大数据处理综合实验

实验二 倒排索引 实验报告

组别: 2020st39

组长: 171860662 山越 <u>1025331716@qq.com</u>

目录

大数据处理综合家	实验	1
	实验报告	
组别: 2020s	st39	1
组长: 17186	50662 山越 1025331716@qq.com	1
— .	实验设计	1
<u> </u>	程序运行和实验结果说明	8
三.	遇到的问题和不足之处	12
四 .	小组成员分工	12

一. 实验设计

(一) 基础部分: 带词频属性的文档倒排算法

1. 设计思路

由于需要实现带词频属性的文档倒排算法,所以我们按照课上所讲内容采取了基本的倒排索引结构,即一个单词对应多个包含文件名和有效负载的 posting。同时,考虑到直接采用这种结构所导致的规模瓶颈,我们对 Mapper 传递给 Reducer 的键值对做了 value-to-key conversion,以方便对传入 Reducer 的信息进行排序。

我们采用了默认的 InputFormat,即 map 函数的输入键值对为<行号,该行内容>,所以输入 key 和 value 的类型分别是 Object 和 Text。map 中完成的动作为:对行内的每个词,发射当前文档名和出现一次的组合字符串。因为要实现值-键转换,所以 map 函数的输出键值对为<单词#文档名,1>,即 key 为单词与文档名的组合字符串,类型为 Text; value 直接设为 1,类型为 IntWritable。

因为 map 的输出键值对中,key 不再是单纯的单词,所以为保证 shuffle 的过程中将同

一单词的记录发给同一个 Reducer,需要重新定义 Partitioner,使其分发记录时只根据 key 中的单词部分进行分发。

对于 reduce 函数,它会不断接收到上述键值对,且已根据其输入 key 进行了排序,即同一单词的记录总会相邻出现。此时,由于 Reducer 接收到的键值对是由 Mapper 输出的,且经过归并将相同 key 的 value 组成了列表,所以其输入 key 的类型仍为 Text,而输入 value 的类型则为 Iterable IntWritable >。而 reduce 中完成的动作为:对某个单词,统计其在每个文档中出现的次数,统计其出现过的文档数,统计其出现过的总次数,最后算出词频、拼接得到输出 value、完成发射。所以最后输出的 key 为该单词, value 为其词频等信息,类型均为 Text。

2. 源代码说明

InvertedIndexMapper.java

```
//InvertedIndexMapper.java
import java.io.IOException;
import java.util.StringTokenizer;
import org.apache.hadoop.io.IntWritable;
import org.apache.hadoop.io.Text;
import org.apache.hadoop.mapreduce.Mapper;
import org.apache.hadoop.mapreduce.lib.input.FileSplit;
public class InvertedIndexMapper extends Mapper<Object, Text, Text, IntWritable>
     protected void map(Object key, Text value, Context context)
     // default RecordReader: LineRecordReader
     // key: line offset; value: line string
     throws IOException, InterruptedException
         FileSplit fileSplit = (FileSplit)context.getInputSplit();
        String fileName = fileSplit.getPath().getName(); //获取文件名
int pos = fileName.indexOf(".");
        if (pos > 0) {
             fileName = fileName.substring(0, pos); //去除.txt.segmented文件名后缀
         Text word = new Text();
         StringTokenizer itr = new StringTokenizer(value.toString()); //分词
        IntWritable one = new IntWritable(1); //预备发射的value, 表示出现一次
        while(itr.hasMoreTokens()) {
            word.set(itr.nextToken() + "#" + fileName); //预备发射的key,格式为"单词#文件名" context.write(word, one); //发射键值对<单词#文件名,1>
    }
}
```

InvertedIndexPartitioner.java

```
//InvertedIndexPartitioner.java
import org.apache.hadoop.io.IntWritable;
import org.apache.hadoop.io.Text;
import org.apache.hadoop.mapreduce.lib.partition.HashPartitioner;

public class InvertedIndexPartitioner extends HashPartitioner<Text, IntWritable> {

    @Override
    public int getPartition(Text key, IntWritable value, int numReduceTasks) {
        String term = key.toString().split("#")[0]; //把原来的key按照#拆分,取#前的单词部分
        return super.getPartition(new Text(term), value, numReduceTasks);
        //用单词部分进行Partition.确保同一单词发给同一Reducer
    }
}
```

InvertedIndexReducer.java

InvertedIndexer.java

```
//InvertedIndexer.java
import org.apache.hadoop.conf.Configuration;
import org.apache.hadoop.fs.Path;
import org.apache.hadoop.io.IntWritable;
import org.apache.hadoop.io.Text;
import org.apache.hadoop.mapreduce.Job;
import org.apache.hadoop.mapreduce.lib.input.FileInputFormat;
import org.apache.hadoop.mapreduce.lib.output.FileOutputFormat;
public class InvertedIndexer
    public static void main(String[] args)
        try
            Configuration conf = new Configuration();
            Job job = Job.getInstance(conf, "InvertedIndex");
            job.setJarByClass(InvertedIndexer.class);
            job.setMapperClass(InvertedIndexMapper.class);
            job.setPartitionerClass(InvertedIndexPartitioner.class);
            job.setReducerClass(InvertedIndexReducer.class);
            job.setOutputKeyClass(Text.class); //map的输出key类型为Text
            job.setOutputValueClass(IntWritable.class); //map的输出value类型为IntWritable
            FileInputFormat.addInputPath(job, new Path(args[0]))
            FileOutputFormat.setOutputPath(job, new Path(args[1]));
            System.exit(job.waitForCompletion(true) ? 0 : 1);
        catch (Exception e)
            e.printStackTrace():
        }
    }
```

(二) 选做部分一: 针对词频进行全局排序

1. 设计思路

与基础部分类似,对每个词语的平均出现次数进行全局排序只能由 MapReduce 框架完成,内部排序会面临规模瓶颈。所以我们使用上述基础部分的输出文件作为全局排序的输入,此时我们选用在每行里分别读取 key 和 value 的输入方式作为 InputFormat, 并对读取的键值对做 value-to-key conversion,将输入 value 中的词频部分作为输出的 key,而输出的 value则用来保存信息。

我们采用了 KeyValueTextInputFormat, 即 map 函数对输入文件的每一行分别读取 key 和 value, 输入 key 和 value 的类型分别是 Object 和 Text。map 中完成的动作为: 将输入 value 中的词频部分拆分出来作为输出的 key, 而输出 value 则用来保存信息。因为要便于 MapReduce 框架进行排序,所以输出 key 类型为 FloatWritable,输出 value 类型为 Text。

对于 reduce 函数,它接收到的键值对已根据词频进行了排序。此时,其输入 key 的类型仍为 FloatWritable,而输入 value 的类型则为 lterable<Text>。由于已完成排序,所以 reduce中完成的动作仅仅是将 value 中保存的信息拆分开,那么最后输出的 key 为该单词, value

为其词频等信息,类型均为 Text。

2. 源代码说明

GlobalSortMapper.java

GlobalSortReducer.java

GlobalSort.java

```
//GlobalSort.java
import org.apache.hadoop.conf.Configuration;
import org.apache.hadoop.fs.Path;
import org.apache.hadoop.io.FloatWritable;
import org.apache.hadoop.io.Text;
import org.apache.hadoop.mapreduce.Job;
import org.apache.hadoop.mapreduce.lib.input.FileInputFormat;
\textbf{import} \ \text{org.apache.hadoop.mapreduce.lib.input.KeyValueTextInputFormat};
import org.apache.hadoop.mapreduce.lib.output.FileOutputFormat;
public class GlobalSort {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        Configuration conf = new Configuration();
         if (args.length != 2) {
             System.err.println("Usage: InvertedIndex <in> <out>");
             System.exit(2);
         Job job = Job.getInstance(conf, "InvertedIndex");
         job.setJarByClass(GlobalSort.class);
         job.setInputFormatClass(KeyValueTextInputFormat.class); //读取文件时,在每行中分别读取key和value
         job.setMapperClass(GlobalSortMapper.class);
         job.setReducerClass(GlobalSortReducer.class);
        job.setOutputKeyClass(FloatWritable.class); //map的輸出key类型为FloatWritable job.setOutputValueClass(Text.class); //map的输出value类型为Text
         FileInputFormat.addInputPath(job, new Path(args[0]));
         FileOutputFormat.setOutputPath(job, new Path(args[1]));
        System.exit(job.waitForCompletion(true) ? 0 : 1);
    }
}
```

(三) 选做部分二: 计算 TF-IDF

1. 设计思路

鉴于基础部分的输出结果已经包含了计算 TF-IDF 的几乎全部信息,所以这一部分的输入定为基础部分的输出文件。不过,还缺少了语料库文档总数这个参数,所以要将语料库路径同样作为该部分 jar 包的运行参数,统计路径下的文件数量,将其通过可以全局传递的Configuration 类型的变量 conf 传递给 Mapper。

这里我们同样采用了 KeyValueTextInputFormat, 即 map 函数对输入文件的每一行分别读取 key 和 value, 输入 key 和 value 的类型分别是 Object 和 Text。map 中完成的动作为:将输入 value 中的除词频之外的部分拆分出来进行分析,对于拆分的每一项,都表示输入 key 所代表的单词在某个文档中出现的次数;然后对拆分出的每一项,提取其中的作者名和出现次数计入一个 Map 表里,也就是说说,该表记录当前单词在不同作者的文档中的 TF;最后遍历该表,计算 TF*IDF 并发射结果。这里的输出 key 为作者名,输出 value 为单词和 TF-IDF 的组合字符串,所以类型均为 Text。

由于 Mapper 的输出结果经过框架自动排序后已经可以作为整体输出,所以这一部分使用默认 Reducer。

2. 源代码说明

Tfldf.java

```
//TfIdf.java
import org.apache.hadoop.conf.Configuration;
import org.apache.hadoop.fs.FileStatus;
import org.apache.hadoop.fs.FileSystem;
import org.apache.hadoop.fs.Path;
import org.apache.hadoop.io.Text;
import org.apache.hadoop.mapreduce.Job;
import org.apache.hadoop.mapreduce.lib.input.FileInputFormat;
import org.apache.hadoop.mapreduce.lib.input.KeyValueTextInputFormat;
import org.apache.hadoop.mapreduce.lib.output.FileOutputFormat;
public class TfIdf {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        Configuration conf = new Configuration();
         if (args.length != 3) {
             System.err.println("Usage: TfIdf <in> <out> <raw-in>");
//輸入参数个数为3,分别为InvertedIndex的輸出文件、輸出路径、InvertedIndex的原始輸入文件
             System.exit(2);
        }
        FileSystem fs = FileSystem.get(conf);
        FileStatus []files = fs.listStatus(new Path(args[2])); //获取语料库文档总数 conf.setInt("fileNumbers", files.length); //将上述语料库文档总数借助变量conf进行全局传递
        Job job = Job.getInstance(conf, "TfIdf");
        job.setJarByClass(TfIdf.class);
        job.setInputFormatClass(KeyValueTextInputFormat.class);
//由于读取的是InvertedIndex的输出文件,所以对于每行分别读取key和value
         job.setMapperClass(TfIdfMapper.class);
         //无须指定Reducer行为,所以使用默认Reducer
        job.setOutputKeyClass(Text.class); //map的输出key类型为Text
         job.setOutputValueClass(Text.class); //map的输出value类型为Text
        FileInputFormat.addInputPath(job, new Path(args[0]));
         FileOutputFormat.setOutputPath(job, new Path(args[1]));
         System.exit(job.waitForCompletion(true) ? 0 : 1);
    }
}
```

TfldfMapper.java

```
//TfIdfMapper.java
import java.io.IOException;
 import java.util.HashMap;
import java.util.Map;
import org.apache.hadoop.io.Text;
 import org.apache.hadoop.mapreduce.Mapper;
public class TfIdfMapper extends Mapper<Object, Text, Text,
                         int fileNumbers = Integer.parseInt(context.getConfiguration().get("fileNumbers")); //获取语料库文档总数
                       //拆分出数字之前的作者名
                                                            author = author + authorNumArticle.substring(i, i + 1);
                                                           break;
                                    int freq = Integer.parseInt(term.split(":")[1]); //得到当前单词在当前文档中的出现次数if(authorMap.containsKey(author)) //若authorMap中存在key为author, 那么将其value自增<u>freq</u>
                                   authorMap.put(author, authorMap.get(author)+freq); else //若不存在,则直接置为freq
                                                 authorMap.put(author, freq);
                        for(Map.Entry<String, Integer> entry:authorMap.entrySet()) {
    Text name = new Text();
                                     name.set(entry.getKey());
                                   if(!entry.getKey().equals("")) //对authorMap中有效的每一项,发射键值对<作者,单词#TF*IDF>
                                                context.write(name, new Text(key + "#" + String.format("%.02f", entry.getValue()*idf)));
}
```

二. 程序运行和实验结果说明

(一) 输出结果

1. 基础部分的输出文件

输出文件在 HDFS 上的路径: /user/2020st39/Lab2_out/basic_out



2. "江湖"、"风雪"两个单词的输出结果

江湖:

江湖 116.06,卧龙生01:275;卧龙生02:329;卧龙生03:402;卧龙生04:105;卧龙生05:298;卧龙生06:244;卧龙生07:269;卧

风雪:

风雪 4.53,卧龙生01:3;卧龙生07:16;卧龙生08:1;卧龙生09:1;卧龙生12:36;卧龙生15:4;卧龙生18:9;卧龙生19:2;卧龙生22

3. 针对词频进行全局排序的输出文件

输出文件在 HDFS 上的路径: /user/2020st39/Lab2_out/sort_out



4. TF-IDF 的输出文件

输出文件在 HDFS 上的路径: /user/2020st39/Lab2_out/TFIDF_out



(二) WebUI 执行报告

1. 基础部分



2. 针对词频进行全局排序



3. TF-IDF



三. 遇到的问题和不足之处

1. 计算 TF-IDF 时,我们将几乎所有动作都交由 Mapper 完成。反思时我们发现,当时的思路不够开阔,使得 Reducer 的功能没有发挥出来。其实这个 Job 同样可以由 Mapper 分发、在 Reducer 中完成统计,在效率上可能会有所提升。

四. 小组成员分工

学号	姓名	分工
171860662	山越	提交集群和实验报告撰写
171860663	马少聪	基础和选做部分代码实现
171860664	谢鹏飞	基础和选做部分代码实现
171860681	冯旭晨	数据测试