# Spark计算模型

# 课程目标

## 熟练使用RDD的算子完成计算

## 掌握RDD的原理

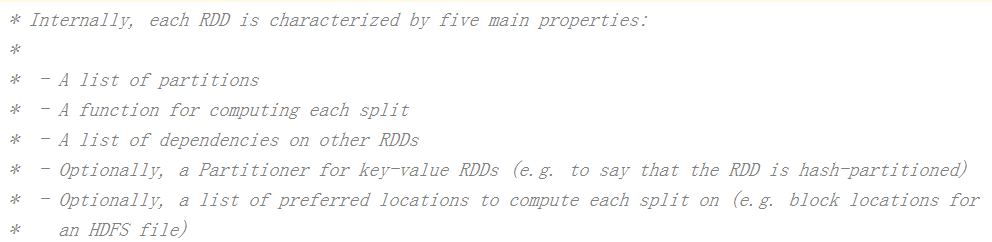
# 弹性分布式数据集RDD

## RDD概述

### 什么是RDD

RDD（Resilient Distributed Dataset）叫做**分布式数据集**，是Spark中最基本的数据抽象，它代表一个**不可变、可分区、里面的元素可并行计算的集合**。RDD具有数据流模型的特点：自动容错、位置感知性调度和可伸缩性。RDD允许用户在执行多个查询时**显式地将工作集缓存在内存中，后续的查询能够重用工作集，**这极大地提升了查询速度。

### RDD的属性



1. 一组分片（Partition），即数据集的基本组成单位。对于RDD来说，每个分片都会被一个计算任务处理，并决定并行计算的粒度。用户可以在创建RDD时指定RDD的分片个数，如果没有指定，那么就会采用默认值。默认值就是程序所分配到的CPU Core的数目。
2. 一个计算每个分区的函数。Spark中RDD的计算是以分片为单位的，每个RDD都会实现compute函数以达到这个目的。**compute函数会对迭代器进行复合，不需要保存每次计算的结果。**
3. RDD之间的依赖关系。RDD的每次转换都会生成一个新的RDD，所以RDD之间就会形成类似于流水线一样的前后依赖关系。在部分分区数据丢失时，Spark可以通过这个依赖关系重新计算丢失的分区数据，而不是对RDD的所有分区进行重新计算。
4. 一个Partitioner，即**RDD的分片函数**。当前Spark中实现了两种类型的分片函数，一个是基于哈希的HashPartitioner，另外一个是基于范围的RangePartitioner。只有对于于key-value的RDD，才会有Partitioner，非key-value的RDD的Parititioner的值是None。**Partitioner函数不但决定了RDD本身的分片数量，也决定了parent RDD Shuffle输出时的分片数量。**
5. 一个列表，存储存取每个Partition的优先位置（preferred location）。对于一个HDFS文件来说，这个列表保存的就是每个Partition所在的块的位置。按照“移动数据不如移动计算”的理念，Spark在进行任务调度的时候，会尽可能地将计算任务分配到其所要处理数据块的存储位置。

## 创建RDD

1. 由一个已经存在的Scala集合创建。

val rdd1 = sc.parallelize(Array(1,2,3,4,5,6,7,8))

1. 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

val rdd2 = sc.textFile("hdfs://node1.itcast.cn:9000/words.txt")

## RDD编程API

### Transformation

RDD中的所有转换都是延迟加载的，也就是说，**它们并不会直接计算结果。相反的，它们只是记住这些应用到基础数据集（例如一个文件）上的转换动作。**只有当发生一个要求返回结果给Driver的动作时，这些转换才会真正运行。这种设计让Spark更加有效率地运行。

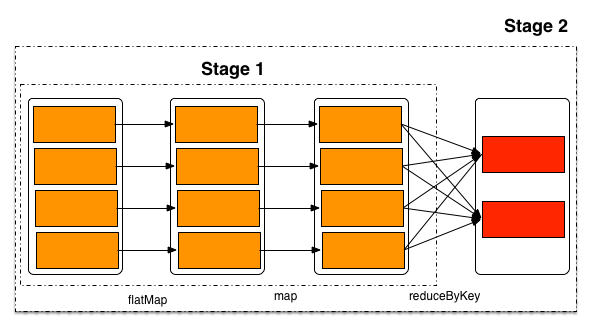
常用的Transformation：

|  |  |
| --- | --- |
| **转换** | **含义** |
| **map**(func) | 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 |
| **filter**(func) | 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 |
| **flatMap**(func) | 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） |
| **mapPartitions**(func) | 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] |
| **mapPartitionsWithIndex**(func) | 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] |
| **sample**(withReplacement, fraction, seed) | 根据fraction指定的比例对数据进行采样，可以选择是否使用随机数进行替换，seed用于指定随机数生成器种子 |
| **union**(otherDataset) | 对源RDD和参数RDD求并集后返回一个新的RDD |
| **intersection**(otherDataset) | 对源RDD和参数RDD求交集后返回一个新的RDD |
| **distinct**([numTasks])) | 对源RDD进行去重后返回一个新的RDD |
| **groupByKey**([numTasks]) | 在一个(K,V)的RDD上调用，返回一个(K, Iterator[V])的RDD |
| **reduceByKey**(func, [numTasks]) | 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，与groupByKey类似，reduce任务的个数可以通过第二个可选的参数来设置 |
| **aggregateByKey**(zeroValue)(seqOp, combOp, [numTasks]) |  |
| **sortByKey**([ascending], [numTasks]) | 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 |
| **sortBy**(func,[ascending], [numTasks]) | 与sortByKey类似，但是更灵活 |
| **join**(otherDataset, [numTasks]) | 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 |
| **cogroup**(otherDataset, [numTasks]) | 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 |
| **cartesian**(otherDataset) | 笛卡尔积 |
| **pipe**(command, [envVars]) |  |
| **coalesce**(numPartitions**)** |  |
| **repartition**(numPartitions) |  |
| **repartitionAndSortWithinPartitions**(partitioner) |  |

### Action

|  |  |
| --- | --- |
| **动作** | **含义** |
| **reduce**(*func*) | 通过func函数聚集RDD中的所有元素，这个功能必须是课交换且可并联的 |
| **collect**() | 在驱动程序中，以数组的形式返回数据集的所有元素 |
| **count**() | 返回RDD的元素个数 |
| **first**() | 返回RDD的第一个元素（类似于take(1)） |
| **take**(*n*) | 返回一个由数据集的前n个元素组成的数组 |
| **takeSample**(*withReplacement*,*num*, [*seed*]) | 返回一个数组，该数组由从数据集中随机采样的num个元素组成，可以选择是否用随机数替换不足的部分，seed用于指定随机数生成器种子 |
| **takeOrdered**(*n*, *[ordering]*) |  |
| **saveAsTextFile**(*path*) | 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 |
| **saveAsSequenceFile**(*path*) | 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。 |
| **saveAsObjectFile**(*path*) |  |
| **countByKey**() | 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。 |
| **foreach**(*func*) | 在数据集的每一个元素上，运行函数func进行更新。 |

### WordCount中的RDD



### 练习

启动spark-shell

/usr/local/spark-1.5.2-bin-hadoop2.6/bin/spark-shell --master spark://node1.itcast.cn:7077

练习1：

//通过并行化生成rdd

val rdd1 = sc.parallelize(List(5, 6, 4, 7, 3, 8, 2, 9, 1, 10))

//对rdd1里的每一个元素乘2然后排序

val rdd2 = rdd1.map(\_ \* 2).sortBy(x => x, true)

//过滤出大于等于十的元素

val rdd3 = rdd2.filter(\_ >= 10)

//将元素以数组的方式在客户端显示

rdd3.collect

练习2：

val rdd1 = sc.parallelize(Array("a b c", "d e f", "h i j"))

//将rdd1里面的每一个元素先切分在压平

val rdd2 = rdd1.flatMap(\_.split(' '))

rdd2.collect

练习3：

val rdd1 = sc.parallelize(List(5, 6, 4, 3))

val rdd2 = sc.parallelize(List(1, 2, 3, 4))

//求并集

val rdd3 = rdd1.union(rdd2)

//求交集

val rdd4 = rdd1.intersection(rdd2)

//去重

rdd3.distinct.collect

rdd4.collect

练习4：

val rdd1 = sc.parallelize(List(("tom", 1), ("jerry", 3), ("kitty", 2)))

val rdd2 = sc.parallelize(List(("jerry", 2), ("tom", 1), ("shuke", 2)))

//求jion

val rdd3 = rdd1.join(rdd2)

rdd3.collect

//求并集

val rdd4 = rdd1 union rdd2

//按key进行分组

rdd4.groupByKey

rdd4.collect：

res11: Array[(String, Int)] = Array((tom,1), (jerry,3), (kitty,2), (jerry,2), (tom,1), (shuke,2))

结果：res10: Array[(String, Iterable[Int])] = Array((tom,CompactBuffer(1, 1)), (jerry,CompactBuffer(3, 2)), (shuke,CompactBuffer(2)), (kitty,CompactBuffer(2)))

练习5：

val rdd1 = sc.parallelize(List(("tom", 1), ("tom", 2), ("jerry", 3), ("kitty", 2)))

val rdd2 = sc.parallelize(List(("jerry", 2), ("tom", 1), ("shuke", 2)))

//cogroup

val rdd3 = rdd1.cogroup(rdd2)

//注意cogroup与groupByKey的区别

rdd3.collect

**结果**：res9: Array[(String, (Iterable[Int], Iterable[Int]))] = Array((tom,(CompactBuffer(1, 2),CompactBuffer(1))), (jerry,(CompactBuffer(3),CompactBuffer(2))), (shuke,(CompactBuffer(),CompactBuffer(2))), (kitty,(CompactBuffer(2),CompactBuffer())))

练习6：

val rdd1 = sc.parallelize(List(1, 2, 3, 4, 5))

//reduce聚合

val rdd2 = rdd1.reduce(\_ + \_)

练习7：

val rdd1 = sc.parallelize(List(("tom", 1), ("jerry", 3), ("kitty", 2), ("shuke", 1)))

val rdd2 = sc.parallelize(List(("jerry", 2), ("tom", 3), ("shuke", 2), ("kitty", 5)))

val rdd3 = rdd1.union(rdd2)

//按key进行聚合

val rdd4 = rdd3.reduceByKey(\_ + \_)

rdd4.collect

//按value的降序排序

val rdd5 = rdd4.map(t => (t.\_2, t.\_1)).sortByKey(false).map(t => (t.\_2, t.\_1))

rdd5.collect

联习8：

val rdd2 = sc.parallelize(List(5,6,4,7,3,8,2,9,1,10)).map(\_\*2).sortBy(x=>x+"",true)

val rdd2 = sc.parallelize(List(5,6,4,7,3,8,2,9,1,10)).map(\_\*2).sortBy(x=>x.toString,true)

其中sortBy(x=>x+””,true)中的x=>x+””与x=>x.toString一样都是将int变为string

练习9：

val rdd1 = sc.parallelize(List(("tom", 1), ("jerry", 2), ("kitty", 3)))

val rdd2 = sc.parallelize(List(("jerry", 9), ("tom", 8), ("shuke", 7)))

#join

val rdd3 = rdd1.join(rdd2)

结果：res8: Array[(String, (Int, Int))] = Array((tom,(1,8)), (jerry,(2,9)))

val rdd3 = rdd1.leftOuterJoin(rdd2)

结果：res9: Array[(String, (Int, Option[Int]))] = Array((tom,(1,Some(8))), (jerry,(2,Some(9))), (kitty,(3,None)))

val rdd3 = rdd1.rightOuterJoin(rdd2)

结果：res10: Array[(String, (Option[Int], Int))] = Array((tom,(Some(1),8)), (jerry,(Some(2),9)), (shuke,(None,7)))

#groupByKey

val rdd3 = rdd1 union rdd2

rdd3.groupByKey

结果：res14: Array[(String, Iterable[Int])] = Array((tom,CompactBuffer(1, 8)), (jerry,CompactBuffer(9, 2)), (shuke,CompactBuffer(7)), (kitty,CompactBuffer(3)))

练习10：

mapPartitionsWithIndex : 把每个partition中的分区号和对应的值拿出来, 看源码

val func = (index: Int, iter: Iterator[(Int)]) => {

iter.toList.map(x => "[partID:" + index + ", val: " + x + "]").iterator

}

val rdd1 = sc.parallelize(List(1,2,3,4,5,6,7,8,9), 2)

rdd1.mapPartitionsWithIndex(func).collect

结果：res15: Array[String] = Array([partID:0, val: 1], [partID:0, val: 2], [partID:0, val: 3], [partID:0, val: 4], [partID:1, val: 5], [partID:1, val: 6], [partID:1, val: 7], [partID:1, val: 8], [partID:1, val: 9])

###是action操作, 第一个参数是初始值, 二:是2个函数[每个函数都是2个参数(第一个参数:先对个个分区进行合并, 第二个:对个个分区合并后的结果再进行合并), 输出一个参数]

###0 + (0+1+2+3+4 + 0+5+6+7+8+9)

rdd1.aggregate(0)(\_+\_, \_+\_)->45

##0与（0,1,2,3,4）取最大值，0与（5,6,7,8,9）取最大值，然后将0与两个最大值相加

rdd1.aggregate(0)(math.max(\_, \_), \_ + \_)

###5和1比, 得5再和234比得5 --> 5和6789比,得9 --> 5 + (5+9)

rdd1.aggregate(5)(math.max(\_, \_), \_ + \_)->19

val rdd2 = sc.parallelize(List("a","b","c","d","e","f"),2)

rdd2.aggregate(“”)(\_+\_,\_+\_)->abcdef或者defabc因为并行运行不知道哪个快

rdd2.aggregate("/")(\_ + \_, \_ + \_)-> //abc/def

val rdd3 = sc.parallelize(List("12","23","345","4567"),2)

rdd3.aggregate("")((x,y) => math.max(x.length, y.length).toString, (x,y) => x + y)

结果：24或者42

val rdd4 = sc.parallelize(List("12","23","345",""),2)

rdd4.aggregate("")((x,y) => math.min(x.length, y.length).toString, (x,y) => x + y)

val rdd4 = sc.parallelize(List("12","23","345",""),2)

rdd4.aggregate("")((x,y) => math.min(x.length, y.length).toString, (x,y) => x + y)

结果：10或者01

val rdd5 = sc.parallelize(List("12","23","","345"),2)

rdd5.aggregate("")((x,y) => math.min(x.length, y.length).toString, (x,y) => x + y)

结果：11

练习：

####aggregateByKey

val pairRDD = sc.parallelize(List( ("cat",2), ("cat", 5), ("mouse", 4),("cat", 12), ("dog", 12), ("mouse", 2)), 2)

def func2(index: Int, iter: Iterator[(String, Int)]) : Iterator[String] = {

iter.toList.map(x => "[partID:" + index + ", val: " + x + "]").iterator

}

pairRDD.mapPartitionsWithIndex(func2).collect

pairRDD.aggregateByKey(0)(math.max(\_, \_), \_ + \_).collect

pairRDD.aggregateByKey(100)(math.max(\_, \_), \_ + \_).collect

结果：res45: Array[(String, Int)] = Array((dog,100), (cat,200), (mouse,200))

可以与aggregate对比看出aggregateByKey初始值只加了2次，而aggregate加了3次

pairRDD.aggregateByKey(0)(\_ + \_,\_ + \_)与pairRDD.reduceByKey(\_ + \_)一样底层调的一样

练习10：

combineByKey : 和reduceByKey是相同的效果

###第一个参数x:原封不动取出来, 第二个参数:是函数, 局部运算, 第三个:是函数, 对局部运算后的结果再做运算

###每个分区中每个key中value中的第一个值, (hello,1)(hello,1)(good,1)-->(hello(1,1),good(1))-->x就相当于hello的第一个1, good中的1

val pairRDD = sc.parallelize(List( ("cat",2), ("cat", 5), ("mouse", 4),("cat", 12), ("dog", 12), ("mouse", 2)),3)

pairRDD.combineByKey(x => x, (a: Int, b: Int) => a + b, (m: Int, n: Int) => m + n).collect

结果：res56: Array[(String, Int)] = Array((cat,19), (mouse,6), (dog,12))

pairRDD.combineByKey(x => x+10,(a: Int, b: Int) => a + b, (m: Int, n: Int) => m + n).collect

结果：res57: Array[(String, Int)] = Array((cat,39), (mouse,26), (dog,22))

val rdd4 = sc.parallelize(List("dog","cat","gnu","salmon","rabbit","turkey","wolf","bear","bee"), 3)

val rdd5 = sc.parallelize(List(1,1,2,2,2,1,2,2,2), 3)

val rdd6 = rdd5.zip(rdd4)

val rdd7 = rdd6.combineByKey(List(\_), (x: List[String], y: String) => x :+ y, (m: List[String], n: List[String]) => m ++ n)

结果：res60: Array[(Int, List[String])] = Array((1,List(turkey, dog, cat)), (2,List(gnu, wolf, bear, bee, salmon, rabbit)))

练习11：

val rdd1 = sc.parallelize(List(("a", 1), ("b", 2), ("b", 3), ("c", 3), ("c", 1)))

rdd1.countByKey

结果：res63: scala.collection.Map[String,Long] = Map(b -> 2, a -> 1, c -> 2)

rdd1.countByValue

res64: scala.collection.Map[(String, Int),Long] = Map((c,3) -> 1, (b,2) -> 1, (c,1) -> 1, (a,1) -> 1, (b,3) -> 1)

练习12：

flatMapValues : Array((a,1), (a,2), (b,3), (b,4))

val rdd3 = sc.parallelize(List(("a", "1 2"), ("b", "3 4")))

val rdd4 = rdd3.flatMapValues(\_.split(" "))

rdd4.collect

练习13：

foldByKey

val rdd1 = sc.parallelize(List("dog", "wolf", "cat", "bear"), 2)

val rdd2 = rdd1.map(x => (x.length, x))

val rdd3 = rdd2.foldByKey("")(\_+\_)

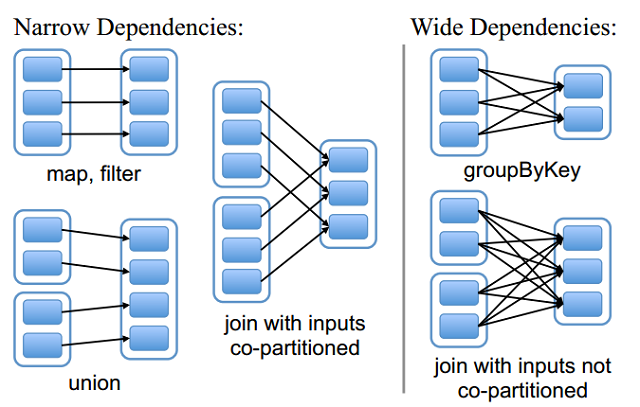
res68: Array[(Int, String)] = Array((4,wolfbear), (3,catdog))

//想要了解更多，访问下面的地址

<http://homepage.cs.latrobe.edu.au/zhe/ZhenHeSparkRDDAPIExamples.html>

## RDD的依赖关系

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）。



### 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

总结：窄依赖我们形象的比喻为**独生子女**

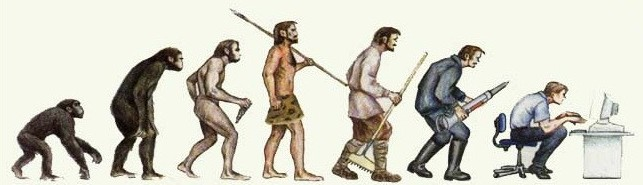
### 宽依赖

宽依赖指的是多个子RDD的Partition会依赖同一个父RDD的Partition

总结：窄依赖我们形象的比喻为**超生**

### 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（即血统）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。



## RDD的缓存

Spark速度非常快的原因之一，就是在不同操作中可以在内存中持久化或缓存个数据集。当持久化某个RDD后，每一个节点都将把计算的分片结果保存在内存中，并在对此RDD或衍生出的RDD进行的其他动作中重用。这使得后续的动作变得更加迅速。RDD相关的持久化和缓存，是Spark最重要的特征之一。可以说，缓存是Spark构建迭代式算法和快速交互式查询的关键。

### RDD缓存方式

RDD通过persist方法或cache方法可以将前面的计算结果缓存，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。



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。



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。**

## DAG的生成

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。

