> 思考如何保持高度注意力呢

Spark常见故障排查

> 英文名叫做Troubleshooting

故障排除一：控制reduce端缓冲大小以避免OOM

在Shuffle过程，reduce端task并不是等到map端task将其数据全部写入磁盘后再去拉取，而是map端写一点数据，**reduce端task就会拉取一小部分数据**，然后立即进行后面的聚合、算子函数的使用等操作。

reduce端task能够拉取多少数据，由reduce拉取数据的缓冲区buffer来决定，因为拉取过来的数据都是先放在buffer中，然后再进行后续的处理，**buffer的默认大小为48MB。**

reduce端task会一边拉取一边计算，不一定每次都会拉满48MB的数据，**可能大多数时候拉取一部分数据就处理掉了。**

虽然说增大reduce端缓冲区大小可以减少拉取次数，提升Shuffle性能，但是有时map端的数据量非常大，写出的速度非常快，此时reduce端的所有task在拉取的时候，有可能全部达到自己缓冲的最大极限值，即48MB，此时，**再加上reduce端执行的聚合函数的代码，可能会创建大量的对象，这可难会导致内存溢出，即OOM。**

如果一旦出现reduce端内存溢出的问题，我们可以**考虑减小reduce端拉取数据缓冲区的大小**，例如减少为12MB。

在实际生产环境中是出现过这种问题的，这是典型的**以性能换执行**的原理。**reduce端拉取数据的缓冲区减小，不容易导致OOM，但是相应的，reudce端的拉取次数增加，造成更多的网络传输开销，造成性能的下降。**

注意，要保证任务能够运行，再考虑性能的优化。

故障排除二：JVM GC导致的shuffle文件拉取失败

在Spark作业中，有时会出现**shuffle file not found的错误，这是非常常见的一个报错**，有时出现这种错误以后，选择重新执行一遍，就不再报出这种错误。

出现上述问题可能的原因是Shuffle操作中，**后面stage的task想要去上一个stage的task所在的Executor拉取数据，结果对方正在执行GC！！！，执行GC会导致Executor内所有的工作现场全部停止**，比如BlockManager、基于netty的网络通信等，这就会导致后面的task拉取数据拉取了半天都没有拉取到，就会报出shuffle file not found的错误，而第二次再次执行就不会再出现这种错误。

可以通过**调整reduce端拉取数据重试次数和reduce端拉取数据时间间隔这两个参数来对Shuffle性能进行调整，增大参数值**，使得reduce端拉取数据的重试次数增加，并且每次失败后等待的时间间隔加长。

代码设置

```
val conf = new SparkConf()
 .set("spark.shuffle.io.maxRetries", "60")
 .set("spark.shuffle.io.retryWait", "60s")
```

故障排除三：解决各种序列化导致的报错

当Spark作业在运行过程中报错，而且报错信息中含有**Serializable**等类似词汇，那么可能是序列化问题导致的报错。

序列化问题要注意以下三点：

1.作为RDD的元素类型的自定义类，必须是可以序列化的；
2.算子函数里可以使用的外部的自定义变量，必须是可以序列化的；
3.不可以在RDD的元素类型、算子函数里使用第三方的不支持序列化的类型，例如Connection。

故障排除四：解决算子函数返回NULL导致的问题

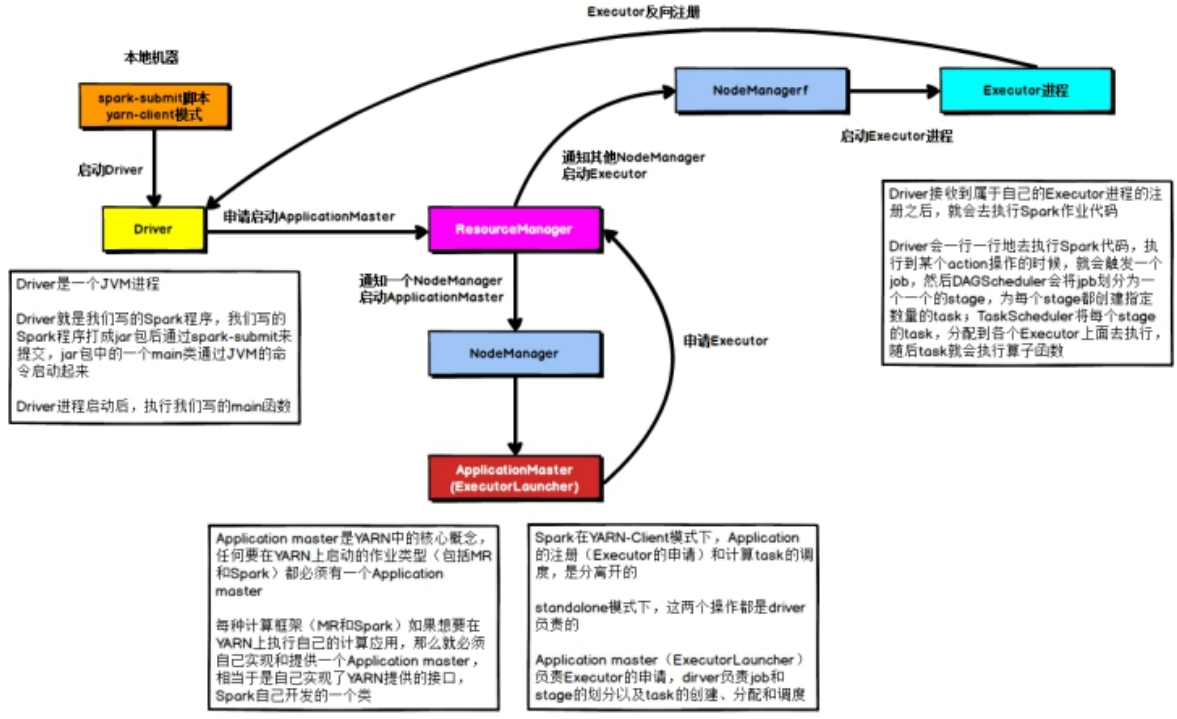
在一些算子函数里，需要我们有一个返回值，但是在一些情况下我们**不希望有返回值，此时我们如果直接返回NULL，会报错**，例如Scala.Math(NULL)异常。

如果你遇到某些情况，不希望有返回值，那么可以通过下述方式解决：

1.返回特殊值，不返回NULL，例如“-1”；
2.在通过算子获取到了一个RDD之后，可以对这个RDD执行filter操作，进行数据过滤，将数值为-1的数据给过滤掉；
3.在使用完filter算子后，继续调用coalesce算子进行优化。

故障排除五：解决YARN-CLIENT模式导致的网卡流量激增问题

YARN-client模式的运行原理如下图所示：



在YARN-client模式下，Driver启动在本地机器上，而Driver负责所有的任务调度，需要与YARN集群上的多个**Executor进行频繁的通信。**

假设有100个Executor， 1000个task，那么每个Executor分配到10个task，之后，**Driver要频繁地跟Executor上运行的1000个task进行通信，通信数据非常多**，并且通信品类特别高。这就导致有可能在Spark任务运行过程中，**由于频繁大量的网络通讯，本地机器的网卡流量会激增。**

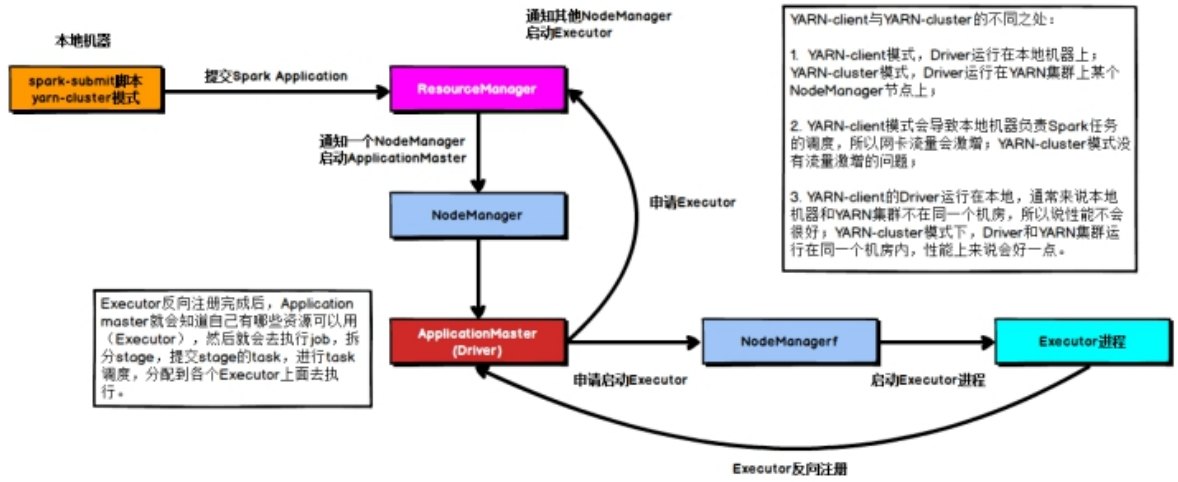
注意，YARN-client模式只会在测试环境中使用，而之所以使用YARN-client模式，是由于可以看到详细全面的log信息，**通过查看log，可以锁定程序中存在的问题，避免在生产环境下发生故障。**

在生产环境下，使用的一定是YARN-cluster模式。在YARN-cluster模式下，就**不会造成本地机器网卡流量激增问题**，如果YARN-cluster模式下存在网络通信的问题，需要运维团队进行解决。

故障排除六：解决YARN-CLUSTER模式的JVM栈内存溢出无法执

行问题

YARN-cluster模式的运行原理如下图所示：



当Spark作业中包含SparkSQL的内容时，可能会碰到YARN-client模式下可以运行，但是YARN-cluster模式下无法提交运行（报出OOM错误）的情况。

YARN-client模式下，Driver是运行在本地机器上的，Spark使用的JVM的PermGen的配置，是本地机器上的spark-class文件，JVM永久代的大小是128MB，这个是没有问题的，但是在YARN-cluster模式下，**Driver运行在YARN集群的某个节点上**，使用的是没有经过配置的默认设置，PermGen永久代大小为82MB。

SparkSQL的内部要进行**很复杂的SQL的语义解析、语法树转换等等，非常复杂，如果sql语句本身就非常复杂，那么很有可能会导致性能的损耗和内存的占用，特别是对PermGen的占用会比较大。**

所以，此时如果**PermGen的占用好过了82MB，但是又小于128MB，就会出现YARN-client模式下可以运行，YARN-cluster模式下无法运行的情况。**

解决上述问题的方法时增加PermGen的容量，需要在spark-submit脚本中对相关参数进行设置，

```
--conf spark.driver.extraJavaOptions="-XX:PermSize=128M -XX:MaxPermSize=256M"
```

通过上述方法就设置了Driver永久代的大小，默认为128MB，最大256MB，这样就可以避免上面所说的问题。

故障排除七：解决SparkSQL导致的JVM栈内存溢出

当SparkSQL的sql语句有成百上千的or关键字时，就可能会出现**Driver端的JVM栈内存溢出。**

JVM栈内存溢出基本上就是由于调用的方法**层级过多，产生了大量的，非常深的，超出了JVM栈深度限制的递归。**（我们猜测SparkSQL有大量or语句的时候，在解析SQL时，例如转换为语法树或者进行执行计划的生成的时候，对于or的处理是递归，or非常多时，会发生大量的递归）

此时，建议将一条sql语句拆分为多条sql语句来执行，**每条sql语句尽量保证100个以内的子句。**根据实际的生产环境试验，一条sql语句的or关键字控制在100个以内，通常不会导致JVM栈内存溢出。

故障排除八：持久化与checkpoint的使用

Spark持久化在大部分情况下是没有问题的，但是有时数据可能会丢失，如果数据一旦丢失，就需要对丢失的数据重新进行计算，计算完后再缓存和使用，**为了避免数据的丢失**，可以选择对这个RDD进行checkpoint，也就是将数据持久化一份到容错的文件系统上（比如HDFS）。

一个RDD缓存并checkpoint后，如果一旦发现缓存丢失，就会**优先查看checkpoint数据存不存在**，如果有，就会使用checkpoint数据，而不用重新计算。也即是说，checkpoint可以视为cache的保障机制，如果cache失败，就使用checkpoint的数据。

使用checkpoint的优点在于提高了Spark作业的可靠性，**一旦缓存出现问题，不需要重新计算数据**，缺点在于，checkpoint时需要将数据写入HDFS等文件系统，对性能的消耗较大。