## 法律声明

□ 本课件包括: 演示文稿, 示例, 代码, 题库, 视频和声音等, 小象学院拥有完全知识产权的权利; 只限于善意学习者在本课程使用, 不得在课程范围外向任何第三方散播。任何其他人或机构不得盗版、复制、仿造其中的创意, 我们将保留一切通过法律手段追究违反者的权利。

- □ 课程详情请咨询
  - 微信公众号:小象学院
  - 新浪微博:小象AI学院





#### 大纲

- Spark产生背景
- Spark工作原理
- Spark Shell



#### Spark产生背景

# Spark产生背景

- ➤ MapReduce局限性
  - 仅支持Map和Reduce两种语义操作
  - 处理效率低,耗费时间长
  - 不适合处理迭代计算、交互式处理、实时流处理等
  - 更多的应用于大规模批处理场景



## Spark产生背景

- > 计算处理框架种类多,选型复杂
  - 批处理: MapReduce、Hive、Pig
  - 流式计算: Storm
  - 交互式计算: Impala、Presto
  - 机器学习算法: Mahout
- ▶ 希望能够简化技术选型,在一个统一的框架下,能够完成批处理、流式计算、交互式计算、机器学习算法等

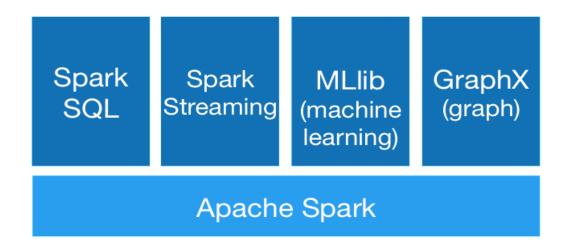


#### Spark工作原理



## Spark简介

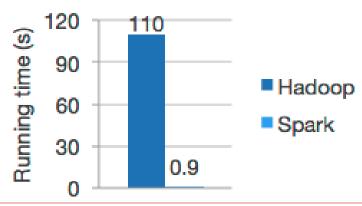
- ▶ 由加州大学伯克利分校的AMP实验室开源
- ▶ 大规模分布式通用计算引擎
- ▶ 具有高吞吐、低延时、通用易扩展、高容错等特点
- ▶ 使用Scala语言开发,提供了丰富的开发API,支持Scala、Java、 Python、R开发语言
- > Spark提供多种运行模式





# Spark特点

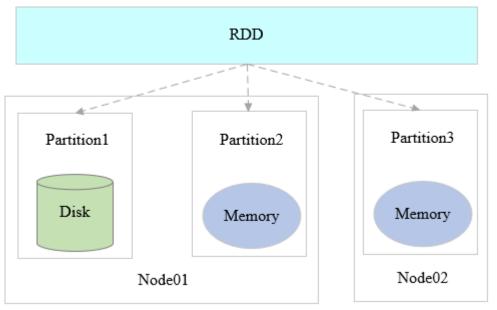
- > 计算高效
  - 使用内存计算引擎,提供Cache缓存机制支持迭代计算或多次数据共享 ,减少数据读取的IO开销
  - DAG引擎,减少多次计算之间中间结果写到HDFS的开销
  - 使用多线程池模型来减少task启动开销,shuffle过程中避免不必要的 sort操作以及减少磁盘IO操作
- ▶ 通用易用
  - 提供了丰富的开发API, 支持Scala、Java、Python、R开发语言
  - 集成批处理、流处理、交互式计算、机器学习算法、图计算
- ▶ 运行模式多样
  - Local, Standalone, Yarn, Mesos





### Spark核心概念-RDD

- ➤ RDD: Resilient Distributed Datasets弹性分布式数据集
  - Spark基于RDD进行计算
  - 分布在集群中的只读对象集合(由多个Partition构成)
  - 可以存储在磁盘或内存中
  - 可以通过并行转换操作构造
  - 失效后自动重构





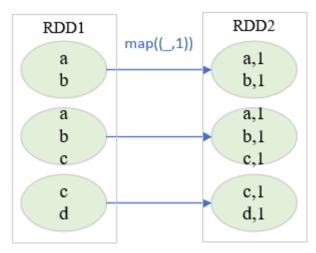
## RDD操作(Operator)

#### > Transformation

- 将Scala集合或者Hadoop数据集构造一个新的RDD
- 通过已有的RDD产生新的RDD
- 只记录转换关系,不触发计算
- 如: map、filter等

#### > Action

- 通过RDD计算得到一个或者一组值
- 真正触发执行
- 如: count、collect、saveAsTextFile





### RDD操作示例

Transformation

• rdd1.map(\_+1).saveAsTextFile("hdfs://node01:9000/")

Action

### RDD常用Transformation

| <br>函数名称                          | <del></del>  |
|-----------------------------------|--|
| map (func)                        | 接收一个处理函数并行处理源RDD中的每个元素,返回与源RDD元素一一对应的新RDD  |
| filter (func)                     | 并行处理源RDD中的每个元素,接收一个处理函数根据定义的规则对RDD中的每个元素进行过滤处理,返回处理结果为true的元素重新组成新的RDD   |
| flatMap (func)                    | 与map函数相似,flatMap是map和flatten的组合操作,map函数返回的新RDD包含的元素可能是嵌套类型,flatMap接收一个处理嵌套类型数据的函数,将嵌套类型的元素展开映射成多个元素组成新的RDD     |
| union (otherDataset)              | 将两个RDD进行合并,返回结果RDD中元素不去重   |
| distinct ([numTasks]))            | 对RDD中元素去重  |
| reduceByKey(func, [numTasks])     | 对KV类型的RDD中按Key分组,接收两个参数,第一个参数为处理函数,第二个参数为可选参数设置reduce的任务数, reduceByKey能够在RDD分区本地提前进行聚合运算,能够有效减少shuffle过程传输的数据量 |
| sortByKey([ascending],[numTasks]) | 对KV类型的RDD内部元素按照Key排序,排序过程会涉及到Shuffle   |
| join (otherDataset,[numTasks])    | 对KV类型的RDD关联,只能是两个RDD之间关联,超过两个RDD关联需要使用 多次join函数, join函数只会关联出具有相同Key的元素, 相当于SQL语句中的 inner join                  |
| repartition (numPartitions)       | 对RDD重新分区接收一个参数numPartitions分区数   |



# RDD常用Action

| 函数名称                     | 描述  |
|--------------------------|---|
| reduce(func)             | 处理RDD两两之间元素的聚集操作                              |
| collect()                | 返回RDD中所有数据元素                                  |
| count()                  | 返回RDD中元素个数                                    |
| first()                  | 返回RDD中的第一个元素                                  |
| take(n)                  | 返回RDD中的前n个元素                                  |
| saveAsTextFile(path)     | 将RDD写入到文本文件,保存到本地文件系统或者HDFS中                  |
| saveAsSequenceFile(path) | 将KV类型的RDD写入到SequenceFile文件保存到本地文件系统或者HDFS     |
| countByKey()             | 返回KV类型的RDD每个Key有多少个元素                         |
| foreach(func)            | 遍历RDD中所有元素,接收参数为func函数,常用操作是传入println函数打印所有元素 |



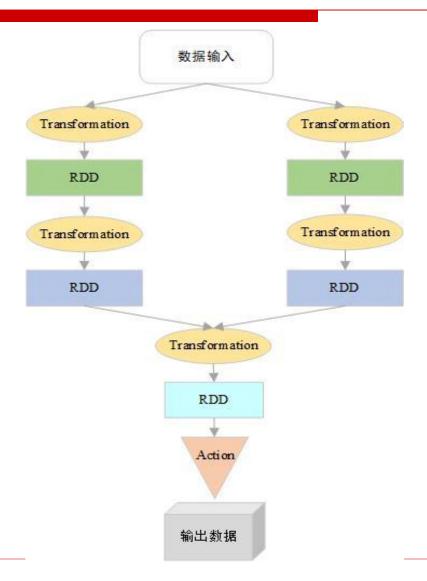
#### Transformation与Action对比

- ▶ 接口定义方式不同
  - Transformation: RDD[X] -> RDD[Y]
  - Action:  $RDD[X] \rightarrow Z$
- ▶ 执行计算方式不同
  - Transformation采用惰性执行方式,只记录RDD转化关系, 不会触发真正计算执行
  - Action真正触发计算执行



#### Transformation Lazy Execution

▶ 惰性执行

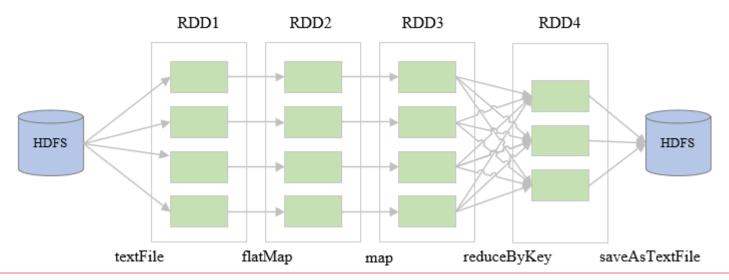




#### 程序执行流程

#### ➤ Spark中的WordCount

- val rdd1 = sc.textFile("hdfs://192.168.183.101:9000/data/wc/in")
- val  $rdd2 = rdd2.flatMap(\_.split("\t"))$
- val rdd3= rdd3.map( $(\_,1)$ )
- val rdd4 = rdd3.reduceByKey(\_ + \_)
- rdd4.saveAsTextFile("hdfs://192.168.183.100:9000/data/wc/out")

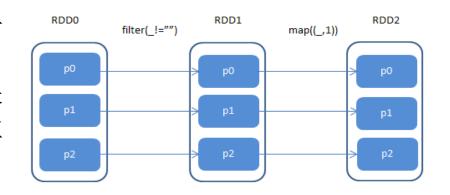




### RDD Dependency依赖

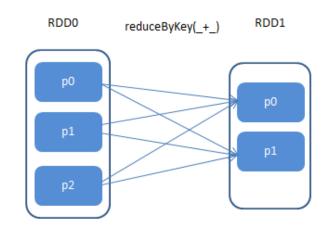
#### Narrow Dependency窄依赖

- 父RDD中的分区最多只能被一个子 RDD的一个分区使用
- 子RDD如果只有部分分区数据丢失 或者损坏只需要从对应的父RDD重 新计算恢复



#### Shuffle Dependency宽依赖

- 子RDD分区依赖父RDD所有分区
- 子RDD如果部分分区或者全部分区 数据丢失或者损坏需要从所有父 RDD重新计算,相对窄依赖付出的 代价更高,尽量避免宽依赖的使用





### RDD Cache缓存

- ▶ Spark允许将RDD缓存到内存或磁盘上,方便重用,提高性能
- ➤ Spark提供了多种缓存级别
- ▶ 用户可以根据实际需求进行调整

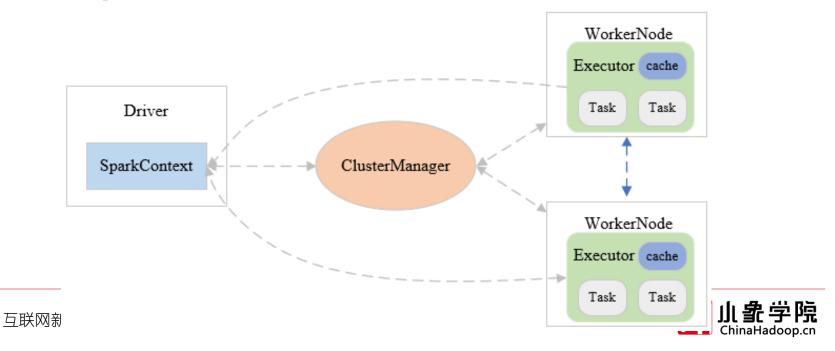
val rdd = sc.textFile(inputArg)
rdd.cache()//实际上是调用了rdd.persist(StorageLevel.MEMORY\_ONLY)
//data.persist(StorageLevel.MEMORY\_AND\_DISK)

| 1 \                   |   |
|-----------------------|---|
| 缓存级别                  | 描述  |
| MEMORY_ONLY           | RDD仅缓存一份到内存,默认级别  |
| MEMORY_ONLY_2         | 将RDD分别缓存在集群的两个节点上,RDD在集群内存中保存两份   |
| MEMORY_ONLY_SER       | 将RDD以 Java序列化对象的方式缓存到内存中,有效减少RDD在内存中占用的空间,读取的时候<br>会消耗更多的CPU资源  |
| MEMORY_ONLY_SER_2     | 将RDD以 Java序列化对象的方式缓存到内存中,将RDD分别缓存在集群的两个节点上,RDD在集群内存中保存两份  |
| DISK_ONLY             | RDD仅缓存一份到磁盘中  |
| DISK_ONLY_2           | RDD在集群中缓存两份到磁盘中   |
| MEMORY_AND_DISK       | RDD仅缓存一份到内存当内存中空间不足时会将部分RDD分区缓存到磁盘  |
| MEMORY_AND_DISK_2     | 将RDD分别缓存在集群的两个节点上,当内存中空间不足时会将部分RDD分区缓存到磁盘,RDD<br>在集群内存中保存两份   |
| MEMORY_AND_DISK_SER   | 将RDD以 Java序列化对象的方式缓存到内存中当内存中空间不足时会将部分RDD分区缓存到磁盘,<br>有效减少RDD在内存中占用的空间,读取的时候会消耗更多的CPU资源                               |
| MEMORY_AND_DISK_SER_2 | 将RDD以 Java序列化对象的方式缓存到内存中当内存中空间不足时会将部分RDD分区缓存到磁盘   |
| OFF_HEAP              | RDD将以序列化的方式缓存到JVM之外的存储空间Tachyon(Alluxio)中,与其他缓存模式相比减少了JVM垃圾回收开销,Spark执行程序的失败不会导致数据丢失, Spark与Tachyon已经能够很好的兼容,使用方便稳定 |
| NONE                  | 不使用缓存   |
|                       |   |



# Spark程序架构

- ➤ Driver: 一个Spark程序有一个Driver, 一个Driver创建一个Spark Context, 程序的main 函数运行在Driver中。Driver主要负责Spark程序的解析、划分Stage, 调度Task到 Executor上执行
- ➤ SparkContext:加载配置信息,初始化Spark程序运行环境,创建内部的DAGScheduler和TaskScheduler
- ➤ Executor: 负责执行Driver分发的Task任务,集群中一个节点可以启动多个Executor,每个一个Executor通过多线程运行多个Task任务
- Task: Spark运行的基本单位,一个Task负责处理RDD一个分区的计算逻辑



# Spark运行模式

- ➤ Local本地模式
  - 单机运行,通常用于测试
- ➤ Standalone独立模式
  - Spark集群单独运行
- > Yarn/Mesos
  - 运行在其他资源管理系统上,如Yarn、Mesos



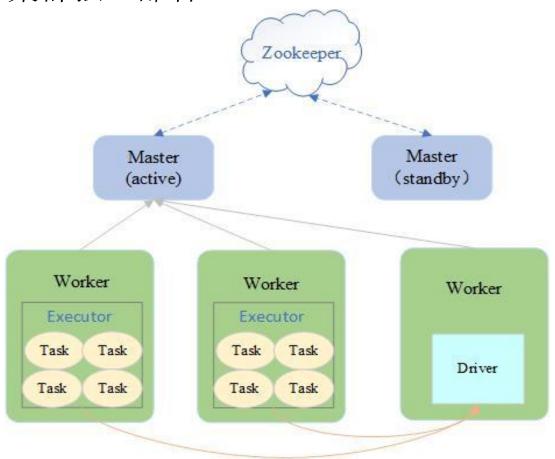
## Spark Local模式

- ➤ Local本地模式
  - 将Spark应用以多线程方式,直接运行在本地, 方便调试
- > 本地模式分类
  - local: 只启动一个线程运行executor
  - local[n]: 启动n个线程运行executor
  - local[\*]: 启动跟cpu数目相同的executor



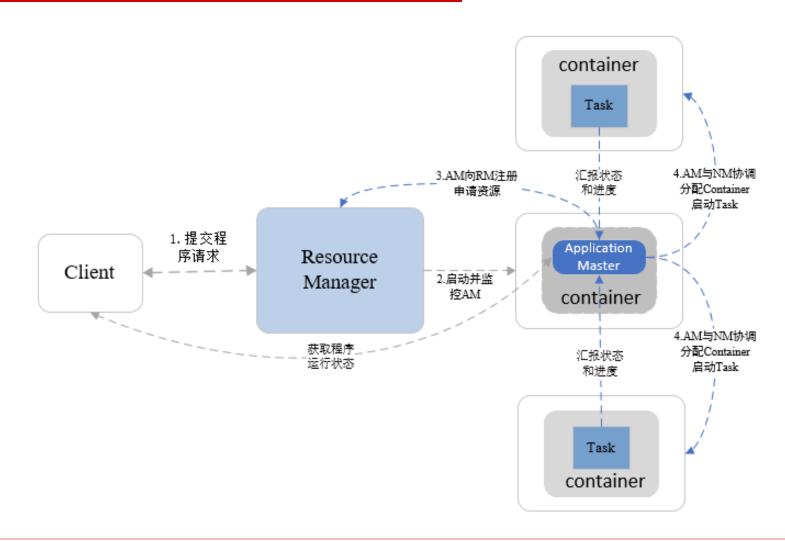
# Spark Standalone模式

➤ Spark集群独立部署





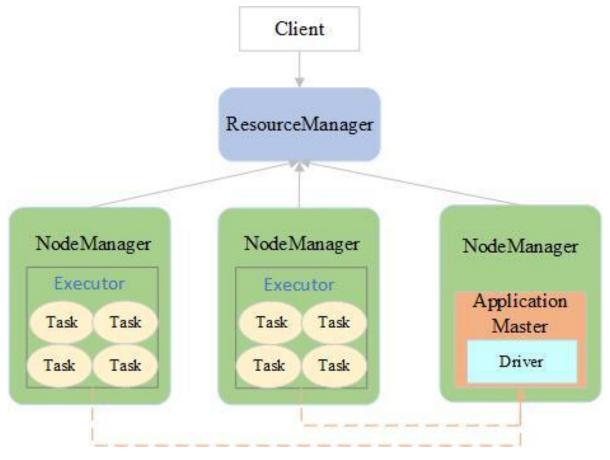
# YARN程序运行流程





# Spark YARN模式

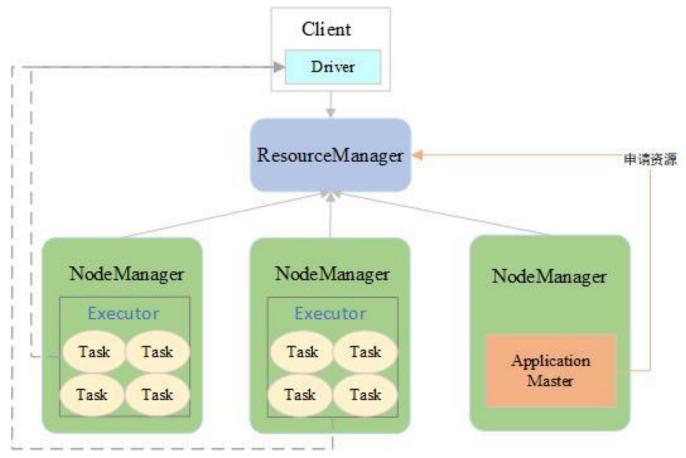
> yarn-cluster





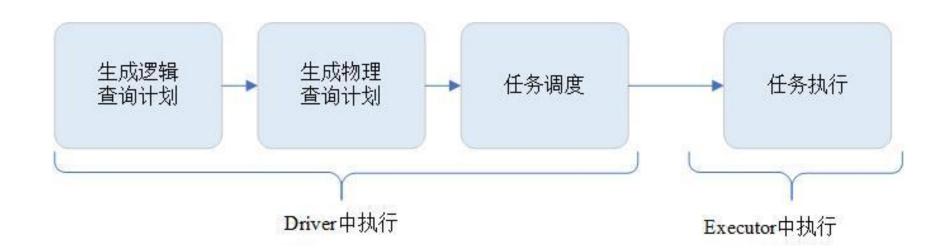
# Spark YARN模式

#### > yarn-client





# Spark内部执行流程



#### 生成逻辑查询计划

sc.textFile(inputArg)

RDD[String]

 $.flatMap(\_.split("\t"))$ 

RDD[String]

 $.map((\_,1))$ 

RDD[(String,Int)]

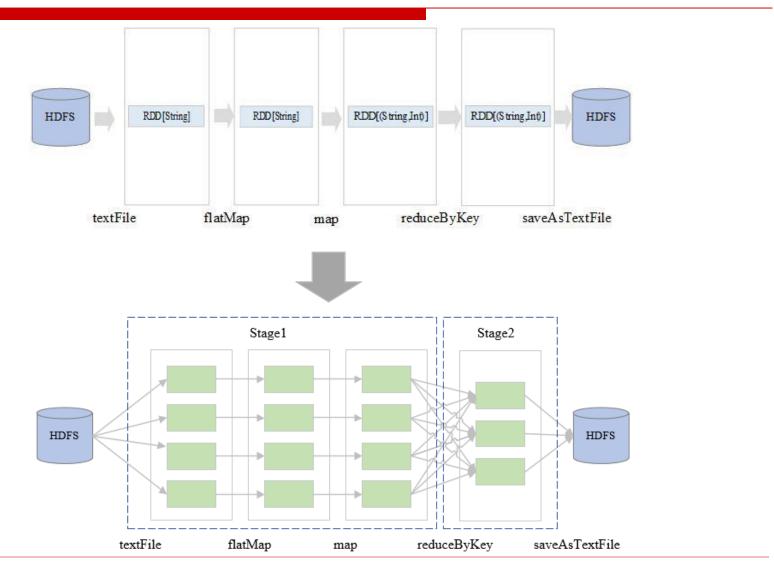
.reduceByKey(\_ + \_)

RDD[(String,Int)]

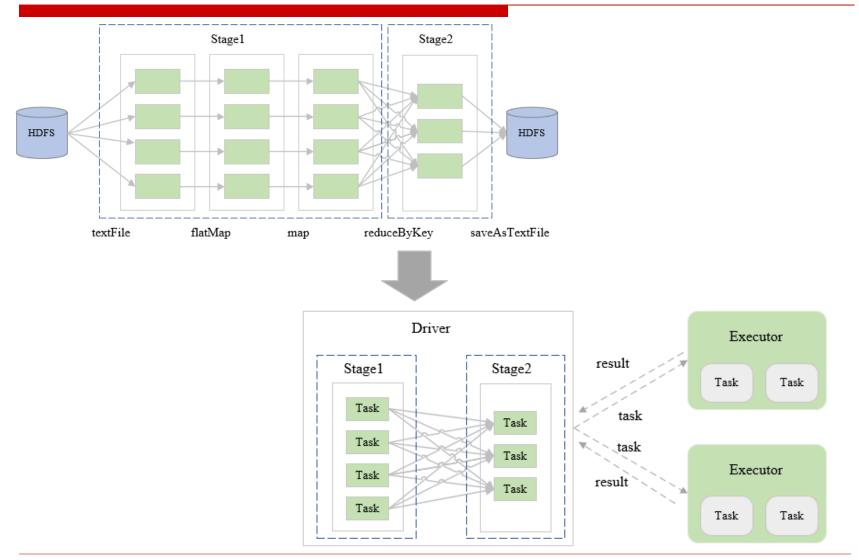
.saveAsTextFile(outArg)



#### 生成物理查询计划



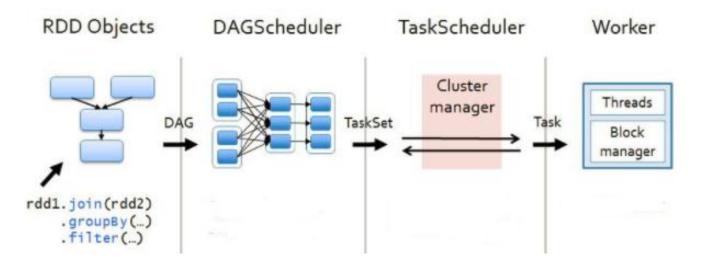
# 任务调度与执行





### Spark调度模块

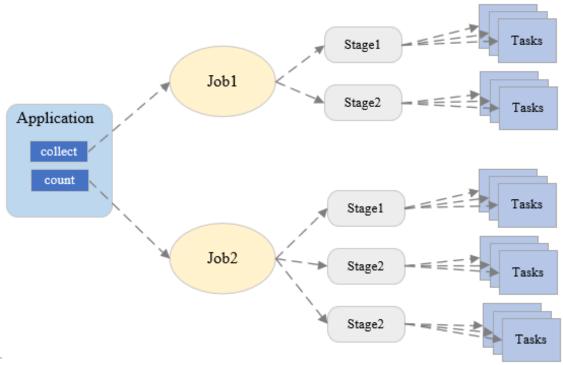
- ➤ DAG: Directed Acyclic Graph有向无环图
- DAGScheduler
  - 根据计算任务的依赖关系建立DAG
  - 根据依赖关系是否是宽依赖,将DAG划分为不同的Stage阶段
  - 将各个Stage中的Task组成的TaskSet提交到TaskScheduler
- > TaskScheduler
  - 负责Application的Job调度
  - 重新提交执行失败的Task
  - 为执行速度慢的Task启动备份任务





## Spark任务类型和Job划分

- ➤ Spark中task类型
  - ShuffleMapTask: 除了最后一个输出Task, 其他Task类型都是 ShuffleMapTask
  - ResultTask: 只有最后一个阶段输出的Task是ResultTask
- ➤ Appication中调用一次Action就会生成一个Job





- ➤ Spark交互式运行模式
- > 边写代码边执行
  - 快速体验Spark
  - 快速学习Spark
- ▶ 常用于测试



- ▶ 下载Spark安装包
  - http://spark.apache.org/downloads.html
- > 本地模式启动
  - bin/spark-shell 或者bin/spark-shell --master local
  - 自动创建SparkContext
- > 演示



- ▶ On Yarn模式启动
- 修改yarn-site.xml添加物理内存与虚拟内存的比率配置项,任务每使用1MB 物理内存,最多可使用虚拟内存量,默认是2.1

```
property>
```

<name>yarn.nodemanager.vmem-pmem-ratio</name>

<value>10</value>

注意:保持所有节点的配置文件内容一致,重启YARN

• 修改spark安装包conf目录下的spark-env.sh,解压的安装包里没有该文件,需要复制spark-env.sh.template模板

添加hadoop配置文件路径:

export HADOOP\_CONF\_DIR=/usr/local/hadoop/etc/hadoop

• 启动

bin/spark-shell --master yarn --deploy-mode client

注意: spark-shell只能以client的模式运行, Driver要运行在本地



# 疑问

- □ 小象问答官网
  - http://wenda.chinahadoop.cn

#### 联系我们

#### 小象学院: 互联网新技术在线教育领航者

- 微信公众号: 小象学院

- 新浪微博: 小象AI学院



