尚硅谷大数据技术之 SparkCore

(作者：尚硅谷大数据研发部)

版本：V1.2

第 1 章 RDD 概述

1.1 什么是 RDD

RDD（Resilient Distributed Dataset）叫做弹性分布式数据集，是 Spark 中最基本的数据抽象。代码中是一个抽象类，它代表一个弹性的、不可变、可分区、里面的元素可并行计算的集合。

1.2 RDD 的属性

```
* Internally, each RDD is characterized by five main properties:
*
*  - A list of partitions
*  - A function for computing each split
*  - A list of dependencies on other RDDs
*  - Optionally, a Partitioner for key-value RDDs (e.g. to say that the RDD is hash-partitioned)
*  - Optionally, a list of preferred locations to compute each split on (e.g. block locations for
*    an HDFS file)
```

1) 一组分区（Partition），即数据集的基本组成单位;
2) 一个计算每个分区的函数;
3) RDD 之间的依赖关系;
4) 一个 Partitioner，即 RDD 的分片函数;
5) 一个列表，存储存取每个 Partition 的优先位置（preferred location）。

1.3 RDD 特点

RDD 表示只读的分区的数据集，对 RDD 进行改动，只能通过 RDD 的转换操作，由一个 RDD 得到一个新的 RDD，新的 RDD 包含了从其他 RDD 衍生所必需的信息。RDDs 之间存在依赖，RDD 的执行是按照血缘关系延时计算的。如果血缘关系较长，可以通过持久化 RDD 来切断血缘关系。

1.3.1 弹性

存储的弹性：内存与磁盘的自动切换；

容错的弹性：数据丢失可以自动恢复；

计算的弹性：计算出错重试机制；

分片的弹性：可根据需要重新分片。

1.3.2 分区

RDD 逻辑上是分区的，每个分区的数据是抽象存在的，计算的时候会通过一个 compute 函数得到每个分区的数据。如果 RDD 是通过已有的文件系统构建，则 compute 函数是读取指定文件系统中的数据，如果 RDD 是通过其他 RDD 转换而来，则 compute 函数是执行转换逻辑将其他 RDD 的数据进行转换。

1.3.3 只读

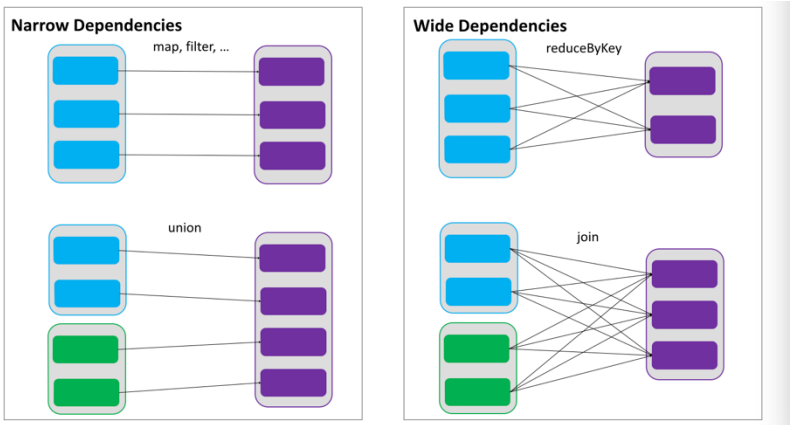
如下图所示，RDD 是只读的，要想改变 RDD 中的数据，只能在现有的 RDD 基础上创建新的 RDD。

由一个 RDD 转换到另一个 RDD，可以通过丰富的操作算子实现，不再像 MapReduce 那样只能写 map 和 reduce 了。

RDD 的操作算子包括两类，一类叫做 transformations，它是用来将 RDD 进行转化，构建 RDD 的血缘关系；另一类叫做 actions，它是用来触发 RDD 的计算，得到 RDD 的相关计算结果或者将 RDD 保存的文件系统中。下图是 RDD 所支持的操作算子列表。

1.3.4 依赖

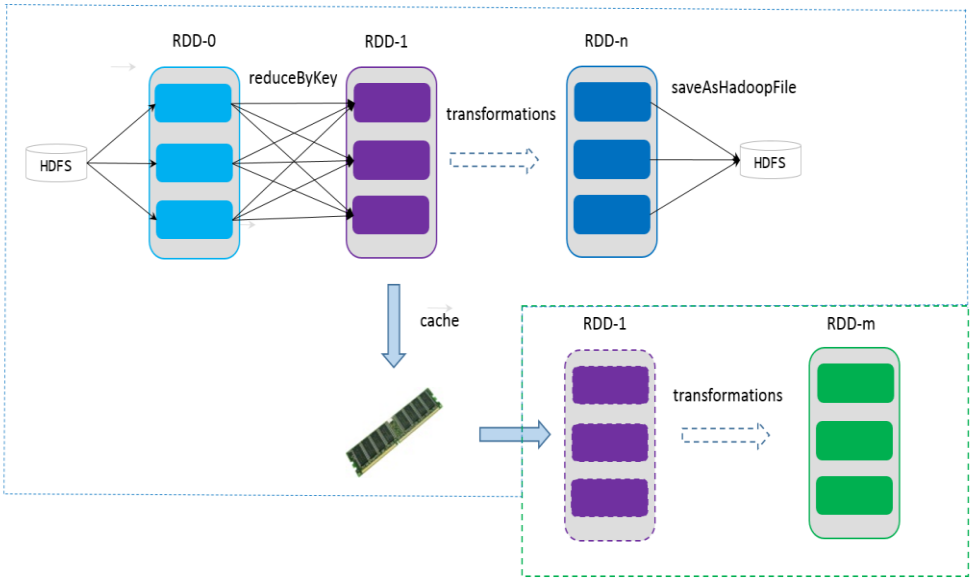
RDDs 通过操作算子进行转换，转换得到的新 RDD 包含了从其他 RDDs 衍生所必需的信息，RDDs 之间维护着这种血缘关系，也称之为依赖。如下图所示，依赖包括两种，一种是窄依赖，RDDs 之间分区是一一对应的，另一种是宽依赖，下游 RDD 的每个分区与上游 RDD(也称之为父 RDD)的每个分区都有关，是多对多的关系。



RDD之间依赖关系

1.3.5 缓存

如果在应用程序中多次使用同一个 RDD，可以将该 RDD 缓存起来，该 RDD 只有在第一次计算的时候会根据血缘关系得到分区的数据，在后续其他地方用到该 RDD 的时候，会直接从缓存处取而不用再根据血缘关系计算，这样就加速后期的重用。如下图所示，RDD-1 经过一系列的转换后得到 RDD-n 并保存到 hdfs，RDD-1 在这一过程中会有个中间结果，如果将其缓存到内存，那么在随后的 RDD-1 转换到 RDD-m 这一过程中，就不会计算其之前的 RDD-0 了。



1.3.6 CheckPoint

虽然 RDD 的血缘关系天然地可以实现容错，当 RDD 的某个分区数据失败或丢失，可以通过血缘关系重建。但是对于长时间迭代型应用来说，随着迭代的进行，RDDs 之间的血缘关系会越来越长，一旦在后续迭代过程中出错，则需要通过非常长的血缘关系去重建，势必影响性能。为此，RDD 支持 checkpoint 将数据保存到持久化的存储中，这样就可以切断之前的血缘关系，因为 checkpoint 后的 RDD 不需要知道它的父 RDDs 了，它可以从 checkpoint 处拿到数据。

第 2 章 RDD 编程

2.1 编程模型

在 Spark 中，RDD 被表示为对象，通过对象上的方法调用来对 RDD 进行转换。经过一系列的 transformations 定义 RDD 之后，就可以调用 actions 触发 RDD 的计算，action 可

以是向应用程序返回结果(count, collect 等)，或者是向存储系统保存数据(saveAsTextFile 等)。在 Spark 中，只有遇到 action，才会执行 RDD 的计算(即延迟计算)，这样在运行时可以通过管道的方式传输多个转换。

要使用 Spark，开发者需要编写一个 Driver 程序，它被提交到集群以调度运行 Worker，如下图所示。Driver 中定义了一个或多个 RDD，并调用 RDD 上的 action，Worker 则执行 RDD 分区计算任务。

2.2 RDD 的创建

在 Spark 中创建 RDD 的创建方式可以分为三种：从集合中创建 RDD；从外部存储创建 RDD；从其他 RDD 创建。

2.2.1 从集合中创建

从集合中创建 RDD，Spark 主要提供了两种函数：parallelize 和 makeRDD

1）使用 parallelize()从集合创建

```
scala> val rdd = sc.parallelize(Array(1,2,3,4,5,6,7,8))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[0] at parallelize at <console>:24
```

2）使用 makeRDD()从集合创建

```
scala> val rdd1 = sc.makeRDD(Array(1,2,3,4,5,6,7,8))
rdd1: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[1] at makeRDD at <console>:24
```

2.2.2 由外部存储系统的数据集创建

包括本地的文件系统，还有所有 Hadoop 支持的数据集，比如 HDFS、Cassandra、HBase 等，我们会在第 4 章详细介绍。

```
scala> val rdd2= sc.textFile("hdfs://hadoop102:9000/RELEASE")
rdd2: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = hdfs:// hadoop102:9000/RELEASE MapPartitionsRDD[4] at textFile at <console>:24
```

2.2.3 从其他 RDD 创建

详见 2.3 节

2.3 RDD 的转换（面试开发重点）

RDD 整体上分为 Value 类型和 Key-Value 类型

2.3.1 Value 类型

2.3.1.1 map(func)案例

1. 作用：返回一个新的 RDD，该 RDD 由每一个输入元素经过 func 函数转换后组成

2. 需求：创建一个 1-10 数组的 RDD，将所有元素*2 形成新的 RDD

（1）创建

```
scala> var source  = sc.parallelize(1 to 10)
source: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[8] at parallelize at <console>:24
```

（2）打印

```
scala> source.collect()
res7: Array[Int] = Array(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10)
```

（3）将所有元素*2

```
scala> val mapadd = source.map(_ * 2)
mapadd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = MapPartitionsRDD[9] at map at <console>:26
```

（4）打印最终结果

```
scala> mapadd.collect()
res8: Array[Int] = Array(2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20)
```

2.3.1.2 mapPartitions(func) 案例

1. 作用：类似于 map，但独立地在 RDD 的每一个分片上运行，因此在类型为 T 的 RDD 上运行时，func 的函数类型必须是 Iterator[T] => Iterator[U]。假设有 N 个元素，有 M 个分区，那么 map 的函数的将被调用 N 次,而 mapPartitions 被调用 M 次,一个函数一次处理所有分区。

2. 需求：创建一个 RDD，使每个元素*2 组成新的 RDD

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(Array(1,2,3,4))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[4] at parallelize at <console>:24
```

（2）使每个元素*2 组成新的 RDD

```
scala> rdd.mapPartitions(x=>x.map(_*2))
res3: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = MapPartitionsRDD[6] at mapPartitions at <console>:27
```

（3）打印新的 RDD

```
scala> res3.collect
res4: Array[Int] = Array(2, 4, 6, 8)
```

2.3.1.3 mapPartitionsWithIndex(func) 案例

1. 作用：类似于 mapPartitions，但 func 带有一个整数参数表示分片的索引值，因此在类型为 T 的 RDD 上运行时，func 的函数类型必须是(Int, Interator[T]) => Iterator[U]；

2. 需求：创建一个 RDD，使每个元素跟所在分区形成一个元组组成一个新的 RDD

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(Array(1,2,3,4))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[4] at parallelize at <console>:24
```

（2）使每个元素跟所在分区形成一个元组组成一个新的 RDD

```
scala> val indexRdd = rdd.mapPartitionsWithIndex((index,items)=>(items.map((index,_))))
```

```
indexRdd: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = MapPartitionsRDD[5] at mapPartitionsWithIndex at <console>:26
```

（3）打印新的 RDD

```
scala> indexRdd.collect
res2: Array[(Int, Int)] = Array((0,1), (0,2), (1,3), (1,4))
```

2.3.1.4 flatMap(func) 案例

1. 作用：类似于 map，但是每一个输入元素可以被映射为 0 或多个输出元素（所以 func 应该返回一个序列，而不是单一元素）

2. 需求：创建一个元素为 1-5 的 RDD，运用 flatMap 创建一个新的 RDD，新的 RDD 为原 RDD 的每个元素的扩展（1->1,2->1,2……5->1,2,3,4,5）

（1）创建

```
scala> val sourceFlat = sc.parallelize(1 to 5)
sourceFlat: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[12] at parallelize at <console>:24
```

（2）打印

```
scala> sourceFlat.collect()
res11: Array[Int] = Array(1, 2, 3, 4, 5)
```

（3）根据原 RDD 创建新 RDD（1->1,2->1,2……5->1,2,3,4,5）

```
scala> val flatMap = sourceFlat.flatMap(1 to _)
flatMap: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = MapPartitionsRDD[13] at flatMap at <console>:26
```

（4）打印新 RDD

```
scala> flatMap.collect()
res12: Array[Int] = Array(1, 1, 2, 1, 2, 3, 1, 2, 3, 4, 1, 2, 3, 4, 5)
```

2.3.1.5 map()和 mapPartition()的区别

1. map()：每次处理一条数据。

2. mapPartition()：每次处理一个分区的数据，这个分区的数据处理完后，原 RDD 中分区的数据才能释放，可能导致 OOM。

3. 开发指导：当内存空间较大的时候建议使用 mapPartition()，以提高处理效率。

2.3.1.6 glom 案例

1. 作用：将每一个分区形成一个数组，形成新的 RDD 类型时 RDD[Array[T]]

2. 需求：创建一个 4 个分区的 RDD，并将每个分区的数据放到一个数组

（1）创建

```
scala> val rdd = sc.parallelize(1 to 16,4)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[65] at parallelize at <console>:24
```

（2）将每个分区的数据放到一个数组并收集到 Driver 端打印

```
scala> rdd.glom().collect()
res25: Array[Array[Int]] = Array(Array(1, 2, 3, 4), Array(5, 6, 7, 8), Array(9, 10, 11, 12), Array(13,
```

```
14, 15, 16))
```

2.3.1.7 groupBy(func)案例

1. 作用：分组，按照传入函数的返回值进行分组。将相同的 key 对应的值放入一个迭代器。

2. 需求：创建一个 RDD，按照元素模以 2 的值进行分组。

（1）创建

```
scala> val rdd = sc.parallelize(1 to 4)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[65] at parallelize at <console>:24
```

（2）按照元素模以 2 的值进行分组

```
scala> val group = rdd.groupBy(_%2)
group: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Iterable[Int])] = ShuffledRDD[2] at groupBy at <console>:26
```

（3）打印结果

```
scala> group.collect
res0: Array[(Int, Iterable[Int])] = Array((0,CompactBuffer(2, 4)), (1,CompactBuffer(1, 3)))
```

2.3.1.8 filter(func) 案例

1. 作用：过滤。返回一个新的 RDD，该 RDD 由经过 func 函数计算后返回值为 true 的输入元素组成。

2. 需求：创建一个 RDD（由字符串组成），过滤出一个新 RDD（包含”xiao”子串）

（1）创建

```
scala> var sourceFilter = sc.parallelize(Array("xiaoming","xiaojiang","xiaohe","dazhi"))
sourceFilter: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = ParallelCollectionRDD[10] at parallelize at <console>:24
```

（2）打印

```
scala> sourceFilter.collect()
res9: Array[String] = Array(xiaoming, xiaojiang, xiaohe, dazhi)
```

（3）过滤出含” xiao”子串的形成一个新的 RDD

```
scala> val filter = sourceFilter.filter(_.contains("xiao"))
filter: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = MapPartitionsRDD[11] at filter at <console>:26
```

（4）打印新 RDD

```
scala> filter.collect()
res10: Array[String] = Array(xiaoming, xiaojiang, xiaohe)
```

2.3.1.9 sample(withReplacement, fraction, seed) 案例

1. 作用：以指定的随机种子随机抽样出数量为 fraction 的数据，withReplacement 表示是抽出的数据是否放回，true 为有放回的抽样，false 为无放回的抽样，seed 用于指定随机数生成器种子。

2. 需求：创建一个 RDD（1-10），从中选择放回和不放回抽样

（1）创建 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(1 to 10)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[20] at parallelize at <console>:24
```

（2）打印

```
scala> rdd.collect()
res15: Array[Int] = Array(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10)
```

（3）放回抽样

```
scala> var sample1 = rdd.sample(true,0.4,2)
sample1: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = PartitionwiseSampledRDD[21] at sample at <console>:26
```

（4）打印放回抽样结果

```
scala> sample1.collect()
res16: Array[Int] = Array(1, 2, 2, 7, 7, 8, 9)
```

（5）不放回抽样

```
scala> var sample2 = rdd.sample(false,0.2,3)
sample2: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = PartitionwiseSampledRDD[22] at sample at <console>:26
```

（6）打印不放回抽样结果

```
scala> sample2.collect()
res17: Array[Int] = Array(1, 9)
```

2.3.1.10 distinct([numTasks])) 案例

1. 作用：对源 RDD 进行去重后返回一个新的 RDD。默认情况下，只有 8 个并行任务来操作，但是可以传入一个可选的 numTasks 参数改变它。

2. 需求：创建一个 RDD，使用 distinct()对其去重。

（1）创建一个 RDD

```
scala> val distinctRdd = sc.parallelize(List(1,2,1,5,2,9,6,1))
distinctRdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[34] at parallelize at <console>:24
```

（2）对 RDD 进行去重（不指定并行度）

```
scala> val unionRDD = distinctRdd.distinct()
unionRDD: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = MapPartitionsRDD[37] at distinct at <console>:26
```

（3）打印去重后生成的新 RDD

```
scala> unionRDD.collect()
res20: Array[Int] = Array(1, 9, 5, 6, 2)
```

（4）对 RDD（指定并行度为 2）

```
scala> val unionRDD = distinctRdd.distinct(2)
unionRDD: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = MapPartitionsRDD[40] at distinct at <console>:26
```

（5）打印去重后生成的新 RDD

```
scala> unionRDD.collect()
res21: Array[Int] = Array(6, 2, 1, 9, 5)
```

2.3.1.11 coalesce(numPartitions) 案例

1. 作用：缩减分区数，用于大数据集过滤后，提高小数据集的执行效率。

2. 需求：创建一个 4 个分区的 RDD，对其缩减分区

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(1 to 16,4)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[54] at parallelize at <console>:24
```

（2）查看 RDD 的分区数

```
scala> rdd.partitions.size
res20: Int = 4
```

（3）对 RDD 重新分区

```
scala> val coalesceRDD = rdd.coalesce(3)
coalesceRDD: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = CoalescedRDD[55] at coalesce at <console>:26
```

（4）查看新 RDD 的分区数

```
scala> coalesceRDD.partitions.size
res21: Int = 3
```

2.3.1.12 repartition(numPartitions) 案例

1. 作用：根据分区数，重新通过网络随机洗牌所有数据。

2. 需求：创建一个 4 个分区的 RDD，对其重新分区

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(1 to 16,4)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[56] at parallelize at <console>:24
```

（2）查看 RDD 的分区数

```
scala> rdd.partitions.size
res22: Int = 4
```

（3）对 RDD 重新分区

```
scala> val rerdd = rdd.repartition(2)
rerdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = MapPartitionsRDD[60] at repartition at <console>:26
```

（4）查看新 RDD 的分区数

```
scala> rerdd.partitions.size
res23: Int = 2
```

2.3.1.13 coalesce 和 repartition 的区别

1. coalesce 重新分区，可以选择是否进行 shuffle 过程。由参数 shuffle: Boolean = false/true 决定。

2. repartition 实际上是调用的 coalesce，进行 shuffle。源码如下：

```
def repartition(numPartitions: Int)(implicit ord: Ordering[T] = null): RDD[T] = withScope {
  coalesce(numPartitions, shuffle = true)
}
```

2.3.1.14 sortBy(func,[ascending], [numTasks]) 案例

1. 作用：使用 func 先对数据进行处理，按照处理后的数据比较结果排序，默认为正序。

2. 需求：创建一个 RDD，按照不同的规则进行排序

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(List(2,1,3,4))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[21] at parallelize at <console>:24
```

（2）按照自身大小排序

```
scala> rdd.sortBy(x => x).collect()
res11: Array[Int] = Array(1, 2, 3, 4)
```

（3）按照与 3 余数的大小排序

```
scala> rdd.sortBy(x => x%3).collect()
res12: Array[Int] = Array(3, 4, 1, 2)
```

2.3.1.15 pipe(command, [envVars]) 案例

1. 作用：管道，针对每个分区，都执行一个 shell 脚本，返回输出的 RDD。

注意：脚本需要放在 Worker 节点可以访问到的位置

2. 需求：编写一个脚本，使用管道将脚本作用于 RDD 上。

（1）编写一个脚本

```
Shell 脚本
#!/bin/sh
echo "AA"
while read LINE; do
    echo ">>>"${LINE}
done
```

（2）创建一个只有一个分区的 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(List("hi","Hello","how","are","you"),1)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = ParallelCollectionRDD[50] at parallelize at <console>:24
```

（3）将脚本作用该 RDD 并打印

```
scala> rdd.pipe("/opt/module/spark/pipe.sh").collect()
res18: Array[String] = Array(AA, >>>hi, >>>Hello, >>>how, >>>are, >>>you)
```

（4）创建一个有两个分区的 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(List("hi","Hello","how","are","you"),2)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = ParallelCollectionRDD[52] at parallelize at <console>:24
```

（5）将脚本作用该 RDD 并打印

```
scala> rdd.pipe("/opt/module/spark/pipe.sh").collect()
res19: Array[String] = Array(AA, >>>hi, >>>Hello, AA, >>>how, >>>are, >>>you)
```

2.3.2 双 Value 类型交互

2.3.2.1 union(otherDataset) 案例

1. 作用：对源 RDD 和参数 RDD 求并集后返回一个新的 RDD

2. 需求：创建两个 RDD，求并集

（1）创建第一个 RDD

```
scala> val rdd1 = sc.parallelize(1 to 5)
rdd1: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[23] at parallelize at <console>:24
```

（2）创建第二个 RDD

```
scala> val rdd2 = sc.parallelize(5 to 10)
rdd2: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[24] at parallelize at <console>:24
```

（3）计算两个 RDD 的并集

```
scala> val rdd3 = rdd1.union(rdd2)
rdd3: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = UnionRDD[25] at union at <console>:28
```

（4）打印并集结果

```
scala> rdd3.collect()
res18: Array[Int] = Array(1, 2, 3, 4, 5, 5, 6, 7, 8, 9, 10)
```

2.3.2.2 subtract (otherDataset) 案例

1. 作用：计算差的一种函数，去除两个 RDD 中相同的元素，不同的 RDD 将保留下来

2. 需求：创建两个 RDD，求第一个 RDD 与第二个 RDD 的差集

（1）创建第一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(3 to 8)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[70] at parallelize at <console>:24
```

（2）创建第二个 RDD

```
scala> val rdd1 = sc.parallelize(1 to 5)
rdd1: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[71] at parallelize at <console>:24
```

（3）计算第一个 RDD 与第二个 RDD 的差集并打印

```
scala> rdd.subtract(rdd1).collect()
res27: Array[Int] = Array(8, 6, 7)
```

2.3.2.3 intersection(otherDataset) 案例

1. 作用：对源 RDD 和参数 RDD 求交集后返回一个新的 RDD

2. 需求：创建两个 RDD，求两个 RDD 的交集

（1）创建第一个 RDD

```
scala> val rdd1 = sc.parallelize(1 to 7)
rdd1: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[26] at parallelize at <console>:24
```

（2）创建第二个 RDD

```
scala> val rdd2 = sc.parallelize(5 to 10)
rdd2: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[27] at parallelize at <console>:24
```

（3）计算两个 RDD 的交集

```
scala> val rdd3 = rdd1.intersection(rdd2)
rdd3: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = MapPartitionsRDD[33] at intersection at <console>:28
```

（4）打印计算结果

```
scala> rdd3.collect()
```

```
res19: Array[Int] = Array(5, 6, 7)
```

2.3.2.4 cartesian(otherDataset) 案例

1. 作用：笛卡尔积（尽量避免使用）

2. 需求：创建两个 RDD，计算两个 RDD 的笛卡尔积

（1）创建第一个 RDD

```
scala> val rdd1 = sc.parallelize(1 to 3)
rdd1: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[47] at parallelize at <console>:24
```

（2）创建第二个 RDD

```
scala> val rdd2 = sc.parallelize(2 to 5)
rdd2: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[48] at parallelize at <console>:24
```

（3）计算两个 RDD 的笛卡尔积并打印

```
scala> rdd1.cartesian(rdd2).collect()
res17: Array[(Int, Int)] = Array((1,2), (1,3), (1,4), (1,5), (2,2), (2,3), (2,4), (2,5), (3,2), (3,3), (3,4), (3,5))
```

2.3.2.5 zip(otherDataset)案例

1. 作用：将两个 RDD 组合成 Key/Value 形式的 RDD,这里默认两个 RDD 的 partition 数量以及元素数量都相同，否则会抛出异常。

2. 需求：创建两个 RDD，并将两个 RDD 组合到一起形成一个(k,v)RDD

（1）创建第一个 RDD

```
scala> val rdd1 = sc.parallelize(Array(1,2,3),3)
rdd1: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[1] at parallelize at <console>:24
```

（2）创建第二个 RDD（与 1 分区数相同）

```
scala> val rdd2 = sc.parallelize(Array("a","b","c"),3)
rdd2: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = ParallelCollectionRDD[2] at parallelize at <console>:24
```

（3）第一个 RDD 组合第二个 RDD 并打印

```
scala> rdd1.zip(rdd2).collect
res1: Array[(Int, String)] = Array((1,a), (2,b), (3,c))
```

（4）第二个 RDD 组合第一个 RDD 并打印

```
scala> rdd2.zip(rdd1).collect
res2: Array[(String, Int)] = Array((a,1), (b,2), (c,3))
```

（5）创建第三个 RDD（与 1,2 分区数不同）

```
scala> val rdd3 = sc.parallelize(Array("a","b","c"),2)
rdd3: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = ParallelCollectionRDD[5] at parallelize at <console>:24
```

（6）第一个 RDD 组合第三个 RDD 并打印

```
scala> rdd1.zip(rdd3).collect
java.lang.IllegalArgumentException: Can't zip RDDs with unequal numbers of partitions: List(3, 2)
    at org.apache.spark.rdd.ZippedPartitionsBaseRDD.getPartitions(ZippedPartitionsRDD.scala:57)
    at org.apache.spark.rdd.RDD$$anonfun$partitions$2.apply(RDD.scala:252)
    at org.apache.spark.rdd.RDD$$anonfun$partitions$2.apply(RDD.scala:250)
    at scala.Option.getOrElse(Option.scala:121)
    at org.apache.spark.rdd.RDD.partitions(RDD.scala:250)
```

```
  at org.apache.spark.SparkContext.runJob(SparkContext.scala:1965)
  at org.apache.spark.rdd.RDD$$anonfun$collect$1.apply(RDD.scala:936)
  at org.apache.spark.rdd.RDDOperationScope$.withScope(RDDOperationScope.scala:151)
  at org.apache.spark.rdd.RDDOperationScope$.withScope(RDDOperationScope.scala:112)
  at org.apache.spark.rdd.RDD.withScope(RDD.scala:362)
  at org.apache.spark.rdd.RDD.collect(RDD.scala:935)
  ... 48 elided
```

2.3.3 Key-Value 类型

2.3.3.1 partitionBy 案例

1. 作用：对 pairRDD 进行分区操作，如果原有的 partionRDD 和现有的 partionRDD 是一致的话就不进行分区， 否则会生成 ShuffleRDD，即会产生 shuffle 过程。

2. 需求：创建一个 4 个分区的 RDD，对其重新分区

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(Array((1,"aaa"),(2,"bbb"),(3,"ccc"),(4,"ddd")),4)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, String)] = ParallelCollectionRDD[44] at parallelize at <console>:24
```

（2）查看 RDD 的分区数

```
scala> rdd.partitions.size
res24: Int = 4
```

（3）对 RDD 重新分区

```
scala> var rdd2 = rdd.partitionBy(new org.apache.spark.HashPartitioner(2))
rdd2: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, String)] = ShuffledRDD[45] at partitionBy at <console>:26
```

（4）查看新 RDD 的分区数

```
scala> rdd2.partitions.size
res25: Int = 2
```

2.3.3.2 reduceByKey(func, [numTasks]) 案例

1. 在一个(K,V)的 RDD 上调用，返回一个(K,V)的 RDD，使用指定的 reduce 函数，将相同 key 的值聚合到一起，reduce 任务的个数可以通过第二个可选的参数来设置。

2. 需求：创建一个 pairRDD，计算相同 key 对应值的相加结果

（1）创建一个 pairRDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(List(("female",1),("male",5),("female",5),("male",2)))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, Int)] = ParallelCollectionRDD[46] at parallelize at <console>:24
```

（2）计算相同 key 对应值的相加结果

```
scala> val reduce = rdd.reduceByKey((x,y) => x+y)
reduce: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, Int)] = ShuffledRDD[47] at reduceByKey at <console>:26
```

（3）打印结果

```
scala> reduce.collect()
res29: Array[(String, Int)] = Array((female,6), (male,7))
```

2.3.3.3 groupByKey 案例

1. 作用：groupByKey 也是对每个 key 进行操作，但只生成一个 seq。

2. 需求：创建一个 pairRDD，将相同 key 对应值聚合到一个 seq 中，并计算相同 key 对应值的相加结果。

（1）创建一个 pairRDD

```
scala> val words = Array("one", "two", "two", "three", "three", "three")
words: Array[String] = Array(one, two, two, three, three, three)

scala> val wordPairsRDD = sc.parallelize(words).map(word => (word, 1))
wordPairsRDD: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, Int)] = MapPartitionsRDD[4] at map at <console>:26
```

（2）将相同 key 对应值聚合到一个 Seq 中

```
scala> val group = wordPairsRDD.groupByKey()
group: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, Iterable[Int])] = ShuffledRDD[5] at groupByKey at <console>:28
```

（3）打印结果

```
scala> group.collect()
res1: Array[(String, Iterable[Int])] = Array((two,CompactBuffer(1, 1)), (one,CompactBuffer(1)), (three,CompactBuffer(1, 1, 1)))
```

（4）计算相同 key 对应值的相加结果

```
scala> group.map(t => (t._1, t._2.sum))
res2: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, Int)] = MapPartitionsRDD[6] at map at <console>:31
```

（5）打印结果

```
scala> res2.collect()
res3: Array[(String, Int)] = Array((two,2), (one,1), (three,3))
```

2.3.3.4 reduceByKey 和 groupByKey 的区别

1. reduceByKey：按照 key 进行聚合，在 shuffle 之前有 combine（预聚合）操作，返回结果是 RDD[k,v]。

2. groupByKey：按照 key 进行分组，直接进行 shuffle。

3. 开发指导：reduceByKey 比 groupByKey，建议使用。但是需要注意是否会影响业务逻辑。

2.3.3.5 aggregateByKey 案例

参数：(zeroValue:U,[partitioner: Partitioner]) (seqOp: (U, V) => U,combOp: (U, U) => U)

1. 作用：在 kv 对的 RDD 中，，按 key 将 value 进行分组合并，合并时，将每个 value 和初始值作为 seq 函数的参数，进行计算，返回的结果作为一个新的 kv 对，然后再将结果按照 key 进行合并，最后将每个分组的 value 传递给 combine 函数进行计算（先将前两个 value

进行计算，将返回结果和下一个 value 传给 combine 函数，以此类推），将 key 与计算结果作为一个新的 kv 对输出。

2. 参数描述：

（1）zeroValue：给每一个分区中的每一个 key 一个初始值；

（2）seqOp：函数用于在每一个分区中用初始值逐步迭代 value；

（3）combOp：函数用于合并每个分区中的结果。

3. 需求：创建一个 pairRDD，取出每个分区相同 key 对应值的最大值，然后相加

4. 需求分析

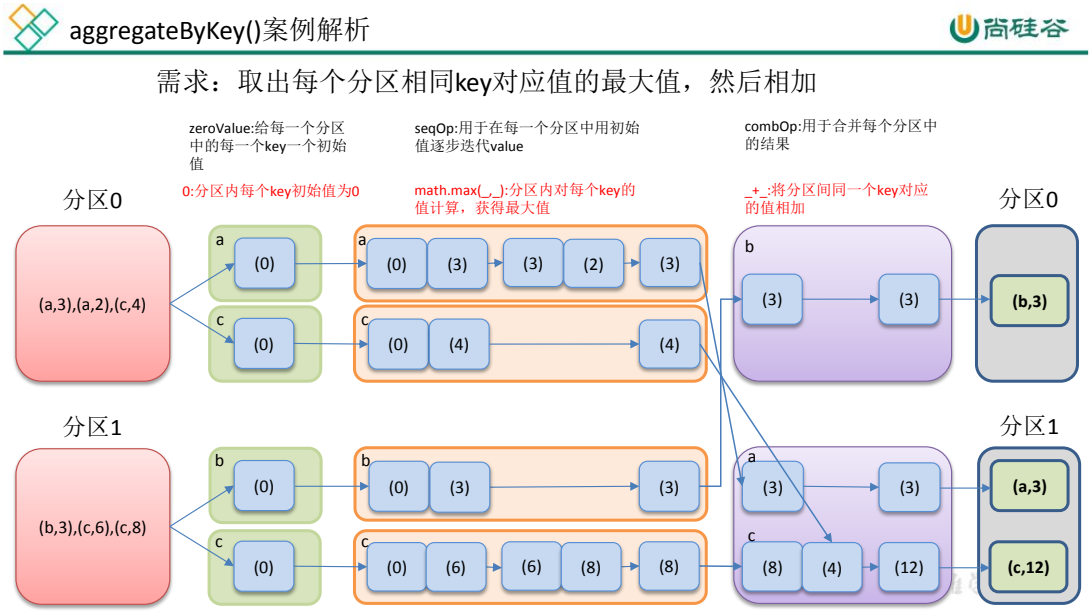


图 1-aggregate 案例分析

（1）创建一个 pairRDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(List(("a",3),("a",2),("c",4),("b",3),("c",6),("c",8)),2)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, Int)] = ParallelCollectionRDD[0] at parallelize at <console>:24
```

（2）取出每个分区相同 key 对应值的最大值，然后相加

```
scala> val agg = rdd.aggregateByKey(0)(math.max(_,_),_+_)
agg: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, Int)] = ShuffledRDD[1] at aggregateByKey at <console>:26
```

（3）打印结果

```
scala> agg.collect()
res0: Array[(String, Int)] = Array((b,3), (a,3), (c,12))
```

2.3.3.6 foldByKey 案例

参数：(zeroValue: V)(func: (V, V) => V): RDD[(K, V)]

1. 作用：aggregateByKey 的简化操作，seqop 和 combop 相同

2. 需求：创建一个 pairRDD，计算相同 key 对应值的相加结果

（1）创建一个 pairRDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(List((1,3),(1,2),(1,4),(2,3),(3,6),(3,8)),3)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = ParallelCollectionRDD[91] at parallelize at <console>:24
```

（2）计算相同 key 对应值的相加结果

```
scala> val agg = rdd.foldByKey(0)(_+_)
agg: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = ShuffledRDD[92] at foldByKey at <console>:26
```

（3）打印结果

```
scala> agg.collect()
res61: Array[(Int, Int)] = Array((3,14), (1,9), (2,3))
```

2.3.3.7 combineByKey[C] 案例

参数：(createCombiner: V => C, mergeValue: (C, V) => C, mergeCombiners: (C, C) => C)

1. 作用：针对相同 K，将 V 合并成一个集合。

2. 参数描述：

（1）createCombiner: combineByKey() 会遍历分区中的所有元素，因此每个元素的键要么还没有遇到过，要么就和之前的某个元素的键相同。如果这是一个新的元素,combineByKey()会使用一个叫作 createCombiner()的函数来创建那个键对应的累加器的初始值

（2）mergeValue: 如果这是一个在处理当前分区之前已经遇到的键，它会使用 mergeValue()方法将该键的累加器对应的当前值与这个新的值进行合并

（3）mergeCombiners: 由于每个分区都是独立处理的， 因此对于同一个键可以有多个累加器。如果有两个或者更多的分区都有对应同一个键的累加器， 就需要使用用户提供的 mergeCombiners() 方法将各个分区的结果进行合并。

3. 需求：创建一个 pairRDD，根据 key 计算每种 key 的均值。（先计算每个 key 出现的次数以及可以对应值的总和，再相除得到结果）

4. 需求分析：

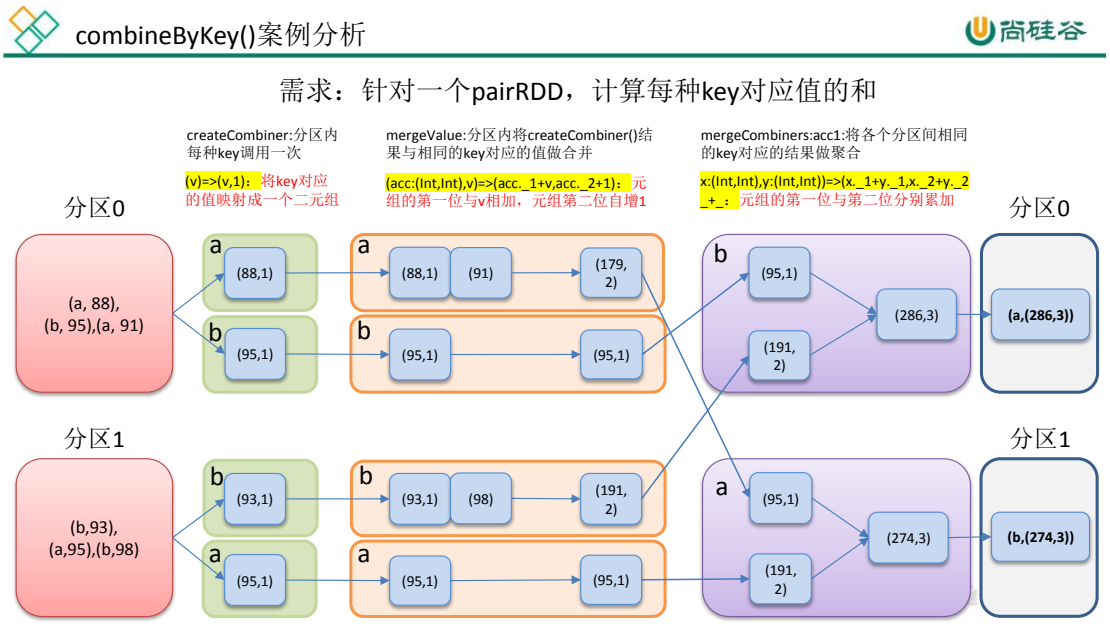


图 2- combineByKey 案例分析

（1）创建一个 pairRDD

```
scala> val input = sc.parallelize(Array(("a", 88), ("b", 95), ("a", 91), ("b", 93), ("a", 95), ("b", 98)),2)
input: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, Int)] = ParallelCollectionRDD[52] at parallelize at <console>:26
```

（2）将相同 key 对应的值相加，同时记录该 key 出现的次数，放入一个二元组

```
scala> val combine = input.combineByKey((_,1),(acc:(Int,Int),v)=>(acc._1+v,acc._2+1),(acc1:(Int,Int),acc2:(Int,Int))=>(acc1._1+acc2._1,acc1._2+acc2._2))
combine: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, (Int, Int))] = ShuffledRDD[5] at combineByKey at <console>:28
```

（3）打印合并后的结果

```
scala> combine.collect
res5: Array[(String, (Int, Int))] = Array((b,(286,3)), (a,(274,3)))
```

（4）计算平均值

```
scala> val result = combine.map{case (key,value) => (key,value._1/value._2.toDouble)}
result: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, Double)] = MapPartitionsRDD[54] at map at <console>:30
```

（5）打印结果

```
scala> result.collect()
res33: Array[(String, Double)] = Array((b,95.33333333333333), (a,91.33333333333333))
```

2.3.3.8 sortByKey([ascending], [numTasks]) 案例

1. 作用：在一个(K,V)的 RDD 上调用，K 必须实现 Ordered 接口，返回一个按照 key 进行排序的(K,V)的 RDD

2. 需求：创建一个 pairRDD，按照 key 的正序和倒序进行排序

（1）创建一个 pairRDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(Array((3,"aa"),(6,"cc"),(2,"bb"),(1,"dd")))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, String)] = ParallelCollectionRDD[14] at parallelize at <console>:24
```

（2）按照 key 的正序

```
scala> rdd.sortByKey(true).collect()
res9: Array[(Int, String)] = Array((1,dd), (2,bb), (3,aa), (6,cc))
```

（3）按照 key 的倒序

```
scala> rdd.sortByKey(false).collect()
res10: Array[(Int, String)] = Array((6,cc), (3,aa), (2,bb), (1,dd))
```

2.3.3.9 mapValues 案例

1. 针对于(K,V)形式的类型只对 V 进行操作

2. 需求：创建一个 pairRDD，并将 value 添加字符串"|||"

（1）创建一个 pairRDD

```
scala> val rdd3 = sc.parallelize(Array((1,"a"),(1,"d"),(2,"b"),(3,"c")))
```

```
rdd3: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, String)] = ParallelCollectionRDD[67] at parallelize at <console>:24
```

（2）对 value 添加字符串"|||"

```
scala> rdd3.mapValues(_+"|||").collect()
res26: Array[(Int, String)] = Array((1,a|||), (1,d|||), (2,b|||), (3,c|||))
```

2.3.3.10 join(otherDataset, [numTasks]) 案例

1. 作用：在类型为(K,V)和(K,W)的 RDD 上调用，返回一个相同 key 对应的所有元素对在一起的(K,(V,W))的 RDD

2. 需求：创建两个 pairRDD，并将 key 相同的数据聚合到一个元组。

（1）创建第一个 pairRDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(Array((1,"a"),(2,"b"),(3,"c")))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, String)] = ParallelCollectionRDD[32] at parallelize at <console>:24
```

（2）创建第二个 pairRDD

```
scala> val rdd1 = sc.parallelize(Array((1,4),(2,5),(3,6)))
rdd1: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = ParallelCollectionRDD[33] at parallelize at <console>:24
```

（3）join 操作并打印结果

```
scala> rdd.join(rdd1).collect()
res13: Array[(Int, (String, Int))] = Array((1,(a,4)), (2,(b,5)), (3,(c,6)))
```

2.3.3.11 cogroup(otherDataset, [numTasks]) 案例

1. 作用：在类型为(K,V)和(K,W)的 RDD 上调用，返回一个(K,(Iterable<V>,Iterable<W>))类型的 RDD

2. 需求：创建两个 pairRDD，并将 key 相同的数据聚合到一个迭代器。

（1）创建第一个 pairRDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(Array((1,"a"),(2,"b"),(3,"c")))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, String)] = ParallelCollectionRDD[37] at parallelize at <console>:24
```

（2）创建第二个 pairRDD

```
scala> val rdd1 = sc.parallelize(Array((1,4),(2,5),(3,6)))
rdd1: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = ParallelCollectionRDD[38] at parallelize at <console>:24
```

（3）cogroup 两个 RDD 并打印结果

```
scala> rdd.cogroup(rdd1).collect()
res14: Array[(Int, (Iterable[String], Iterable[Int]))] = Array((1,(CompactBuffer(a),CompactBuffer(4))), (2,(CompactBuffer(b),CompactBuffer(5))), (3,(CompactBuffer(c),CompactBuffer(6))))
```

2.3.4 案例实操

1. 数据结构：时间戳，省份，城市，用户，广告，中间字段使用空格分割。

agent.log

样本如下：

```
1516609143867 6 7 64 16
1516609143869 9 4 75 18
1516609143869 1 7 87 12
```

2. 需求：统计出每一个省份广告被点击次数的 TOP3

3. 实现过程：

```
package com.atguigu.practice

import org.apache.spark.rdd.RDD
import org.apache.spark.{SparkConf, SparkContext}

//需求：统计出每一个省份广告被点击次数的 TOP3
object Practice {

  def main(args: Array[String]): Unit = {

    //1.初始化 spark 配置信息并建立与 spark 的连接
    val sparkConf = new SparkConf().setMaster("local[*]").setAppName("Test")
    val sc = new SparkContext(sparkConf)

    //2.读取数据生成 RDD：TS，Province，City，User，AD
    val line = sc.textFile("E:\\IDEAWorkSpace\\SparkTest\\src\\main\\resources\\agent.log")

    //3.按照最小粒度聚合：((Province,AD),1)
    val provinceAdAndOne = line.map { x =>
      val fields: Array[String] = x.split(" ")
      ((fields(1), fields(3)), 1)
    }

    //4.计算每个省中每个广告被点击的总数：((Province,AD),sum)
    val provinceAdToSum = provinceAdAndOne.reduceByKey(_ + _)

    //5.将省份作为 key，广告加点击数为 value：(Province,(AD,sum))
    val provinceToAdSum = provinceAdToSum.map(x => (x._1._1, (x._1._2, x._2)))

    //6.将同一个省份的所有广告进行聚合(Province,List((AD1,sum1),(AD2,sum2)...))
    val provinceGroup = provinceToAdSum.groupByKey()

    //7.对同一个省份所有广告的集合进行排序并取前 3 条，排序规则为广告点击总数
    val provinceAdTop3 = provinceGroup.mapValues { x =>
      x.toList.sortWith((x, y) => x._2 > y._2).take(3)
    }

    //8.将数据拉取到 Driver 端并打印
    provinceAdTop3.collect().foreach(println)

    //9.关闭与 spark 的连接
    sc.stop()

  }
```

```
}
```

2.4 Action

2.4.1 reduce(func)案例

1. 作用：通过 func 函数聚集 RDD 中的所有元素，先聚合分区内数据，再聚合分区间数据。

2. 需求：创建一个 RDD，将所有元素聚合得到结果

（1）创建一个 RDD[Int]

```
scala> val rdd1 = sc.makeRDD(1 to 10,2)
rdd1: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[85] at makeRDD at <console>:24
```

（2）聚合 RDD[Int]所有元素

```
scala> rdd1.reduce(_+_)
res50: Int = 55
```

（3）创建一个 RDD[String]

```
scala> val rdd2 = sc.makeRDD(Array(("a",1),("a",3),("c",3),("d",5)))
rdd2: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, Int)] = ParallelCollectionRDD[86] at makeRDD at <console>:24
```

（4）聚合 RDD[String]所有数据

```
scala> rdd2.reduce((x,y)=>(x._1 + y._1,x._2 + y._2))
res51: (String, Int) = (adca,12)
```

2.4.2 collect()案例

1. 作用：在驱动程序中，以数组的形式返回数据集的所有元素。

2. 需求：创建一个 RDD，并将 RDD 内容收集到 Driver 端打印

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(1 to 10)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[0] at parallelize at <console>:24
```

（2）将结果收集到 Driver 端

```
scala> rdd.collect
res0: Array[Int] = Array(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10)
```

2.4.3 count()案例

1. 作用：返回 RDD 中元素的个数

2. 需求：创建一个 RDD，统计该 RDD 的条数

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(1 to 10)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[0] at parallelize at <console>:24
```

（2）统计该 RDD 的条数

```
scala> rdd.count
```

```
res1: Long = 10
```

2.4.4 first()案例

1. 作用：返回 RDD 中的第一个元素

2. 需求：创建一个 RDD，返回该 RDD 中的第一个元素

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(1 to 10)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[0] at parallelize at <console>:24
```

（2）统计该 RDD 的条数

```
scala> rdd.first
res2: Int = 1
```

2.4.5 take(n)案例

1. 作用：返回一个由 RDD 的前 n 个元素组成的数组

2. 需求：创建一个 RDD，统计该 RDD 的条数

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(Array(2,5,4,6,8,3))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[2] at parallelize at <console>:24
```

（2）统计该 RDD 的条数

```
scala> rdd.take(3)
res10: Array[Int] = Array(2, 5, 4)
```

2.4.6 takeOrdered(n)案例

1. 作用：返回该 RDD 排序后的前 n 个元素组成的数组

2. 需求：创建一个 RDD，统计该 RDD 的条数

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(Array(2,5,4,6,8,3))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[2] at parallelize at <console>:24
```

（2）统计该 RDD 的条数

```
scala> rdd.takeOrdered(3)
res18: Array[Int] = Array(2, 3, 4)
```

2.4.7 aggregate 案例

1. 参数：(zeroValue: U)(seqOp: (U, T) ⇒ U, combOp: (U, U) ⇒ U)

2. 作用：aggregate 函数将每个分区里面的元素通过 seqOp 和初始值进行聚合，然后用 combine 函数将每个分区的结果和初始值(zeroValue)进行 combine 操作。这个函数最终返回的类型不需要和 RDD 中元素类型一致。

3. 需求：创建一个 RDD，将所有元素相加得到结果

（1）创建一个 RDD

```
scala> var rdd1 = sc.makeRDD(1 to 10,2)
rdd1: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[88] at makeRDD at <console>:24
```

（2）将该 RDD 所有元素相加得到结果

```
scala> rdd.aggregate(0)(_+_,_+_)
res22: Int = 55
```

2.4.8 fold(num)(func)案例

1. 作用：折叠操作，aggregate 的简化操作，seqop 和 combop 一样。

2. 需求：创建一个 RDD，将所有元素相加得到结果

（1）创建一个 RDD

```
scala> var rdd1 = sc.makeRDD(1 to 10,2)
rdd1: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[88] at makeRDD at <console>:24
```

（2）将该 RDD 所有元素相加得到结果

```
scala> rdd.fold(0)(_+_)
res24: Int = 55
```

2.4.9 saveAsTextFile(path)

作用：将数据集的元素以 textfile 的形式保存到 HDFS 文件系统或者其他支持的文件系统，对于每个元素，Spark 将会调用 toString 方法，将它装换为文件中的文本

2.4.10 saveAsSequenceFile(path)

作用：将数据集中的元素以 Hadoop sequencefile 的格式保存到指定的目录下，可以使 HDFS 或者其他 Hadoop 支持的文件系统。

2.4.11 saveAsObjectFile(path)

作用：用于将 RDD 中的元素序列化成对象，存储到文件中。

2.4.12 countByKey()案例

1. 作用：针对(K,V)类型的 RDD，返回一个(K,Int)的 map，表示每一个 key 对应的元素个数。

2. 需求：创建一个 PairRDD，统计每种 key 的个数

（1）创建一个 PairRDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(List((1,3),(1,2),(1,4),(2,3),(3,6),(3,8)),3)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = ParallelCollectionRDD[95] at parallelize at <console>:24
```

（2）统计每种 key 的个数

```
scala> rdd.countByKey
res63: scala.collection.Map[Int,Long] = Map(3 -> 2, 1 -> 3, 2 -> 1)
```

2.4.13 foreach(func)案例

1. 作用：在数据集的每一个元素上，运行函数 func 进行更新。

2. 需求：创建一个 RDD，对每个元素进行打印

（1）创建一个 RDD

```
scala> var rdd = sc.makeRDD(1 to 5,2)
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[107] at makeRDD at <console>:24
```

（2）对该 RDD 每个元素进行打印

```
scala> rdd.foreach(println(_))
3
4
5
1
2
```

2.5 RDD 中的函数传递

在实际开发中我们往往需要自己定义一些对于 RDD 的操作，那么此时需要主要的是，初始化工作是在 Driver 端进行的，而实际运行程序是在 Executor 端进行的，这就涉及到了跨进程通信，是需要序列化的。下面我们看几个例子：

2.5.1 传递一个方法

1．创建一个类

```
class Search(s:String){

  //过滤出包含字符串的数据
  def isMatch(s: String): Boolean = {
    s.contains(query)
  }

  //过滤出包含字符串的 RDD
  def getMatch1 (rdd: RDD[String]): RDD[String] = {
    rdd.filter(isMatch)
  }

  //过滤出包含字符串的 RDD
  def getMatche2(rdd: RDD[String]): RDD[String] = {
    rdd.filter(x => x.contains(query))
  }

}
```

2．创建 Spark 主程序

```
object SeriTest {

  def main(args: Array[String]): Unit = {

    //1.初始化配置信息及 SparkContext
```

```
    val sparkConf: SparkConf = new SparkConf().setAppName("WordCount").setMaster("local[*]")
    val sc = new SparkContext(sparkConf)

    //2.创建一个 RDD
    val rdd: RDD[String] = sc.parallelize(Array("hadoop", "spark", "hive", "atguigu"))

    //3.创建一个 Search 对象
    val search = new Search()

    //4.运用第一个过滤函数并打印结果
    val match1: RDD[String] = search.getMatche1(rdd)
    match1.collect().foreach(println)
    }
}
```

3．运行程序

```
Exception in thread "main" org.apache.spark.SparkException: Task not serializable
    at org.apache.spark.util.ClosureCleaner$.ensureSerializable(ClosureCleaner.scala:298)
    at org.apache.spark.util.ClosureCleaner$.org$apache$spark$util$ClosureCleaner$$clean(ClosureCleaner.scala:288)
    at org.apache.spark.util.ClosureCleaner$.clean(ClosureCleaner.scala:108)
    at org.apache.spark.SparkContext.clean(SparkContext.scala:2101)
    at org.apache.spark.rdd.RDD$$anonfun$filter$1.apply(RDD.scala:387)
    at org.apache.spark.rdd.RDD$$anonfun$filter$1.apply(RDD.scala:386)
    at org.apache.spark.rdd.RDDOperationScope$.withScope(RDDOperationScope.scala:151)
    at org.apache.spark.rdd.RDDOperationScope$.withScope(RDDOperationScope.scala:112)
    at org.apache.spark.rdd.RDD.withScope(RDD.scala:362)
    at org.apache.spark.rdd.RDD.filter(RDD.scala:386)
    at com.atguigu.Search.getMatche1(SeriTest.scala:39)
    at com.atguigu.SeriTest$.main(SeriTest.scala:18)
    at com.atguigu.SeriTest.main(SeriTest.scala)
Caused by: java.io.NotSerializableException: com.atguigu.Search
```

4．问题说明

```
  //过滤出包含字符串的 RDD
  def getMatch1 (rdd: RDD[String]): RDD[String] = {
    rdd.filter(isMatch)
  }
```

在这个方法中所调用的方法 isMatch()是定义在 Search 这个类中的，实际上调用的是 this. isMatch()，this 表示 Search 这个类的对象，程序在运行过程中需要将 Search 对象序列化以后传递到 Executor 端。

5．解决方案

使类继承 scala.Serializable 即可。

```
class Search() extends Serializable{...}
```

2.5.2 传递一个属性

1．创建 Spark 主程序

```
object TransmitTest {
```

```
  def main(args: Array[String]): Unit = {

    //1.初始化配置信息及 SparkContext
    val sparkConf: SparkConf = new SparkConf().setAppName("WordCount").setMaster("local[*]")
    val sc = new SparkContext(sparkConf)

    //2.创建一个 RDD
    val rdd: RDD[String] = sc.parallelize(Array("hadoop", "spark", "hive", "atguigu"))

    //3.创建一个 Search 对象
    val search = new Search()

    //4.运用第一个过滤函数并打印结果
    val match1: RDD[String] = search.getMatche2(rdd)
    match1.collect().foreach(println)
    }
}
```

2．运行程序

```
Exception in thread "main" org.apache.spark.SparkException: Task not serializable
    at org.apache.spark.util.ClosureCleaner$.ensureSerializable(ClosureCleaner.scala:298)
    at
org.apache.spark.util.ClosureCleaner$.org$apache$spark$util$ClosureCleaner$$clean(ClosureCleaner.scala:288)
    at org.apache.spark.util.ClosureCleaner$.clean(ClosureCleaner.scala:108)
    at org.apache.spark.SparkContext.clean(SparkContext.scala:2101)
    at org.apache.spark.rdd.RDD$$anonfun$filter$1.apply(RDD.scala:387)
    at org.apache.spark.rdd.RDD$$anonfun$filter$1.apply(RDD.scala:386)
    at org.apache.spark.rdd.RDDOperationScope$.withScope(RDDOperationScope.scala:151)
    at org.apache.spark.rdd.RDDOperationScope$.withScope(RDDOperationScope.scala:112)
    at org.apache.spark.rdd.RDD.withScope(RDD.scala:362)
    at org.apache.spark.rdd.RDD.filter(RDD.scala:386)
    at com.atguigu.Search.getMatche1(SeriTest.scala:39)
    at com.atguigu.SeriTest$.main(SeriTest.scala:18)
    at com.atguigu.SeriTest.main(SeriTest.scala)
Caused by: java.io.NotSerializableException: com.atguigu.Search
```

3．问题说明

```
  //过滤出包含字符串的 RDD
  def getMatche2(rdd: RDD[String]): RDD[String] = {
    rdd.filter(x => x.contains(query))
  }
```

在这个方法中所调用的方法 query 是定义在 Search 这个类中的字段，实际上调用的是 this. query，this 表示 Search 这个类的对象，程序在运行过程中需要将 Search 对象序列化以后传递到 Executor 端。

4．解决方案

1）使类继承 scala.Serializable 即可。

```
class Search() extends Serializable{...}
```

2）将类变量 query 赋值给局部变量

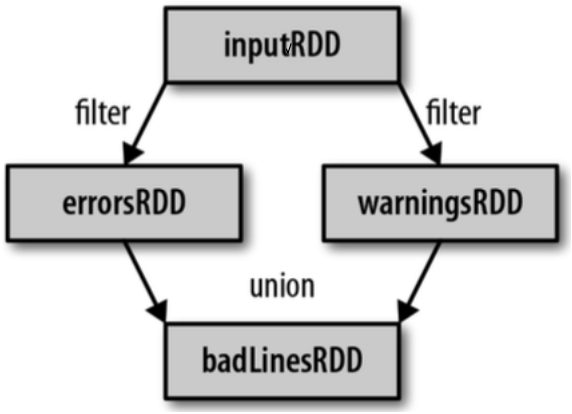
修改 getMatche2 为

```
  //过滤出包含字符串的 RDD
  def getMatche2(rdd: RDD[String]): RDD[String] = {
    val query_ : String = this.query//将类变量赋值给局部变量
    rdd.filter(x => x.contains(query_))
  }
```

2.6 RDD 依赖关系

2.6.1 Lineage

RDD 只支持粗粒度转换，即在大量记录上执行的单个操作。将创建 RDD 的一系列 Lineage（血统）记录下来，以便恢复丢失的分区。RDD 的 Lineage 会记录 RDD 的元数据信息和转换行为，当该 RDD 的部分分区数据丢失时，它可以根据这些信息来重新运算和恢复丢失的数据分区。



（1）读取一个 HDFS 文件并将其中内容映射成一个个元组

```
scala> val wordAndOne = sc.textFile("/fruit.tsv").flatMap(_.split("\t")).map((_,1))
wordAndOne: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, Int)] = MapPartitionsRDD[22] at map at <console>:24
```

（2）统计每一种 key 对应的个数

```
scala> val wordAndCount = wordAndOne.reduceByKey(_+_)
wordAndCount: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, Int)] = ShuffledRDD[23] at reduceByKey at <console>:26
```

（3）查看“wordAndOne”的 Lineage

```
scala> wordAndOne.toDebugString
res5: String =
(2) MapPartitionsRDD[22] at map at <console>:24 []
 |  MapPartitionsRDD[21] at flatMap at <console>:24 []
 |  /fruit.tsv MapPartitionsRDD[20] at textFile at <console>:24 []
 |  /fruit.tsv HadoopRDD[19] at textFile at <console>:24 []
```

（4）查看“wordAndCount”的 Lineage

```
scala> wordAndCount.toDebugString
res6: String =
(2) ShuffledRDD[23] at reduceByKey at <console>:26 []
 +-(2) MapPartitionsRDD[22] at map at <console>:24 []
    |  MapPartitionsRDD[21] at flatMap at <console>:24 []
```

```
    |  /fruit.tsv MapPartitionsRDD[20] at textFile at <console>:24 []
    |  /fruit.tsv HadoopRDD[19] at textFile at <console>:24 []
```

（5）查看“wordAndOne”的依赖类型

```
scala> wordAndOne.dependencies
res7: Seq[org.apache.spark.Dependency[_]] = List(org.apache.spark.OneToOneDependency@5d5db92b)
```

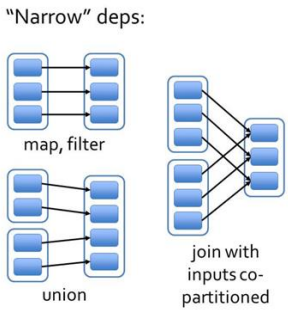
（6）查看“wordAndCount”的依赖类型

```
scala> wordAndCount.dependencies
res8: Seq[org.apache.spark.Dependency[_]] = List(org.apache.spark.ShuffleDependency@63f3e6a8)
```

注意：RDD 和它依赖的父 RDD（s）的关系有两种不同的类型，即窄依赖（narrow dependency）和宽依赖（wide dependency）。

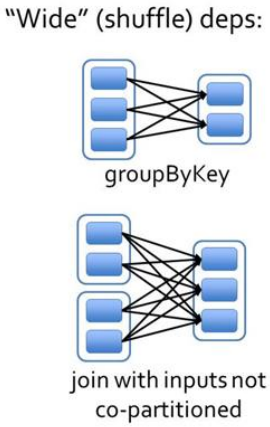
2.6.2 窄依赖

窄依赖指的是每一个父 RDD 的 Partition 最多被子 RDD 的一个 Partition 使用,窄依赖我们形象的比喻为独生子女



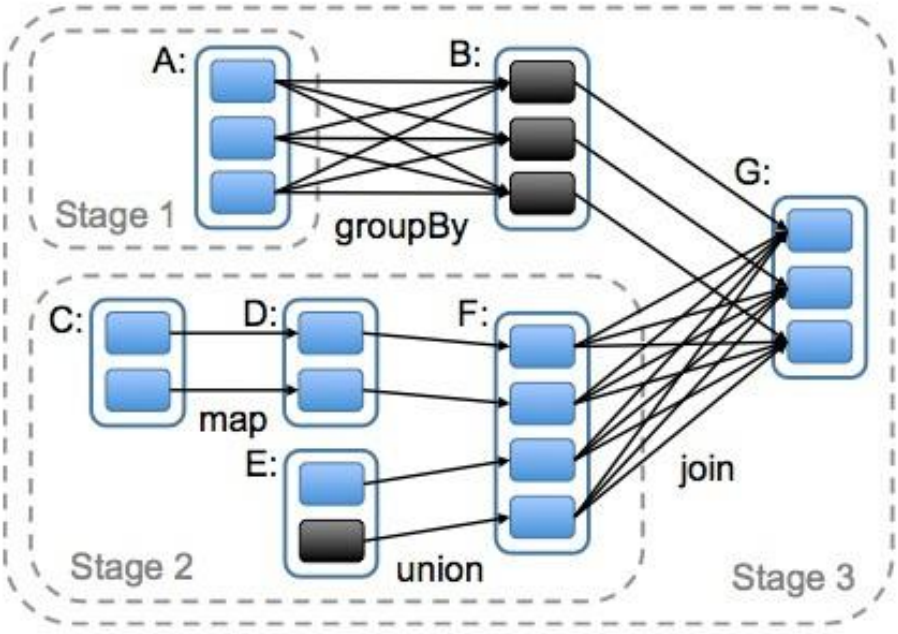
2.6.3 宽依赖

宽依赖指的是多个子 RDD 的 Partition 会依赖同一个父 RDD 的 Partition，会引起 shuffle,总结：宽依赖我们形象的比喻为超生



2.6.4 DAG

DAG(Directed Acyclic Graph)叫做有向无环图，原始的 RDD 通过一系列的转换就就形成了 DAG，根据 RDD 之间的依赖关系的不同将 DAG 划分成不同的 Stage，对于窄依赖，partition 的转换处理在 Stage 中完成计算。对于宽依赖，由于有 Shuffle 的存在，只能在 parent RDD 处理完成后，才能开始接下来的计算，因此宽依赖是划分 Stage 的依据。



2.6.5 任务划分（面试重点）

RDD 任务切分中间分为：Application、Job、Stage 和 Task

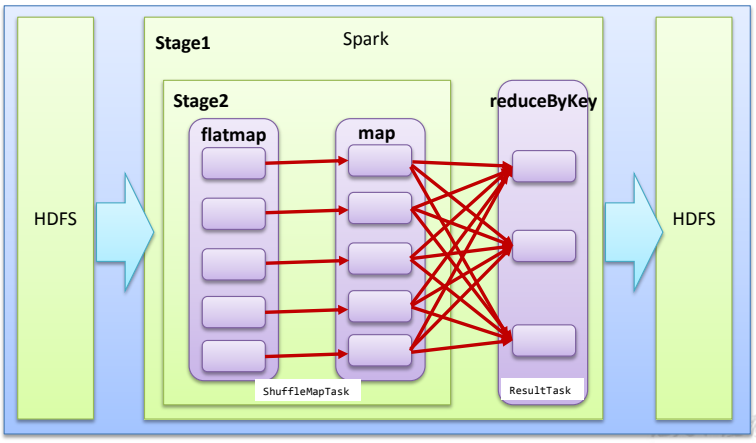
1）Application：初始化一个 SparkContext 即生成一个 Application

2）Job：一个 Action 算子就会生成一个 Job

3）Stage：根据 RDD 之间的依赖关系的不同将 Job 划分成不同的 Stage，遇到一个宽依赖则划分一个 Stage。

WordCount的运行规划图

sc.textFile("xx").flatMap(_.split(" ")).map((_,1)).reduceByKey(_+_).saveAsTextFile("xx")



4）Task：Stage 是一个 TaskSet，将 Stage 划分的结果发送到不同的 Executor 执行即为一个 Task。

注意：Application->Job->Stage->Task 每一层都是 1 对 n 的关系。

2.7 RDD 缓存

RDD 通过 persist 方法或 cache 方法可以将前面的计算结果缓存，默认情况下 persist() 会把数据以序列化的形式缓存在 JVM 的堆空间中。

但是并不是这两个方法被调用时立即缓存，而是触发后面的 action 时，该 RDD 将会被缓存在计算节点的内存中，并供后面重用。

```
/** Persist this RDD with the default storage level (`MEMORY_ONLY`). */
def persist(): this.type = persist(StorageLevel.MEMORY_ONLY)

/** Persist this RDD with the default storage level (`MEMORY_ONLY`). */
def cache(): this.type = persist()
```

通过查看源码发现 cache 最终也是调用了 persist 方法，默认的存储级别都是仅在内存存储一份，Spark 的存储级别还有好多种，存储级别在 object StorageLevel 中定义的。

```
object StorageLevel {
  val NONE = new StorageLevel(false, false, false, false)
  val DISK_ONLY = new StorageLevel(true, false, false, false)
  val DISK_ONLY_2 = new StorageLevel(true, false, false, false, 2)
  val MEMORY_ONLY = new StorageLevel(false, true, false, true)
  val MEMORY_ONLY_2 = new StorageLevel(false, true, false, true, 2)
  val MEMORY_ONLY_SER = new StorageLevel(false, true, false, false)
  val MEMORY_ONLY_SER_2 = new StorageLevel(false, true, false, false, 2)
  val MEMORY_AND_DISK = new StorageLevel(true, true, false, true)
  val MEMORY_AND_DISK_2 = new StorageLevel(true, true, false, true, 2)
  val MEMORY_AND_DISK_SER = new StorageLevel(true, true, false, false)
  val MEMORY_AND_DISK_SER_2 = new StorageLevel(true, true, false, false, 2)
  val OFF_HEAP = new StorageLevel(false, false, true, false)
```

在存储级别的末尾加上“_2”来把持久化数据存为两份

级　别	使用的空间	CPU 时间	是否在内存中	是否在磁盘上	备　注
MEMORY_ONLY	高	低	是	否	
MEMORY_ONLY_SER	低	高	是	否	
MEMORY_AND_DISK	高	中等	部分	部分	如果数据在内存中放不下，则溢写到磁盘上
MEMORY_AND_DISK_SER	低	高	部分	部分	如果数据在内存中放不下，则溢写到磁盘上。在内存中存放序列化后的数据
DISK_ONLY	低	高	否	是	

缓存有可能丢失，或者存储存储于内存的数据由于内存不足而被删除，RDD 的缓存容错机制保证了即使缓存丢失也能保证计算的正确执行。通过基于 RDD 的一系列转换，丢失的数据会被重算，由于 RDD 的各个 Partition 是相对独立的，因此只需要计算丢失的部分即可，并不需要重算全部 Partition。

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.makeRDD(Array("atguigu"))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = ParallelCollectionRDD[19] at makeRDD at <console>:25
```

（2）将 RDD 转换为携带当前时间戳不做缓存

```
scala> val nocache = rdd.map(_.toString+System.currentTimeMillis)
nocache: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = MapPartitionsRDD[20] at map at <console>:27
```

（3）多次打印结果

```
scala> nocache.collect
res0: Array[String] = Array(atguigu1538978275359)

scala> nocache.collect
res1: Array[String] = Array(atguigu1538978282416)

scala> nocache.collect
res2: Array[String] = Array(atguigu1538978283199)
```

（4）将 RDD 转换为携带当前时间戳并做缓存

```
scala> val cache =    rdd.map(_.toString+System.currentTimeMillis).cache
cache: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = MapPartitionsRDD[21] at map at <console>:27
```

（5）多次打印做了缓存的结果

```
scala> cache.collect
res3: Array[String] = Array(atguigu1538978435705)

scala> cache.collect
res4: Array[String] = Array(atguigu1538978435705)

scala> cache.collect
res5: Array[String] = Array(atguigu1538978435705)
```

2.8 RDD CheckPoint

Spark 中对于数据的保存除了持久化操作之外，还提供了一种检查点的机制，检查点（本质是通过将 RDD 写入 Disk 做检查点）是为了通过 lineage 做容错的辅助，lineage 过长会造成容错成本过高，这样就不如在中间阶段做检查点容错，如果之后有节点出现问题而丢失分区，从做检查点的 RDD 开始重做 Lineage，就会减少开销。检查点通过将数据写入到 HDFS 文件系统实现了 RDD 的检查点功能。

为当前 RDD 设置检查点。该函数将会创建一个二进制的文件，并存储到 checkpoint 目录中，该目录是用 SparkContext.setCheckpointDir()设置的。在 checkpoint 的过程中，该 RDD 的所有依赖于父 RDD 中的信息将全部被移除。对 RDD 进行 checkpoint 操作并不会马上被执行，必须执行 Action 操作才能触发。

案例实操：

（1）设置检查点

```
scala> sc.setCheckpointDir("hdfs://hadoop102:9000/checkpoint")
```

（2）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(Array("atguigu"))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = ParallelCollectionRDD[14] at parallelize at <console>:24
```

（3）将 RDD 转换为携带当前时间戳并做 checkpoint

```
scala> val ch = rdd.map(_+System.currentTimeMillis)
ch: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = MapPartitionsRDD[16] at map at <console>:26

scala> ch.checkpoint
```

（4）多次打印结果

```
scala> ch.collect
res55: Array[String] = Array(atguigu1538981860336)

scala> ch.collect
res56: Array[String] = Array(atguigu1538981860504)

scala> ch.collect
res57: Array[String] = Array(atguigu1538981860504)
```

```
scala> ch.collect
res58: Array[String] = Array(atguigu1538981860504)
```

第 3 章 键值对 RDD 数据分区

Spark 目前支持 Hash 分区和 Range 分区，用户也可以自定义分区，Hash 分区为当前的默认分区，Spark 中分区器直接决定了 RDD 中分区的个数、RDD 中每条数据经过 Shuffle 过程属于哪个分区和 Reduce 的个数

注意：

(1)只有 Key-Value 类型的 RDD 才有分区的，非 Key-Value 类型的 RDD 分区的值是 None

(2)每个 RDD 的分区 ID 范围：0~numPartitions-1，决定这个值是属于那个分区的。

3.1 获取 RDD 分区

可以通过使用 RDD 的 partitioner 属性来获取 RDD 的分区方式。它会返回一个 scala.Option 对象， 通过 get 方法获取其中的值。相关源码如下：

```
def getPartition(key: Any): Int = key match {
  case null => 0
  case _ => Utils.nonNegativeMod(key.hashCode, numPartitions)
}
def nonNegativeMod(x: Int, mod: Int): Int = {
  val rawMod = x % mod
  rawMod + (if (rawMod < 0) mod else 0)
}
```

（1）创建一个 pairRDD

```
scala> val pairs = sc.parallelize(List((1,1),(2,2),(3,3)))
pairs: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = ParallelCollectionRDD[3] at parallelize at <console>:24
```

（2）查看 RDD 的分区器

```
scala> pairs.partitioner
res1: Option[org.apache.spark.Partitioner] = None
```

（3）导入 HashPartitioner 类

```
scala> import org.apache.spark.HashPartitioner
import org.apache.spark.HashPartitioner
```

（4）使用 HashPartitioner 对 RDD 进行重新分区

```
scala> val partitioned = pairs.partitionBy(new HashPartitioner(2))
partitioned: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = ShuffledRDD[4] at partitionBy at <console>:27
```

（5）查看重新分区后 RDD 的分区器

```
scala> partitioned.partitioner
res2: Option[org.apache.spark.Partitioner] = Some(org.apache.spark.HashPartitioner@2)
```

3.2 Hash 分区

HashPartitioner 分区的原理：对于给定的 key，计算其 hashCode，并除以分区的个数取余，如果余数小于 0，则用余数+分区的个数（否则加 0），最后返回的值就是这个 key 所属的分区 ID。

使用 Hash 分区的实操

```
scala> nopar.partitioner
res20: Option[org.apache.spark.Partitioner] = None

scala> val nopar = sc.parallelize(List((1,3),(1,2),(2,4),(2,3),(3,6),(3,8)),8)
nopar: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = ParallelCollectionRDD[10] at parallelize at <console>:24

scala>nopar.mapPartitionsWithIndex((index,iter)=>{ Iterator(index.toString+" : "+iter.mkString("|")) }).collect
res0: Array[String] = Array("0 : ", 1 : (1,3), 2 : (1,2), 3 : (2,4), "4 : ", 5 : (2,3), 6 : (3,6), 7 : (3,8))
scala> val hashpar = nopar.partitionBy(new org.apache.spark.HashPartitioner(7))
hashpar: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = ShuffledRDD[12] at partitionBy at <console>:26

scala> hashpar.count
res18: Long = 6

scala> hashpar.partitioner
res21: Option[org.apache.spark.Partitioner] = Some(org.apache.spark.HashPartitioner@7)

scala> hashpar.mapPartitions(iter => Iterator(iter.length)).collect()
res19: Array[Int] = Array(0, 3, 1, 2, 0, 0, 0)
```

3.3 Ranger 分区

HashPartitioner 分区弊端：可能导致每个分区中数据量的不均匀，极端情况下会导致某些分区拥有 RDD 的全部数据。

RangePartitioner 作用：将一定范围内的数映射到某一个分区内，尽量保证每个分区中数据量的均匀，而且分区与分区之间是有序的，一个分区中的元素肯定都是比另一个分区内的元素小或者大，但是分区内的元素是不能保证顺序的。简单的说就是将一定范围内的数映射到某一个分区内。实现过程为：

第一步：先重整个 RDD 中抽取出样本数据，将样本数据排序，计算出每个分区的最大 key 值，形成一个 Array[KEY]类型的数组变量 rangeBounds；

第二步：判断 key 在 rangeBounds 中所处的范围，给出该 key 值在下一个 RDD 中的分区 id 下标；该分区器要求 RDD 中的 KEY 类型必须是可以排序的

3.4 自定义分区

要实现自定义的分区器，你需要继承 org.apache.spark.Partitioner 类并实现下面三个方法。

（1）numPartitions: Int:返回创建出来的分区数。

（2）getPartition(key: Any): Int:返回给定键的分区编号(0 到 numPartitions-1)。

（3）equals():Java 判断相等性的标准方法。这个方法的实现非常重要，Spark 需要用这个方法来检查你的分区器对象是否和其他分区器实例相同，这样 Spark 才可以判断两个 RDD 的分区方式是否相同。

需求：将相同后缀的数据写入相同的文件，通过将相同后缀的数据分区到相同的分区并保存输出来实现。

（1）创建一个 pairRDD

```
scala> val data = sc.parallelize(Array((1,1),(2,2),(3,3),(4,4),(5,5),(6,6)))
data: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = ParallelCollectionRDD[3] at parallelize at <console>:24
```

（2）定义一个自定义分区类

```
scala> :paste
// Entering paste mode (ctrl-D to finish)
class CustomerPartitioner(numParts:Int) extends org.apache.spark.Partitioner{

  //覆盖分区数
  override def numPartitions: Int = numParts

  //覆盖分区号获取函数
  override def getPartition(key: Any): Int = {
    val ckey: String = key.toString
    ckey.substring(ckey.length-1).toInt%numParts
  }
}

// Exiting paste mode, now interpreting.

defined class CustomerPartitioner
```

（3）将 RDD 使用自定义的分区类进行重新分区

```
scala> val par = data.partitionBy(new CustomerPartitioner(2))
par: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = ShuffledRDD[2] at partitionBy at <console>:27
```

（4）查看重新分区后的数据分布

```
scala> par.mapPartitionsWithIndex((index,items)=>items.map((index,_))).collect
res3: Array[(Int, (Int, Int))] = Array((0,(2,2)), (0,(4,4)), (0,(6,6)), (1,(1,1)), (1,(3,3)), (1,(5,5)))
```

使用自定义的 Partitioner 是很容易的:只要把它传给 partitionBy() 方法即可。Spark 中有许多依赖于数据混洗的方法，比如 join() 和 groupByKey()，它们也可以

接收一个可选的 Partitioner 对象来控制输出数据的分区方式。

第 4 章 数据读取与保存

Spark 的数据读取及数据保存可以从两个维度来作区分：文件格式以及文件系统。文件格式分为：Text 文件、Json 文件、Csv 文件、Sequence 文件以及 Object 文件；文件系统分为：本地文件系统、HDFS、HBASE 以及数据库。

4.1 文件类数据读取与保存

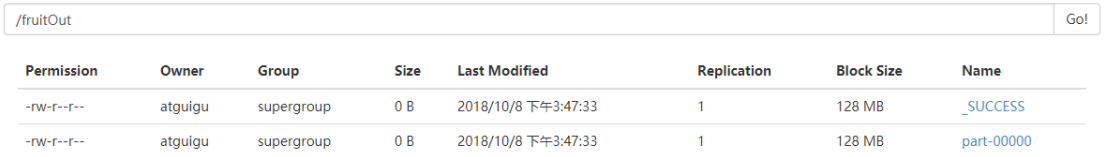
4.1.1 Text 文件

1）数据读取:textFile(String)

```
scala> val hdfsFile = sc.textFile("hdfs://hadoop102:9000/fruit.txt")
hdfsFile: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = hdfs://hadoop102:9000/fruit.txt MapPartitionsRDD[21] at textFile at <console>:24
```

2）数据保存: saveAsTextFile(String)

```
scala> hdfsFile.saveAsTextFile("/fruitOut")
```



4.1.2 Json 文件

如果 JSON 文件中每一行就是一个 JSON 记录，那么可以通过将 JSON 文件当做文本文件来读取，然后利用相关的 JSON 库对每一条数据进行 JSON 解析。

注意：使用 RDD 读取 JSON 文件处理很复杂，同时 SparkSQL 集成了很好的处理 JSON 文件的方式，所以应用中多是采用 SparkSQL 处理 JSON 文件。

（1）导入解析 json 所需的包

```
scala> import scala.util.parsing.json.JSON
```

（2）上传 json 文件到 HDFS

```
[atguigu@hadoop102 spark]$ hadoop fs -put ./examples/src/main/resources/people.json /
```

（3）读取文件

```
scala> val json = sc.textFile("/people.json")
json: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = /people.json MapPartitionsRDD[8] at textFile at <console>:24
```

（4）解析 json 数据

```
scala> val result  = json.map(JSON.parseFull)
result: org.apache.spark.rdd.RDD[Option[Any]] = MapPartitionsRDD[10] at map at <console>:27
```

（5）打印

```
scala> result.collect
res11: Array[Option[Any]] = Array(Some(Map(name -> Michael)), Some(Map(name -> Andy, age -> 30.0)), Some(Map(name -> Justin, age -> 19.0)))
```

4.1.3 Sequence 文件

SequenceFile 文件是 Hadoop 用来存储二进制形式的 key-value 对而设计的一种平面文件(Flat File)。Spark 有专门用来读取 SequenceFile 的接口。在 SparkContext 中，可以调用 sequenceFile[keyClass, valueClass](path)。

注意：SequenceFile 文件只针对 PairRDD

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(Array((1,2),(3,4),(5,6)))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = ParallelCollectionRDD[13] at parallelize at <console>:24
```

（2）将 RDD 保存为 Sequence 文件

```
scala> rdd.saveAsSequenceFile("file:///opt/module/spark/seqFile")
```

（3）查看该文件

```
[atguigu@hadoop102 seqFile]$ pwd
/opt/module/spark/seqFile

[atguigu@hadoop102 seqFile]$ ll
总用量 8
-rw-r--r-- 1 atguigu atguigu 108 10 月  9 10:29 part-00000
-rw-r--r-- 1 atguigu atguigu 124 10 月  9 10:29 part-00001
-rw-r--r-- 1 atguigu atguigu   0 10 月  9 10:29 _SUCCESS

[atguigu@hadoop102 seqFile]$ cat part-00000
SEQ org.apache.hadoop.io.IntWritable org.apache.hadoop.io.IntWritable
```

（4）读取 Sequence 文件

```
scala> val seq = sc.sequenceFile[Int,Int]("file:///opt/module/spark/seqFile")
seq: org.apache.spark.rdd.RDD[(Int, Int)] = MapPartitionsRDD[18] at sequenceFile at <console>:24
```

（5）打印读取后的 Sequence 文件

```
scala> seq.collect
res14: Array[(Int, Int)] = Array((1,2), (3,4), (5,6))
```

4.1.4 对象文件

对象文件是将对象序列化后保存的文件，采用 Java 的序列化机制。可以通过 objectFile[k,v](path) 函数接收一个路径，读取对象文件，返回对应的 RDD，也可以通过调用 saveAsObjectFile() 实现对对象文件的输出。因为是序列化所以要指定类型。

（1）创建一个 RDD

```
scala> val rdd = sc.parallelize(Array(1,2,3,4))
rdd: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = ParallelCollectionRDD[19] at parallelize at <console>:24
```

（2）将 RDD 保存为 Object 文件

```
scala> rdd.saveAsObjectFile("file:///opt/module/spark/objectFile")
```

（3）查看该文件

```
[atguigu@hadoop102 objectFile]$ pwd
/opt/module/spark/objectFile

[atguigu@hadoop102 objectFile]$ ll
总用量 8
-rw-r--r-- 1 atguigu atguigu 142 10 月   9 10:37 part-00000
-rw-r--r-- 1 atguigu atguigu 142 10 月   9 10:37 part-00001
-rw-r--r-- 1 atguigu atguigu   0 10 月   9 10:37 _SUCCESS

[atguigu@hadoop102 objectFile]$ cat part-00000
SEQ!org.apache.hadoop.io.NullWritable"org.apache.hadoop.io.BytesWritableW@`l
```

（4）读取 Object 文件

```
scala> val objFile = sc.objectFile[(Int)]("file:///opt/module/spark/objectFile")
objFile: org.apache.spark.rdd.RDD[Int] = MapPartitionsRDD[31] at objectFile at <console>:24
```

（5）打印读取后的 Sequence 文件

```
scala> objFile.collect
res19: Array[Int] = Array(1, 2, 3, 4)
```

4.2 文件系统类数据读取与保存

4.2.1 HDFS

Spark 的整个生态系统与 Hadoop 是完全兼容的,所以对于 Hadoop 所支持的文件类型或者数据库类型,Spark 也同样支持.另外,由于 Hadoop 的 API 有新旧两个版本,所以 Spark 为了能够兼容 Hadoop 所有的版本,也提供了两套创建操作接口.对于外部存储创建操作而言,hadoopRDD 和 newHadoopRDD 是最为抽象的两个函数接口,主要包含以下四个参数.

1）输入格式(InputFormat): 制定数据输入的类型,如 TextInputFormat 等,新旧两个版本所引用的版本分别是 org.apache.hadoop.mapred.InputFormat 和 org.apache.hadoop.mapreduce.InputFormat(NewInputFormat)

2）键类型: 指定[K,V]键值对中 K 的类型

3）值类型: 指定[K,V]键值对中 V 的类型

4）分区值: 指定由外部存储生成的 RDD 的 partition 数量的最小值,如果没有指定,系统会使用默认值 defaultMinSplits

注意:其他创建操作的 API 接口都是为了方便最终的 Spark 程序开发者而设置的,是这两个接口的高效实现版本.例如,对于 textFile 而言,只有 path 这个指定文件路径的参数,其他参数在系统内部指定了默认值。

1.在 Hadoop 中以压缩形式存储的数据,不需要指定解压方式就能够进行读取,因为 Hadoop 本身有一个解压器会根据压缩文件的后缀推断解压算法进行解压.

2.如果用 Spark 从 Hadoop 中读取某种类型的数据不知道怎么读取的时候,上网查找一个使用 map-reduce 的时候是怎么读取这种这种数据的,然后再将对应的读取方式改写成上面的 hadoopRDD 和 newAPIHadoopRDD 两个类就行了

4.2.2 MySQL 数据库连接

支持通过 Java JDBC 访问关系型数据库。需要通过 JdbcRDD 进行，示例如下:

（1）添加依赖

```
<dependency>
    <groupId>mysql</groupId>
    <artifactId>mysql-connector-java</artifactId>
    <version>5.1.27</version>
</dependency>
```

（2）Mysql 读取：

```
package com.atguigu

import java.sql.DriverManager

import org.apache.spark.rdd.JdbcRDD
import org.apache.spark.{SparkConf, SparkContext}

object MysqlRDD {

  def main(args: Array[String]): Unit = {

    //1.创建 spark 配置信息
    val sparkConf: SparkConf = new SparkConf().setMaster("local[*]").setAppName("JdbcRDD")

    //2.创建 SparkContext
    val sc = new SparkContext(sparkConf)

    //3.定义连接 mysql 的参数
    val driver = "com.mysql.jdbc.Driver"
    val url = "jdbc:mysql://hadoop102:3306/rdd"
    val userName = "root"
    val passWd = "000000"

    //创建 JdbcRDD
    val rdd = new JdbcRDD(sc, () => {
      Class.forName(driver)
      DriverManager.getConnection(url, userName, passWd)
    },
      "select * from `rddtable` where `id`>=?;",
      1,
      10,
      1,
      r => (r.getInt(1), r.getString(2))
    )
```

```
        //打印最后结果
        println(rdd.count())
        rdd.foreach(println)

        sc.stop()
    }
}
```

Mysql 写入：

```
def main(args: Array[String]) {
  val sparkConf = new SparkConf().setMaster("local[2]").setAppName("HBaseApp")
  val sc = new SparkContext(sparkConf)
  val data = sc.parallelize(List("Female", "Male","Female"))

  data.foreachPartition(insertData)
}

def insertData(iterator: Iterator[String]): Unit = {
Class.forName ("com.mysql.jdbc.Driver").newInstance()
  val conn = java.sql.DriverManager.getConnection("jdbc:mysql://master01:3306/rdd", "root",
"hive")
  iterator.foreach(data => {
    val ps = conn.prepareStatement("insert into rddtable(name) values (?)")
    ps.setString(1, data)
    ps.executeUpdate()
  })
}
```

4.2.3 HBase 数据库

由于 org.apache.hadoop.hbase.mapreduce.TableInputFormat 类的实现，Spark 可以通过 Hadoop 输入格式访问 HBase。这个输入格式会返回键值对数据，其中键的类型为 org.apache.hadoop.hbase.io.ImmutableBytesWritable，而值的类型为 org.apache.hadoop.hbase.client.Result。

（1）添加依赖

```
  <dependency>
    <groupId>org.apache.hbase</groupId>
    <artifactId>hbase-server</artifactId>
    <version>1.3.1</version>
  </dependency>

  <dependency>
    <groupId>org.apache.hbase</groupId>
    <artifactId>hbase-client</artifactId>
    <version>1.3.1</version>
  </dependency>
```

（2）从 HBase 读取数据

```
package com.atguigu

import org.apache.hadoop.conf.Configuration
import org.apache.hadoop.hbase.HBaseConfiguration
import org.apache.hadoop.hbase.client.Result
```

```
import org.apache.hadoop.hbase.io.ImmutableBytesWritable
import org.apache.hadoop.hbase.mapreduce.TableInputFormat
import org.apache.spark.rdd.RDD
import org.apache.spark.{SparkConf, SparkContext}
import org.apache.hadoop.hbase.util.Bytes

object HBaseSpark {

  def main(args: Array[String]): Unit = {

    //创建 spark 配置信息
    val sparkConf: SparkConf = new SparkConf().setMaster("local[*]").setAppName("JdbcRDD")

    //创建 SparkContext
    val sc = new SparkContext(sparkConf)

    //构建 HBase 配置信息
    val conf: Configuration = HBaseConfiguration.create()
    conf.set("hbase.zookeeper.quorum", "hadoop102,hadoop103,hadoop104")
    conf.set(TableInputFormat.INPUT_TABLE, "rddtable")

    //从 HBase 读取数据形成 RDD
    val hbaseRDD: RDD[(ImmutableBytesWritable, Result)] = sc.newAPIHadoopRDD(
      conf,
      classOf[TableInputFormat],
      classOf[ImmutableBytesWritable],
      classOf[Result])

    val count: Long = hbaseRDD.count()
    println(count)

    //对 hbaseRDD 进行处理
    hbaseRDD.foreach {
      case (_, result) =>
        val key: String = Bytes.toString(result.getRow)
        val name: String = Bytes.toString(result.getValue(Bytes.toBytes("info"),
Bytes.toBytes("name")))
        val color: String = Bytes.toString(result.getValue(Bytes.toBytes("info"),
Bytes.toBytes("color")))
        println("RowKey:" + key + ",Name:" + name + ",Color:" + color)
    }

    //关闭连接
    sc.stop()
  }

}
```

3）往 HBase 写入

```
def main(args: Array[String]) {
  //获取 Spark 配置信息并创建与 spark 的连接
  val sparkConf = new SparkConf().setMaster("local[*]").setAppName("HBaseApp")
  val sc = new SparkContext(sparkConf)

  //创建 HBaseConf
  val conf = HBaseConfiguration.create()
```

```
  val jobConf = new JobConf(conf)
  jobConf.setOutputFormat(classOf[TableOutputFormat[ImmutableBytesWritable]])
  jobConf.set(TableOutputFormat.OUTPUT_TABLE, "fruit_spark")

  //构建 Hbase 表描述器
  val fruitTable = TableName.valueOf("fruit_spark")
  val tableDescr = new HTableDescriptor(fruitTable)
  tableDescr.addFamily(new HColumnDescriptor("info".getBytes))

  //创建 Hbase 表
  val admin = new HBaseAdmin(conf)
  if (admin.tableExists(fruitTable)) {
    admin.disableTable(fruitTable)
    admin.deleteTable(fruitTable)
  }
  admin.createTable(tableDescr)

  //定义往 Hbase 插入数据的方法
  def convert(triple: (Int, String, Int)) = {
    val put = new Put(Bytes.toBytes(triple._1))
    put.addImmutable(Bytes.toBytes("info"), Bytes.toBytes("name"), Bytes.toBytes(triple._2))
    put.addImmutable(Bytes.toBytes("info"), Bytes.toBytes("price"), Bytes.toBytes(triple._3))
    (new ImmutableBytesWritable, put)
  }

  //创建一个 RDD
  val initialRDD = sc.parallelize(List((1,"apple",11), (2,"banana",12), (3,"pear",13)))

  //将 RDD 内容写到 HBase
  val localData = initialRDD.map(convert)

  localData.saveAsHadoopDataset(jobConf)
}
```

第 5 章 RDD 编程进阶

5.1 累加器

累加器用来对信息进行聚合，通常在向 Spark 传递函数时，比如使用 map() 函数或者用 filter() 传条件时，可以使用驱动器程序中定义的变量，但是集群中运行的每个任务都会得到这些变量的一份新的副本，更新这些副本的值也不会影响驱动器中的对应变量。如果我们想实现所有分片处理时更新共享变量的功能，那么累加器可以实现我们想要的效果。

5.1.1 系统累加器

针对一个输入的日志文件，如果我们想计算文件中所有空行的数量，我们可以编写以下程序：

```
scala> val notice = sc.textFile("./NOTICE")
notice: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = ./NOTICE MapPartitionsRDD[40] at textFile at <console>:32
```

```
scala> val blanklines = sc.accumulator(0)
warning: there were two deprecation warnings; re-run with -deprecation for details
blanklines: org.apache.spark.Accumulator[Int] = 0

scala> val tmp = notice.flatMap(line => {
     |       if (line == "") {
     |           blanklines += 1
     |       }
     |       line.split(" ")
     | })
tmp: org.apache.spark.rdd.RDD[String] = MapPartitionsRDD[41] at flatMap at <console>:36

scala> tmp.count()
res31: Long = 3213

scala> blanklines.value
res32: Int = 171
```

累加器的用法如下所示。

通过在驱动器中调用 SparkContext.accumulator(initialValue)方法，创建出存有初始值的累加器。返回值为 org.apache.spark.Accumulator[T] 对象，其中 T 是初始值 initialValue 的类型。Spark 闭包里的执行器代码可以使用累加器的 += 方法(在 Java 中是 add)增加累加器的值。 驱动器程序可以调用累加器的 value 属性(在 Java 中使用 value()或 setValue())来访问累加器的值。

注意：工作节点上的任务不能访问累加器的值。从这些任务的角度来看，累加器是一个只写变量。

对于要在行动操作中使用的累加器，Spark 只会把每个任务对各累加器的修改应用一次。因此，如果想要一个无论在失败还是重复计算时都绝对可靠的累加器，我们必须把它放在 foreach() 这样的行动操作中。转化操作中累加器可能会发生不止一次更新

5.1.2 自定义累加器

自定义累加器类型的功能在 1.X 版本中就已经提供了，但是使用起来比较麻烦，在 2.0 版本后，累加器的易用性有了较大的改进，而且官方还提供了一个新的抽象类：AccumulatorV2 来提供更加友好的自定义类型累加器的实现方式。实现自定义类型累加器需要继承 AccumulatorV2 并至少覆写下例中出现的方法，下面这个累加器可以用于在程序运行过程中收集一些文本类信息，最终以 Set[String]的形式返回。

```
package com.atguigu.spark

import org.apache.spark.util.AccumulatorV2
import org.apache.spark.{SparkConf, SparkContext}
import scala.collection.JavaConversions._
```

```
class LogAccumulator extends org.apache.spark.util.AccumulatorV2[String, java.util.Set[String]]
{
  private val _logArray: java.util.Set[String] = new java.util.HashSet[String]()

  override def isZero: Boolean = {
    _logArray.isEmpty
  }

  override def reset(): Unit = {
    _logArray.clear()
  }

  override def add(v: String): Unit = {
    _logArray.add(v)
  }

  override def merge(other: org.apache.spark.util.AccumulatorV2[String, java.util.Set[String]]):
Unit = {
    other match {
      case o: LogAccumulator => _logArray.addAll(o.value)
    }

  }

  override def value: java.util.Set[String] = {
    java.util.Collections.unmodifiableSet(_logArray)
  }

  override def copy():org.apache.spark.util.AccumulatorV2[String, java.util.Set[String]] = {
    val newAcc = new LogAccumulator()
    _logArray.synchronized{
      newAcc._logArray.addAll(_logArray)
    }
    newAcc
  }
}

// 过滤掉带字母的
object LogAccumulator {
  def main(args: Array[String]) {
    val conf=new SparkConf().setAppName("LogAccumulator")
    val sc=new SparkContext(conf)

    val accum = new LogAccumulator
    sc.register(accum, "logAccum")
    val sum = sc.parallelize(Array("1", "2a", "3", "4b", "5", "6", "7cd", "8", "9"), 2).filter(line =>
{
      val pattern = """^-?(\d+)"""
      val flag = line.matches(pattern)
      if (!flag) {
        accum.add(line)
      }
      flag
    }).map(_.toInt).reduce(_ + _)

    println("sum: " + sum)
    for (v <- accum.value) print(v + "")
```

```
        println()
        sc.stop()
    }
}
```

5.2 广播变量（调优策略）

广播变量用来高效分发较大的对象。向所有工作节点发送一个较大的只读值，以供一个或多个 Spark 操作使用。比如，如果你的应用需要向所有节点发送一个较大的只读查询表，甚至是机器学习算法中的一个很大的特征向量，广播变量用起来都很顺手。 在多个并行操作中使用同一个变量，但是 Spark 会为每个任务分别发送。

```
scala> val broadcastVar = sc.broadcast(Array(1, 2, 3))
broadcastVar: org.apache.spark.broadcast.Broadcast[Array[Int]] = Broadcast(35)

scala> broadcastVar.value
res33: Array[Int] = Array(1, 2, 3)
```

使用广播变量的过程如下：

(1) 通过对一个类型 T 的对象调用 SparkContext.broadcast 创建出一个 Broadcast[T]对象。任何可序列化的类型都可以这么实现。

(2) 通过 value 属性访问该对象的值(在 Java 中为 value()方法)。

(3) 变量只会被发到各个节点一次，应作为只读值处理(修改这个值不会影响到别的节点)。