大数据|Spark技术在京东智能供应链预测的应用案例深度剖析

转载 2017年04月19日 16:34:55 418

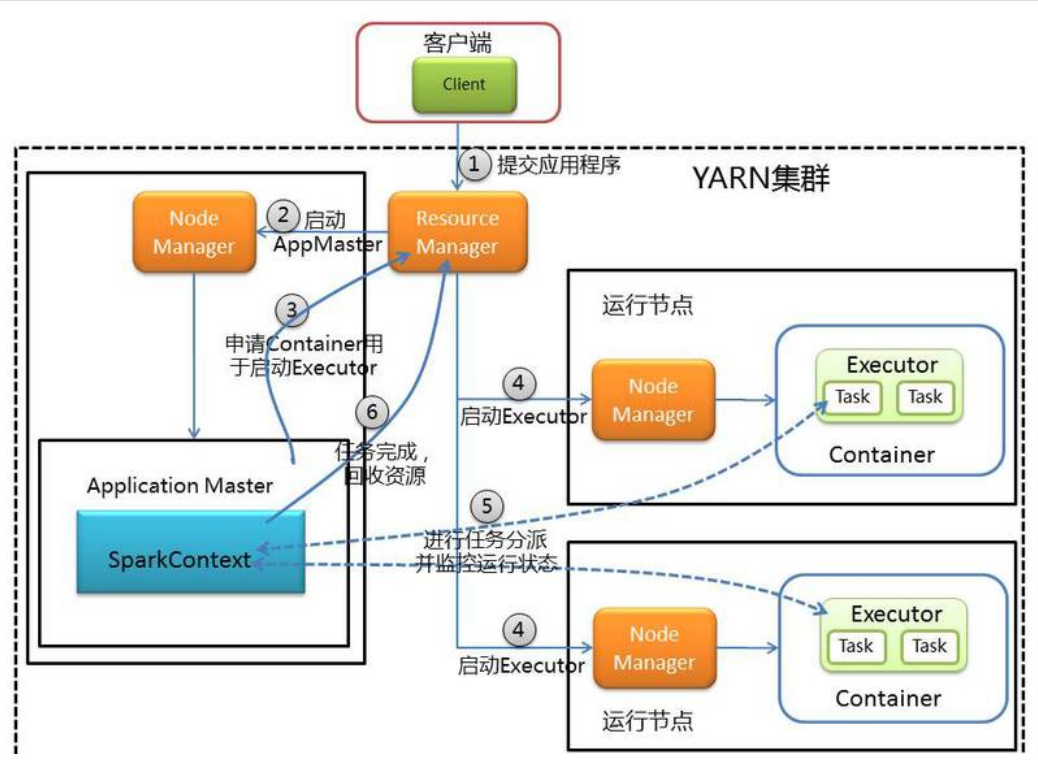
4. 结合 解Spark书进行应用与优化

《图解Spark 技术与案例实战》一书以Spark2.0版本为基础进行编写，系统介绍了Spark核心及其生态圈组件技术。其内容包括Spark生态圈、实战环境搭建和编程模型等，重点介绍了作业调度、容错执行、监控管理、存储管理 运行架构，同时还介绍了Spark生态圈相关组件，包括了Spark SQL的即席查询、Spark Streaming的实时流处理、MLlib的机器学习、GraphX的图处理和Alluxio的分布式内存文件系统等。下面介绍京东预测系统如何进行资源调度，并描述如何使用Spark存储相关知识进行系统优化。

4.1 结合系统中的应用

在图解Spark书的第六章描述了Spark运行架构，介绍了Spark集群资源调度一般分为粗粒度调度和细粒度调度两种模式。粗粒度包括了独立运行模式和Mesos粗粒度运行模式，在这种情况下以整个机器作为分配单元执行作业，该模式优点是由于资源长期持有减少了资源调度的时间开销，缺点是该模式中无法感知资源使用的变化，易造成系统资源的闲置，从而造成了资源浪费。而细粒度包括了Yarn运行模式和Mesos细粒度运行模式,该模式的优点是系统资源能够得到充分利用，缺点是该模式中每个任务都需要从管理器获取资源，调度延迟较大、开销较大。

由于京东Spark集群属于基础平台，在公司内部共享这些资源，所以集群采用的是Yarn运行模式，在这种模式下可以根据不同系统所需要的资源进行灵活的管理。在YARN-Cluster模式中，当用户向YARN集群中提交一个应用程序后，YARN集群将分两个阶段运行该应用程序：第一个阶段是把Spark的SparkContext作为Application Master在YARN集群中先启动；第二个阶段是由Application Master创建应用程序，然后为它向Resource Manager申请资源，并启动Executor来运行任务集，同时监控它的整个运行过程，直到运行完成。下图为Yarn-Cluster运行模式执行过程：



4.2 结合系统的优化

我们都知道大数据处理的瓶颈在IO。我们借助Spark可以把迭代过程中的数据放在内存中，相比MapReduce写到磁盘速度提高近两个数量级；另外对于数据处理过程尽可能避免Shuffle，如果不能避免则Shuffle前尽可能过滤数据，减少Shuffle数据量；最后，就是使用高效的序列化和压缩算法。在京东预测系统主要就是围绕这些环节展开优化，Spark存储原理知识可以参见图解Spark书第五章的详细描述。

由于资源限制，分配给预测系统的Spark集群规模并不是很大,在有限的资源下运行Spark应用程序确实是一个考验，因为在这种情况下经常会出现诸如程序计算时间太长、找不到Executor等错误。我们通过调整参数、修改设计和修改程序逻辑三个方面进行优化：

4.2.1 参数调整

- 减少num-executors，调大executor-memory，这样的目的是希望Executor有足够的内存可以使用。
- 查看日志发现没有足够的空间存储广播变量，分析是由于Cache到内存里的数据太多耗尽了内存，于是我们将Cache的级别适当调成MEMORY_ONLY_SER和DISK_ONLY。
- 针对某些任务关闭了推测机制，因为有些任务会出现暂时无法解决的数据倾斜问题，并非节点出现问题。
- 调整内存分配，对于一个Shuffle很多的任务，我们就把Cache的内存分配比例调低，同时调高Shuffle的内存比例。

4.2.2 修改设计

参数的调整虽然容易做，但往往效果不好，这时候需要考虑从设计的角度去优化：

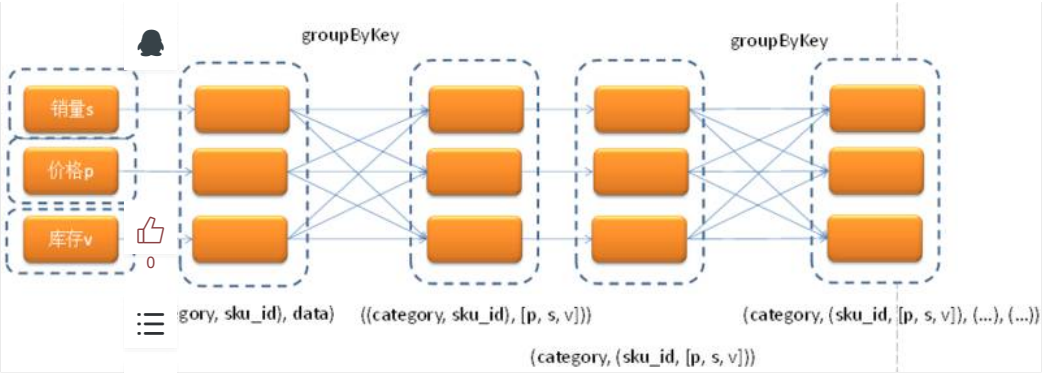
- 原先在训练数据之前会先读取历史的几个月甚至几年的数据，对这些数据进行合并、转换等一系列复杂的处理，最终生成特征数据。由于数据量庞大，任务有时会报错。经过调整后当天只处理当天数据，并将结果保存到当日分区下，训练时按天数需要读取多个分区的数据做union操作即可。
- 将“模型训练”从每天执行调整到每周执行，将“模型参数选取”从每周执行调整到每月执行。因为这两个任务都十分消耗资源，并且属于不需要频繁运行，这么做虽然准确度会略微降低，但都在可接受范围内。
- 通过拆分任务也可以很好的解决资源不够用的问题。可以横向拆分，比如原先是将100个品类数据放在一个任务中进行训练，调整后改成每10个品类提交一次Spark作业进行训练。这样虽然整体执行时间变长，但是避免了程序异常退出，保证任务可以执行成功。除了横向还可以纵向拆分，即将一个包含10个Stage的Spark任务拆分成两个任务，每个任务包含5个Stage，中间数据保存到HDFS中。

4.2.3 修改程序逻辑

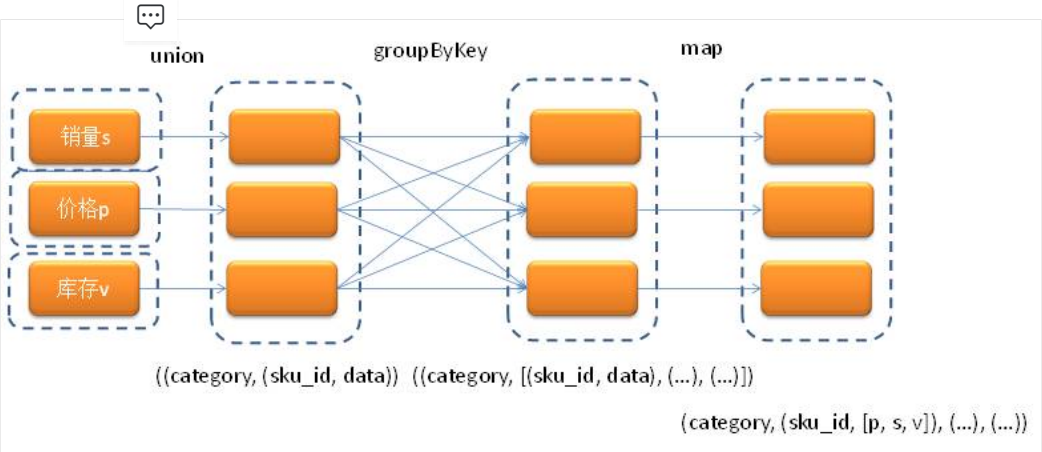
为了进一步提高程序的运行效率，通过修改程序的逻辑来提高性能，主要是在如下方面进行了改进：避免过多的Shuffle、减少Shuffle时需要传输的数据和处理数据倾斜问题等。

1. 避免过多的Shuffle

Spark提供了丰富的转换操作，可以使我们完成各类复杂的数据处理工作，但是也正因为如此我们在写Spark程序的时候可能会遇到一个陷阱，那就是为了使代码变的简洁过分依赖RDD的转换操作，使本来仅需一次Shuffle的过程变为了执行多次。我们就曾经犯过这样一个错误,本来可以通过一次groupByKey完成的操作却使用了两回。业务逻辑是这样的：我们有三张表分别是销量（s）、价格（p）、库存（v），每张表有3个字段：商品id（sku_id）、品类id（category）和历史时序数据（data），现在需要按sku_id将s、p、v数据合并，然后再按category再合并一次，最终的数据格式是：[category，[[sku_id, s , p, v], [sku_id, s , p, v], [...] , [...]]]。一开始我们先按照sku_id + category作为key进行一次groupByKey，将数据格式转换成[sku_id, category , [s , p, v]]，然后按category作为key再groupByKey一次。后来我们修改为按照category作为key只进行一次groupByKey，因为一个sku_id只会属于一个category，所以后续的map转换里面只需要写一些代码将相同sku_id的s、p、v数据group到一起就可以了。两次groupByKey的情况：



修改后变为一次groupByKey的情况：



多表join时，如果key值相同，则可以使用union+groupByKey+flatMapValues形式进行。比如：需要将销量、库存、价格、促销计划和商品信息通过商品编码连接到一起，一开始使用的是join转换操作，将几个RDD彼此join在一起。后来发现这样做运行速度非常慢，于是换成union+groypByKey+flatMapValue形式，这样做只需进行一次Shuffle，这样修改后运行速度比以前快多了。实例代码如下：

```
rdd1 = rdd1.mapValues(lambda x: (1, x))
rdd2 = rdd2.mapValues(lambda x: (2, x))
rdd3 = rdd3.mapValues(lambda x: (3, x))
def dispatch(seq):
    vbuf, wbuf, xbuf = [], [], []
    for (n, v) in seq:
        if n == 1: vbuf.append(v)
        elif n == 2: wbuf.append(v)
        elif n == 3: xbuf.append(v)
    return [(v, w, x) for v in vbuf for w in wbuf for x in xbuf]
new_rdd = sc.union([rdd1, rdd3, rdd3]).groupByKey().flatMapValues(lambda x:
dispatch(x))
```

如果两个RDD需要在groupByKey后进行join操作，可以使用cogroup转换操作代替。比如， 将历史销量数据按品类进行合并，然后再与模型文件进行join操作，流程如下：

```
[ sku_id, category , sales ]
    -> [category, [ [sku_id, sales], [...] ] ]
    -> [category, [ [ [sku_id, sales], [...] ], [model1, model2] ] ]
```

使用cogroup后，经过一次Shuffle就可完成了两步操作，性能大幅提升。

2. 减少Shuffle时传输的数据量

在Shuffle操作前尽量将不需要的数据过滤掉

comebineyeByKey属于聚合类操作，由于它支持map端的聚合所以比groupByKey性能好，又由于它的map端与reduce端可以设置成不一样的逻辑，所以它支持的场景比reduceByKey多，它的定义如下：

```
def combineByKey(self, createCombiner, mergeValue, mergeCombiners, numPartitions)
```

reduceByKey、groupByKey内部实际是调用了comebineyeByKey，

```
def ceByKey(self, func, numPartitions=None):
    return self.combineByKey(lambda x: x, func, func, numPartitions)
```

```
def pByKey(self, numPartitions=None):
    def createCombiner(x):
        return [x]
    def mergeValue(xs, x):
        xs.append(x)
        return xs
    def mergeCombiners(a, b):
        a.extend(b)
        return a
    return self.combineByKey(createCombiner, mergeValue, mergeCombiners, numPartitions).mapValues(lambda x: ResultIterable(x))
```

我们之前有很多复杂的无法用reduceByKey来实现的聚合逻辑都通过groupByKey来完成的，后来全部替换为comebineyeByKey后性能提升了不少。

3. 处理数据倾斜

有些时候经过一系列转换操作之后数据变得十分倾斜，在这样情况下后续的RDD计算效率会非常的糟糕，严重时程序报错。遇到这种情况通常会使用repartition这个转换操作对RDD进行重新分区，重新分区后数据会均匀分布在不同的分区中，避免了数据倾斜。如果是减少分区使用coalesce也可以达到效果，但比起repartition不足的是分配不是那么均匀。

5. 小结

虽然京东的预测系统已经稳定运行了很长一段时间，但是我们也看到系统本身还存在着很多待改进的地方，接下来我们会在预测准确度的提高、系统性能的优化、多业务支持的便捷性上进行改进。未来，随着大数据、人工智能技术在京东供应链管理中的使用越来越多，预测系统也将发挥出更大作用，对于京东预测系统的研发工作也将是充满着挑战与乐趣。

实例讲解spark在京东智能供应链预测系统的应用

woddle 2018年02月25日 18:08 166

问题导读： 1. 京东的供应链是什么样的呢？ 2. 预测技术在京东的供应链起着什么样的作用呢？ 3. 京东整个预测系统的架构是什么样的呢？ 4. 预测系统不同层面的技术选型分别为什么？ 5...

Spark技术在京东智能供应链预测的应用

javastart 2017年03月10日 19:05 630

Spark技术在京东 供应链预测的应用 原创 2017-03-06 杨冬越 郭景瞻 大数据杂谈 大家晚上好，做一个简单的介绍：我叫郭景瞻，来自京东，著有《图解Spark：核心...

大数据分析-京东慧眼

zhuhengv 2015年10月23日 09:14 1615

1.通过市场分析，知道哪些地区卖哪些产品 比如冷暖空调在南方比较畅销，单冷型空调在北方比较畅销 2.通过用户分析，能确定将哪些商品卖给哪些人 比如不会把烟酒推荐给孕妇 3.通过商品属性分...

区块链在供应链领域的应用

chenhaifeng2016 2018年02月04日 13:18 1066

近年来，区块链作为一种新兴的应用模式被不同行业广泛应用。在包括金融、物联网、社会公益、供应链等领域中，出现了很多应用落地的探索和尝试。其中，供应链领域由于具有市场规模大，及多信任主体、多方协作等特点，...

大数据在工业4.0智能工厂中的应用

kingmax54212008 2017年05月04日 10:14 594

随着近些年国家工业信息化进程脚步的不断加快，以及国际社会在工业现代化、工业4.0等方面的不断演进，使得大数据技术在工业行业以及制造业方面也进行了比较深度的技术融合和应用融合，我们就来聊聊在上述领域的大...

公安大数据应用之情报分析与关联挖掘

digihail2016 2017年01月11日 17:30 3129

近年来，随着信息化时代大数据的广泛运用，各类犯罪频发，犯罪分子的作案手段多变，反侦查意识进一步提升，社会不稳定因素加剧。将大数据应用于公安领域势在必行，为适应新形势的要求，全国各地公安机关正在全面实施...

实战：供应链如何应用大数据

dongzhumao86 2015年03月27日 13:14 1858

摘要: 随着供应链变得越来越复杂，必须采用更好的工具来迅速高效地发挥数据的最大价值。供应链作为企业的核心网链，将彻底变革企业市场边界、业务组合、商业模式和运作模式等。 第三产业供应链协同应用市场进...

浅谈大数据与智能电厂

u014449866 2015年06月12日 22:56 3569

浅谈大数据与智能电厂 ——2015\6\12 前段时间，IBM刚刚宣布了一项新技术HyRef，用于能源电力...

直播：京东大数据的应用！

TG229dvt5I93mxaQ5A6U 2017年09月30日 00:00 880

前言：由CSDN主办的SDCC 2017之大数据技术实战线上峰会将在CSDN学院举行。作为SD系列技术峰会的一部分，本次线上峰会秉承干货实料（案例）的内容原则，将邀请圈内顶尖的布道师、技术专家和技术引...

案例主要关注三个问题：数据从哪里来？数据如何存储？数据如何计算？ 来自《Hadoop权威指南》的案例 1. Last.fm 1.1 背景 创建于2002年，提供网络电台和网络音乐服务的...

【智能物流】罗戈研究院京东物流《数字化供应链综合研究报告》；AI智慧仓储和物流...

来源 | 罗戈研究院平台基于个人消费习惯进行智能推荐商品、定制化门槛不再高，交易可以通过移动端应用完成、交付逐渐快至半小时……这个世界 “数”发生巨大的变化：• 一切都在数字化• 一切都将通过云共...

np4rHI455vg29y2 2018年02月10日 00:00 657

大数据实时[illegible]-基于Spark的大数据实时处理及应用技术

培训要点 互联网占主数据、传感数据、日志文件、具有丰富地理空间信息的移动数据和涉及网络的各类评论，成为了海量信息的多种形式。当数[illegible]百上千TB不断增长的时候，我们在内部交易系统的历史信息之外，需要...

shenmanli 2016年03月11日 14:57 1804

大数据在京东的典型应用：京东用户画像技术曝光

http://www.36dsj.com/archives/16090 大数据在京东的典型应用：京东用户画像技术曝光 数控小V 2014-11-05 9:02:34 大数...

qiezikuaichuan 2015年09月18日 19:51 1668

射频技术系列谈：射频技术及其在供应链管理中的应用之一

在《IT经理世界》与IDC公司联合举办的“2003年度优秀CIO评选”的颁奖大会上，IDC的首席研究官John Gantz 就信息技术的发展趋势做了精彩的讲演。其中，他特别强调了射频技术将是未来IT...

zhaoyang17 2004年10月02日 19:08 2220

京东供应链溯源防伪平台

tigerking1017 2018年01月17日 15:51 388

PPT整理自： “别人在忙挖矿，京东架构师却悄悄用区块链搞了件大事！” http://blog.csdn.net/dev_csdn/article/details/79062081 仅供参考学习...

京东商城大数据面试题

qq_26442553 2017年12月05日 12:42 1520

京东商城 - 大数据（1）Java篇 1、JVM，GC（算法，新生代，老年代），JVM结构 2、hashcode，hashMap，list，hashSet，equals（结构原理），A exten...

京东DNN实验室：大数据、深度学习与计算平台的实践

jdbc 2015年09月09日 18:45 1722

7月26日-27日，2015中国人工智能大会（CCAI 2015）在北京召开，深度学习毫无意外地成为与会嘉宾热议的一个话题。来自京东DNN实验室的四位专家，核心科学家李成华、张晓鑫，以及京东智能通讯部...

电商大数据——用数据驱动电商和商业案例解析

电商大数据——用数据驱动电商和商业案例解析（国内第1本将大数据与电商完美结合的权威之作！）雪鹰传奇 著 ISBN 978-7-121-22556-7 2014年3月出版 定价：...

broadview2006 2014年04月17日 15:22 3498

【智能制造】爱（AI）在新工业

np4rHI455vg29y2 2017年12月06日 00:00 275

本文是工业4.0俱乐部秘书长杜玉河老师在2017国际人工智能大会发表演讲时所用的PPT。人工智能是我们近期比较关注的领域，