.write(word, one);
}}}
```

在汇总部分,获得了每一个节点的统计结果,类型为 Iterable<IntWritable> 最后迭代求和得到每一个 Text 对应的频数,最后使用 context.write(words, new IntWritable(val)) 得到总频数

#### 传送处理(FPReader)

简介

在两个模型之间进行直接通信存在一定的技术困难,在本系统中,采用的是存在中间文件的方法,使得第一个模型的结果能够被第二个模型所使用。并把这个处理数据的方法与变量封装为一个类 FPReader

可知第一部分的结果为特征与分类的笛卡尔积,这些结果将在 FPReader 中进行处理, FPReader 作为中间类,拥有三个 散列表 (HashMap<String, Integer> ),分别用于统计

- freq 每一个 word 在每一个分类中的数目
- emoF 每一个分类在训练集中的数目
- worF 每一个word在训练集中的数目

这些统计结果,将会与式(5)、(8)在下一个模型使用。

#### 实现

在hadoop中,配置都被保存在一个文件中,指明文件对应的名字或者询问Context即可读取配置,为FPReader添加一个方法 public void getData(String paramString, Configuration paramConfiguration)

接着读取路径与文件状态

```
Path localPath1 = new Path(paramString);
FileSystem localFileSystem = localPath1.getFileSystem(paramConfiguration);
FileStatus[] arrayOfFileStatus = localFileSystem.listStatus(localPath1);
```

在进行必要的文件判断之后,进行文件的读取

根据笛卡尔积结果统计数据

}

最后需要关闭所有已经打开的文件句柄

```
localBufferedReader.close();
localInputStreamReader.close();
localFSDataInputStream.close();
```

#### 预测(NBPredictor)

#### 简介

在预测模型中,需要获得第一个模型的统计结果,由此实例化数据管理类 FPReader ,并从第一个模型保存的统计数据文件中获得需要的统计结果,存在 FPReader的成员变量中。

在Mapper 的setUp阶段,每一个节点都有一个包含了全部信息的Hash Table用于查询词频。

在Mapper部分,每一个被预测的词向量根据FPReader中统计的词特征数据与分类数据,由(8)计算对应每一个分类的概率,选取最高的作为预测结果。由于MapReducer的执行时为乱序,所以,给每一个输入的特征向量一个ID号,并且以 (ID, Class)的方式进行保存。

在Reducer部分,只需要统计一个 ID 对应的类比即可

#### 实现

在开始进行Mapper之前,加载第一个模型的数据

```
public void setup(Context paramMapper) {
    ...
    Configuration localConfiguration = paramMapper.getConfiguration();
    train = new FPReader();
    train.getData(localConfiguration.get("train_result"),
    localConfiguration);
    ...
}
```

使用模型数据进行计算

计算每一个分类的先验概率

```
double p_low = Math.log(alpha + (Integer) train.emoF.get("LOW") * 1.0D /
train.emoF.size());
double p_mid = Math.log(alpha + (Integer) train.emoF.get("MID") * 1.0D /
train.emoF.size());
double p_high = Math.log(alpha + (Integer) train.emoF.get("HIG") * 1.0D /
train.emoF.size());
```

#### 根据 (8) 计算后验概率

```
while (localStringTokenizer.hasMoreTokens()) {
 String word = localStringTokenizer.nextToken();
 if ((word.charAt(0) >= 'a') && (word.charAt(0) <= 'z'))</pre>
   p_low += Math.log((Integer) train.freq.getOrDefault("LOW" + word, 0) +
alpha)
            - Math.log((Integer)train.emoF.get("LOW") +
train.worF.size()*alpha);
    p mid += Math.log((Integer) train.freq.getOrDefault("MID" + word,0) +
alpha)
            - Math.log((Integer)train.emoF.get("MID") +
train.worF.size()*alpha);
    p high += Math.log((Integer) train.freq.getOrDefault("HIG" + word,0) +
alpha)
            - Math.log((Integer)train.emoF.get("HIG") +
train.worF.size()*alpha);
 }
}
```

最后在Reducer部分进行测试数据结果的汇总,结果保存在paramReducer中

### 主函数

在这部分主要是两个模型的数据协调与管理,关键部分代码为 设置训练任务

```
// 配置Map-Reduce对应的类(方法)
Job job_train = new Job(conf, "naive bayse training");
job_train.setJarByClass(Main.class); // 处理类
//Mapper步骤, 统计每一个句子【情感+词汇】
job_train.setMapperClass(FormalPossibility.FPMapper.class);
//Combiner,Reduce步骤, 统计训练集【情感+词汇】
job_train.setCombinerClass(FormalPossibility.FPReduce.class);
job_train.setReducerClass(FormalPossibility.FPReduce.class);
job_train.setOutputKeyClass(Text.class);// 输出第一项为【情感+词汇】
job_train.setOutputValueClass(IntWritable.class);//输出第二项为个数
```

设置输出输入路径

```
// 配置Map-Reduce对应的输入输出路径
FileInputFormat.setInputPaths(job_train, path_train);
if(fs.exists(path_temp)) // 存在路径则删除, 否则会报错
  fs.delete(path_temp, true);
FileOutputFormat.setOutputPath(job_train, path_temp);
if(!job_train.waitForCompletion(true))
  System.exit(1);
```

第二个模型设置方法极其相似不重复

# 测试运行

在master准备就绪后,文本训练集合与测试集合被放入,部分截图如下

train.txt

test.txt

将程序部署到master后,运行编译好的NB.jar程序包,定义 /NBinput 为文件操作目录,tanzby为程序输入目录

```
hadoop jar NB.jar Main /NBinput train.txt text.txt tanzby
```

#### 第一个模型正在运行 map与 reduce

```
18/01/07 00:09:37 INFO mapreduce.Job: map 0% reduce 0% sisses they cut the pizza into square 18/01/07 00:09:48 INFO mapreduce.Job: map 25% reduce 0% retiens ... and it came out with what too 18/01/07 00:09:51 INFO mapreduce.Job: map 46% reduce 0% 18/01/07 00:09:54 INFO mapreduce.Job: map 66% reduce 0% 18/01/07 00:09:58 INFO mapreduce.Job: map 67% reduce 0% 18/01/07 00:09:59 INFO mapreduce.Job: map 67% reduce 0% 18/01/07 00:10:05 INFO mapreduce.Job: map 100% reduce 100% as evil of a treat and the flavor 18/01/07 00:10:05 INFO mapreduce.Job: Job job_1515140658944_0068 completed successfully
```

#### 第二个模型正在运行 map与 reduce

```
18/01/07 00:10:12 INFO mapreduce.Job: map 0% reduce 0% 12.56M. Code insight features are not available 18/01/07 00:10:20 INFO mapreduce.Job: map 100% reduce 0% 10:25 INFO mapreduce.Job: map 100% reduce 100% 10:25 INFO mapreduce.Job: Job job 1515140658944_0069 completed successfully
```

共耗时不过一分钟,可见hadoop效率还是很高的,可以得到结果

```
tanemaster:~/NB$ cd tanzby/
[tan@master:~/NB/tanzby$ ls ]
part-r-00000 _SUCCESS
tan@master:~/NB/tanzby$ cat part-r-00000
        MID
1
2
        MID
3
        MID
4
        MID
5
        MID
6
        MID
        MID anzby/
```