深入理解Spark 2.1 Core (九): 迭代计算和Shuffle的原理与源码分析

┃ 版权声明:本文为博主原创文章,转载请附上原文地址。 http://blog.csdn.net/u011239443/article/details/54981376

在博文《深入理解Spark 2.1 Core (七): 任务执行的原理与源码分析》我们曾讲到过:

Task有两个子类,一个是非最后的Stage的Task, ShuffleMapTask; 一个是最后的Stage的Task, ResultTask。它们都覆盖了Task的runTask方法。

我们来看一下ShuffleMapTask的runTask方法中的部分代码:

```
1
       var writer: ShuffleWriter[Any, Any] = null
 2
       try {
       //获取 shuffleManager
 3
 4
         val manager = SparkEnv.get.shuffleManager
 5
 6
         writer = manager.getWriter[Any, Any](dep.shuffleHandle, partitionId, context)
 7
        // 调用writer.write 开始计算RDD,
        // 这部分 我们会在后续博文讲解
 8
9
         writer.write(rdd.iterator(partition, context).asInstanceOf[Iterator[_ <: Product2[Any, Any]]])</pre>
10
        // 停止计算, 并返回结果
         writer.stop(success = true).get
11
12
       }
```

这篇博文, 我们就来深入这部分源码。

RDD迭代

调用栈如下:

- rdd.iterator
 - · rdd.computeOrReadCheckpoint
 - rdd.MapPartitionsRDD.compute

•

• rdd.HadoopRDD.compute

rdd.RDD.iterator

我们先来看writer.write传入的参数:

```
1 rdd.iterator(partition, context).asInstanceOf[Iterator[_ <: Product2[Any, Any]]]
```

partition是该任务所在的分区, context为该任务的上下文。

rdd.iterator的方法如下:

```
1
    final def iterator(split: Partition, context: TaskContext): Iterator[T] = {
2
    // 此部分关于存储, 会在后续讲解
3
      if (storageLevel != StorageLevel.NONE) {
4
        getOrCompute(split, context)
5
      } else {
6
        computeOrReadCheckpoint(split, context)
7
      }
8
    }
```

rdd.RDD.computeOrReadCheckpoint

我们来看下上述的computeOrReadCheckpoint方法:

```
1
     private[spark] def computeOrReadCheckpoint(split: Partition, context: TaskContext): Iterator[T] =
2
3
     // 若Checkpointed 获取结果
4
       if (isCheckpointedAndMaterialized) {
         firstParent[T].iterator(split, context)
5
6
7
       // 否则计算
8
         compute(split, context)
9
10
     }
```

rdd.MapPartitionsRDD.compute

这里对 compute 实现的 RDD 是 MapPartitions RDD:

```
override def compute(split: Partition, context: TaskContext): Iterator[U] =
f(context, split.index, firstParent[T].iterator(split, context))
```

我们可以看到,这里还是会调用 firstParent[T].iterator,这样父RDD继续调用 MapPartitionsRDD.compute,这样一层层的向上调用,直到最初的RDD。

rdd.HadoopRDD.compute

若是从HDFS读取生成的最初的RDD,则经过层层调用,会调用到HadoopRDD.compute。下面我们来看下该方法:

```
override def compute(theSplit: Partition, context: TaskContext): InterruptibleIterator[(K, V)] = {
1
2
     // iter 是NextIterator匿名类的一个对象
3
      val iter = new NextIterator[(K, V)] {
   5
6
7
        private val split = theSplit.asInstanceOf[HadoopPartition]
8
        logInfo("Input split: " + split.inputSplit)
9
        // hadoop的配置
10
        private val jobConf = getJobConf()
11
12
        // 用于计算字节读取
13
        private val inputMetrics = context.taskMetrics().inputMetrics
14
        // 之前写入的值
        private val existingBytesRead = inputMetrics.bytesRead
15
16
17
        // 设置 文件名的 线程本地值
        split.inputSplit.value match {
18
19
          case fs: FileSplit => InputFileNameHolder.setInputFileName(fs.getPath.toString)
20
          case _ => InputFileNameHolder.unsetInputFileName()
21
        }
22
23
        // 用干返回该线程从文件读取的字节数
24
25
        // 需要在RecordReader创建前创建
        // 因为RecordReader的构造函数可能需要读取一些字节
26
        private val getBytesReadCallback: Option[() => Long] = split.inputSplit.value match {
27
28
          case _: FileSplit | _: CombineFileSplit =>
29
            SparkHadoopUtil.get.getFSBytesReadOnThreadCallback()
30
          case _ => None
31
32
        //对于 Hadoop 2.5以上的版本, 我们从线程本地HDFS统计中得到输入的字节数。
33
```

```
34
          // 如果我做一个合并操作的话,
          // 我们需要在同一个任务且同一个线程理计算多个分区。
35
         // 在这种情况下, 我们需要去避免覆盖之前分区中已经被写入的值
36
37
         private def updateBytesRead(): Unit = {
38
           getBytesReadCallback.foreach { getBytesRead =>
             inputMetrics.setBytesRead(existingBytesRead + getBytesRead())
39
40
41
         }
42
43
         private var reader: RecordReader[K, V] = null
44
         // 即 TextinputFormat
         private val inputFormat = getInputFormat(jobConf)
45
46
          // 添加hadoop相关任务配置
47
         HadoopRDD.addLocalConfiguration(
           new SimpleDateFormat("yyyyMMddHHmmss", Locale.US).format(createTime),
48
49
           context.stageId, theSplit.index, context.attemptNumber, jobConf)
50
        // 创建RecordReader
         reader =
51
52
           try {
53
             inputFormat.getRecordReader(split.inputSplit.value, jobConf, Reporter.NULL)
54
           } catch {
55
             case e: IOException if ignoreCorruptFiles =>
56
               logWarning(s"Skipped the rest content in the corrupted file: ${split.inputSplit}", e)
               finished = true
57
58
               nu11
59
         // 注册任务完成回调来关闭输入流
60
61
         context.addTaskCompletionListener{ context => closeIfNeeded() }
62
         // key: LongWritable
         private val key: K = if (reader == null) null.asInstanceOf[K] else reader.createKey()
63
64
         // v: Text
         private val value: V = if (reader == null) null.asInstanceOf[V] else reader.createValue()
65
66
67
        // 对reader.next的代理
68
         override def getNext(): (K, V) = {
69
           trv {
             finished = !reader.next(key, value)
70
71
           } catch {
72
             case e: IOException if ignoreCorruptFiles =>
               logWarning(s"Skipped the rest content in the corrupted file: ${split.inputSplit}", e)
73
74
               finished = true
75
           if (!finished) {
76
77
             inputMetrics.incRecordsRead(1)
78
           if (inputMetrics.recordsRead % SparkHadoopUtil.UPDATE_INPUT_METRICS_INTERVAL_RECORDS == 0) {
79
80
           // 更新inputMetrics的BytesRead
81
             updateBytesRead()
           }
82
83
           (key, value)
84
85
86
         // 关闭
87
         override def close() {
           if (reader != null) {
88
89
             InputFileNameHolder.unsetInputFileName()
90
             try {
91
               reader.close()
92
             } catch {
93
               case e: Exception =>
                 if (!ShutdownHookManager.inShutdown()) {
94
95
                   logWarning("Exception in RecordReader.close()", e)
96
                 }
             } finally {
97
```

```
98
                  reader = null
   99
                }
                if (getBytesReadCallback.isDefined) {
  100
  101
                  updateBytesRead()
  102
                } else if (split.inputSplit.value.isInstanceOf[FileSplit] ||
                          split.inputSplit.value.isInstanceOf[CombineFileSplit]) {
  103
  104
  105
                    inputMetrics.incBytesRead(split.inputSplit.value.getLength)
  106
                  } catch {
  107
                    case e: java.io.IOException =>
  108
                      logWarning("Unable to get input size to set InputMetrics for task", e)
  109
                  }
  110
                }
  111
              }
  112
            }
  113
          }
  114
          new InterruptibleIterator[(K, V)](context, iter)
        }
  115
InterruptibleIterator传入参数iter,可以看成是NextIterator类的代理:
      class InterruptibleIterator[+T](val context: TaskContext, val delegate: Iterator[T])
    1
    2
        extends Iterator[T] {
    3
        def hasNext: Boolean = {
    4
    5
          if (context.isInterrupted) {
    6
            throw new TaskKilledException
    7
          } else {
    8
            delegate.hasNext
    9
          }
   10
        }
   11
        def next(): T = delegate.next()
   12
迭代返回
当 rdd.HadoopRDD.compute 运算完毕后,生成的初始的RDD计算结果。退回到 rdd.HadoopRDD.compute 便可以调用函数 f:
    1 f(context, split.index, firstParent[T].iterator(split, context))
f计算出第二个的RDD计算结果,以此类推,一层层的返回。最终回到writer.write:
    1 writer.write(rdd.iterator(partition, context).asInstanceOf[Iterator[_ <: Product2[Any, Any]]])</pre>
ShuffleWriter是一个抽象类,它有子类SortShuffleWriter。SortShuffleWriter.write:
        override def write(records: Iterator[Product2[K, V]]): Unit = {
    1
    2
        // 创建ExecutorSorter,
    3
        // 用于Shuffle Map Task 输出结果排序
    4
          sorter = if (dep.mapSideCombine) {
          // 当计算结果需要combine,
    5
    6
          // 则外部排序进行聚合
            require(dep.aggregator.isDefined, "Map-side combine without Aggregator specified!")
    7
    8
            new ExternalSorter[K, V, C](
    9
              context, dep.aggregator, Some(dep.partitioner), dep.keyOrdering, dep.serializer)
   10
          } else {
          // 否则,外部排序不进行聚合
   11
   12
            new ExternalSorter[K, V, V](
              context, aggregator = None, Some(dep.partitioner), ordering = None, dep.serializer)
   13
   14
          // 根据排序方式,对数据进行排序并写入内存缓冲区。
```

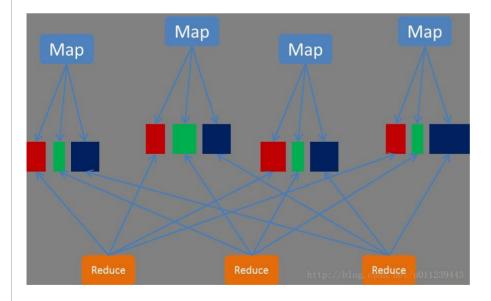
```
16
       // 若排序中计算结果超出的阈值,
17
       // 则将其溢写到磁盘数据文件
       sorter.insertAll(records)
18
19
     // 通过shuffle编号和map编号来获取该数据文件
20
       val output = shuffleBlockResolver.getDataFile(dep.shuffleId, mapId)
21
22
       val tmp = Utils.tempFileWith(output)
23
       try {
       // 通过shuffle编号和map编号来获取 ShuffleBlock 编号
24
25
         val blockId = ShuffleBlockId(dep.shuffleId, mapId, IndexShuffleBlockResolver.NOOP_REDUCE_ID)
        // 在外部排序中,
26
         // 有部分结果可能在内存中
27
         // 另外部分结果在一个或多个文件中
28
29
         // 需要将它们merge成一个大文件
        val partitionLengths = sorter.writePartitionedFile(blockId, tmp)
30
31
         // 创建索引文件
         // 将每个partition在数据文件中的起始与结束位置写入到索引文件
32
              shuffleBlockResolver.writeIndexFileAndCommit(dep.shuffleId, mapId, partitionLengths, tmp)
33
34
        // 将元数据写入mapStatus
        // 后续任务通过该mapStatus得到处理结果信息
35
        mapStatus = MapStatus(blockManager.shuffleServerId, partitionLengths)
36
37
       } finally {
         if (tmp.exists() && !tmp.delete()) {
38
          logError(s"Error while deleting temp file ${tmp.getAbsolutePath}")
39
40
41
       }
42
     }
```

Shuffle原理概要

MapReduce Shuffle原理 与 Spark Shuffle 原理

MapReduce Shuffle 原理 与 Spark Shuffle 原理可以参阅腾讯的一篇博文 《MapReduce Shuffle原理 与 Spark Shuffle原理》

在这里我们重新讲解下早起Spark Shuffle的过程:



- map任务会给每个reduce任务分配一个bucket。假设有M个map任务,每个map任务有N个reduce任务,则map阶段一共会创建MxR 个bucket。
- map 任务会将产生的中间结果按照partitione写入到不同的bucket中
- reduce任务从本地或者远端的map任务所在的BlockManager获取相应的bucket作为输入

MapReduce Shuffle 与 Spark Shuffle缺陷

MapReduce Shuffle缺陷

- map任务产生的结果排序后会写入磁盘,reduce获取map任务产生的结果会在磁盘上merge sort,产生很多磁盘I/O
- 当数量很小,但是map和reduce任务很多时,会产生很多网络I/O

Spark Shuffle缺陷

- map任务产生的结果先写入内存,当一个节点输出的结果集很大是,容易内存紧张
- map任务数量与reduce数量大了, bucket数量容易变得非常大, 这就带来了两个问题:
 - 每打开一个文件(bucket为一个文件)都会暂用一定内存,容易内存紧张
 - 若bucket本身很小,而对于系统来说遍历多个文件是随机读取,那么磁盘I/O性能会变得非常差

Spark shuffle 的优化

- 把相同的partition的bucket放在一个文件中
- 使用缓存及聚合算法对map任务的输出结果进行聚合
- 使用缓存及聚合算法对reduce从map拉取的输出结果进行聚合
- 缓存超出阈值时,将数据写入磁盘
- reduce任务将同一BlockManager地址的Block累计,减少网络请求