## 第3章

# 网格计算和云计算



网络计算模式



## • 课程主要内容

- 概述
- 企业计算
- 网格计算和云计算
- P2P网络、CDN网络和物联网
- ■社会计算





#### ∞ 典型的云计算产品

- ◆ 云计算的研究吸引了不同技术领域巨头,Amazon、Google、IBM、微软和Yahoo等大公司是云计算的先行者。不同的产品对云计算理论及实现架构也有所不同。
- ◆ 云计算的先行者Google的云计算平台能实现大规模分布式计算和应用服务程序,平台包括Hadoop框架、 MapReduce分布式处理技术、分布式的文件系统GFS、结构化的BigTable存储系统以及Google其他的云计算支撑要素。
- ◆ MapReduce分布式处理技术、分布式的文件系统GFS、结构化的BigTable存储系统是Google的三个核心技术。





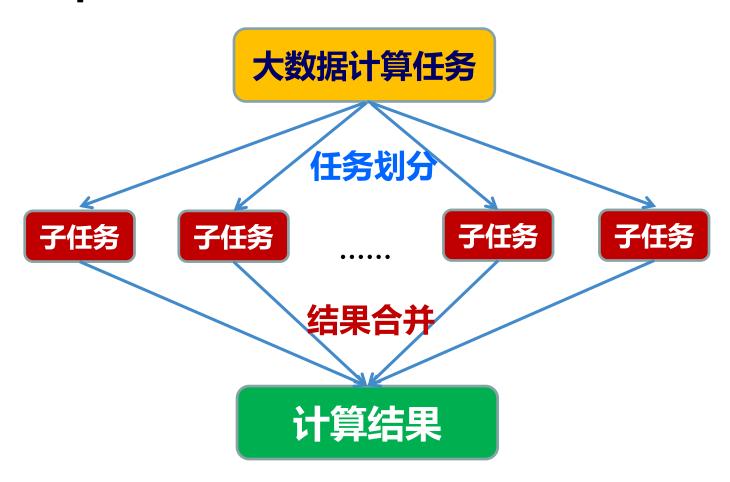
## ∞ MapReduce分布式处理技术

- ◆ MapReduce是Google开发的Java、Python、C++编程工具,用于大规模数据集(大于1TB)的并行运算,也是云计算的核心技术。
- ◆ MapReduce模式的思想是将要执行的问题拆解成Map(映射)和Reduce(化简)的方式,先通过Map程序将数据切割成不相关的区块,分配(调度)给大量计算机处理达到分布运算的效果,再通过Reduce程序将结果汇整,输出开发者需要的结果。





∞ MapReduce的编程思想——分而治之







## ∞ MapReduce可解决哪些算法问题

◆ MapReduce待处理的数据集可以分解成许多小的数据集,而且每一个小数据都可以完全并行地进行处理,因此不能解决不可分拆的计算任务,或者相互间有依赖关系任务,如Fibonacci函数:  $F_{k+2} = F_k + F_{k+1}$ 。

◆ MapReduce可解决的基本算法: 各种全局数据相关性小、能适当划分数据的计算任务。如: 分布式排序、关系代数操作(选择, 投影,求交集、并集,连接,成组,聚合等)、矩阵向量相乘、 矩阵相乘、词频统计(word count)、文档倒排索引等。





#### ∞ MapReduce可解决哪些算法问题

◆ MapReduce可解决的复杂算法: Web搜索引擎(网页爬取、网页排序、搜索算法)、Web访问日志分析(分析和挖掘用户在Web上的行为)、数据/文本统计分析(如专利文献引用分析和统计)、图算法并行化宽度优先搜索(最短路径问题)、机器学习、数据挖掘等。





## ∞ MapReduce分布式处理技术

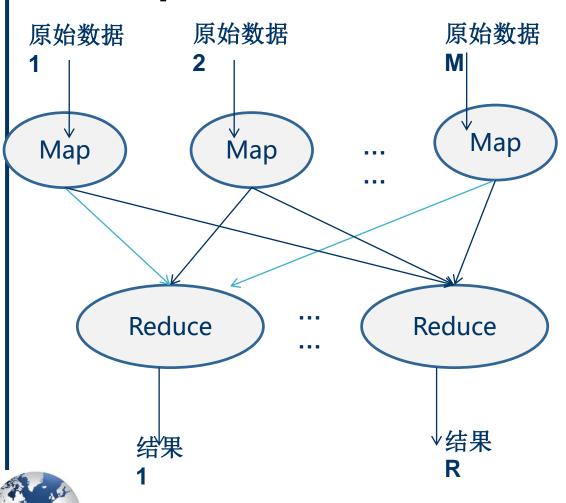
MapReduce定义了Map和Reduce两个抽象的编程接口,由用户编程实现:

- ◆ Map: 对一组数据元素进行某种重复式的处理
- ◆ Reduce: 对Map的中间结果进行某种进一步的结果整理





#### ∞ MapReduce分布式处理技术



1、在编程的时候,开发者需要编写两个函数:

Map:(in\_key, in\_value)

Reduce:(key,[value 1,value 2...])

- 2、Map操作产生结果是 <key,value>对
- 3、在Map,Reduce之间系 统把同一Key归类到Reduce
- 3、Reduce操作对相同的 Key进行归类处理

### ∞ MapReduce分布式处理技术——Map端

map:  $(k1, v1) \rightarrow list(k2, v2)$ 

◆ 输入:键值对(k1, v1)表示的数据

◆ 处理: 文档数据记录(如文本文件中的行,或数据表格中的行) 将以"键值对"形式传入map函数;map函数将处理这些键值对 ,并把处理的一组键值对中间结果list(k2, v2)以另一种键值对形 式输出。

◆ 输出:键值对(k2, v2)表示的一组中间数据

◆ 备注: list(k2, v2) 表示有一个或多个键值对组成的列表





#### ∞ MapReduce分布式处理技术——Reduce端

reduce:  $(k2, list(v2)) \rightarrow list(k3, v3)$ 

- ◆ 输入:由map输出的一组键值对list(k2, v2)将被进行合并处理,同样主键下的不同数值合并会到一个list(v2)中,故reduce的输入为(k2, list(v2))。
- ◆ 处理:对传入的中间结果列表数据进行某种整理或进一步的处理 ,并产生最终的某种形式的结果输出list(k3, v3)。
- ◆ 输出: 最终输出结果list(k3, v3)。





## ∞ MapReduce分布式处理技术

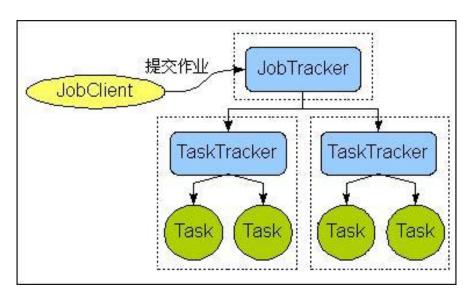
函数	输入	输出
Мар	(k1, v1)	List(k2, v2)
Reduce	(k2, List(v2))	List(k3, v3)

- ◆ 各个map函数对所划分的数据并行处理,从不同的输入数据产生不同的中间结果输出;
- ◆ 各个reduce各自并行计算,各自负责处理不同的中间结果数据集合;
- ◆ 进行reduce处理之前,须等到所有的map函数做完,并且在进入 reduce前会对map的中间结果数据进行整理(Shuffle),保证将 map的结果发送给对应的reduce;

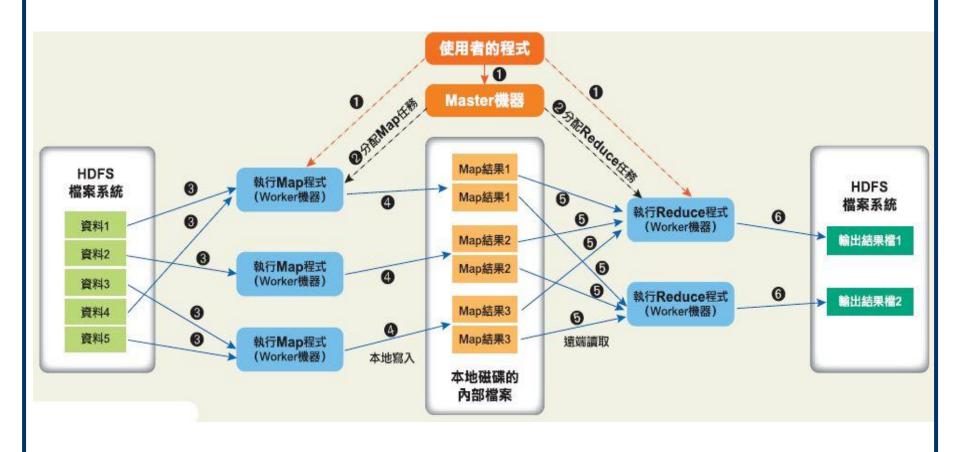


◆ 最终汇总所有reduce的输出结果即可获得最终结果

#### ∞ MapReduce分布式处理技术——框架

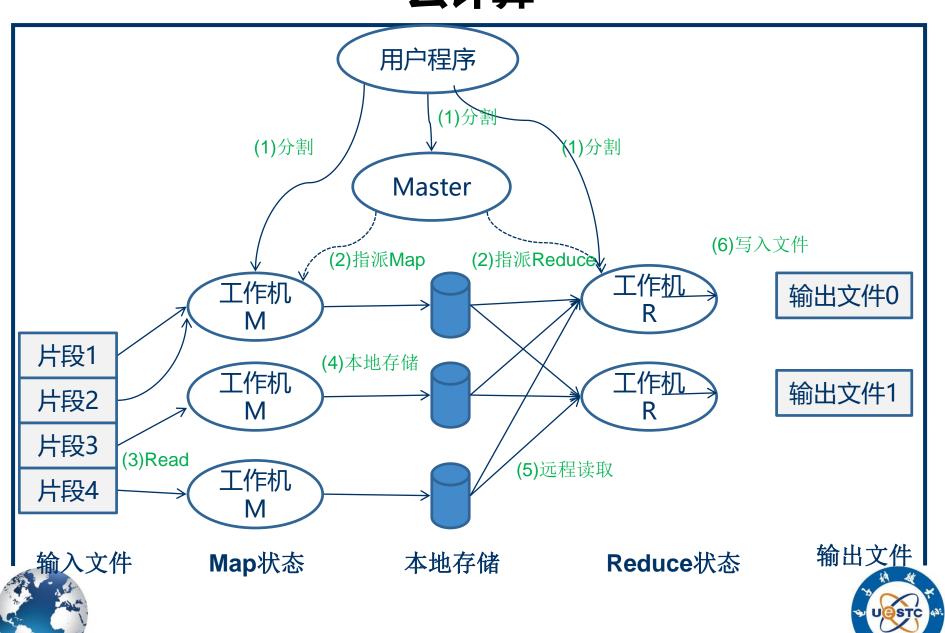


- ◆ MapReduce框架是由一个单独运行在主节点上的JobTracker 和 运行在每个集群从节点上的TaskTracker共同组成的。
- ◆ 主节点负责调度构成一个作业的所有任务,这些任务分布在不同的从节点上。主节点监控它们的执行情况,并且重新执行之前失败的任务。









- ◆ (1) MapReduce函数库首先把输入文件分成M块,每块大概 16MB到64MB。接着在集群的机器上执行处理程序。
- ◆ (2) MapReduce算法运行过程中有一个主控程序,称为master。 主控程序会产生很多作业程序,称为worker。并且把M个map任 务和R个reduce任务分配给这些worker,让它们去完成。





- ◆ (3) 被分配了map任务的worker读取并处理相关的输入(这里的输入是指已经被切割的输入小块splite)。它处理输入的数据,并且将分析出的键/值(key/value)对传递给用户定义的reduce()函数。map()函数产生的中间结果键/值(key/value)对暂时缓冲到内存。
- ◆ (4) map()函数缓冲到内存的中间结果将被定时刷写到本地硬盘, 这些数据通过分区函数分成R个区。这些中间结果在本地硬盘的位 置信息将被发送回master,然后这个master负责把这些位置信息 传送给reduce()函数的worker。





- ◆ (5) 当master通知了reduce()函数的worker关于中间键/值 (key/value)对的位置时,worker调用远程方法从map()函数的 worker机器的本地硬盘上读取缓冲的中间数据。当reduce()函数 的worker读取到了所有的中间数据,它就使用这些中间数据的键 (key)进行排序,这样可以使得相同键(key)的值都在一起。
- ◆ (6) reduce()函数的worker根据每一个中间结果的键(key)来遍历排序后的数据,并且把键(key)和相关的中间结果值(value)集合传递给reduce()函数。reduce()函数的worker最终把输出结果存放在master机器的一个输出文件中。





- ◆ (7) 当所有的map任务和reduce任务都已经完成后, master激活用户程序。在这时, MapReduce返回用户程序的调用点。
- ◆ (8) 当以上步骤成功结束以后,MapReduce的执行数据存放在总计R个输出文件中(每个输出文件都是由reduce任务产生的,这些文件名是用户指定的)。通常,用户不需要将这R个输出文件合并到一个文件,他们通常把这些文件作为输入传递给另一个MapReduce调用,或者用另一个分布式应用来处理这些文件,并且这些分布式应用把这些文件看成为输入文件由于分区(partition)成为的多个块文件。





#### ∞ MapReduce分布式处理技术——实例

#### 单词统计WordCount:

- ◆ 问题描述:统计文本中所出现单词的次数。
- ◆ 解决思路:需符合Map、Reduce各自的输入、输出格。
- ◆ Map端: 输入为(k1, v1), 以文本行号为k1, 以行内容为v1; 输出为list(k2, v2), 每有一个单词就输出一个(word, 1)。
- ◆ Reduce端: 输入为(k2, list(v2)), 将list(v2)中所有数字相加即可得到单词次数; 输出为list(k3, v3), 即最终的结果: (单词, 单词次数)。





#### ∞ MapReduce分布式处理技术——实例

#### 单词统计WordCount:

#### **Output** Input <Hello,1> 1, "Hello World Bye World" <World,1> Map <Bye,1> <World,1> <Hello,1> 2, "Hello Hadoop Bye Hadoop" <Hadoop,1> Map <Bye,1> <Hadoop,1> <Bye,1> 3, "Bye Hadoop Hello Hadoop" <Hadoop,1> Map <Hello,1> <Hadoop,1>



≻Map:



#### ∞ MapReduce分布式处理技术——实例

#### 单词统计WordCount:

**◆** Map函数

```
public static class Map extends Mapper<LongWritable, Text, Text, IntWritable> {
    private final static IntWritable one = new IntWritable(1);
    private Text word = new Text();

    public void map(LongWritable key, Text value, Context context)
        throws IOException, InterruptedException {
        String line = value.toString();
        StringTokenizer tokenizer = new StringTokenizer(line);
        while (tokenizer.hasMoreTokens()) {
            word.set(tokenizer.nextToken());
            context.write(word, one);
        }
    }
}
```





## ∞ MapReduce分布式处理技术——实例

#### 单词统计WordCount:

#### Input

- <Hello,1>
- <World,1>
- <Bye,1>
- <World,1>

#### > Reduce:

- <Hello,1>
- <Hadoop,1>
- <Bye,1>
- <Hadoop,1>
- <Bye,1>
- <Hadoop,1>
- <Hello,1>
- <Hadoop,1>

#### **Internal Grouping**

- <Bye → 1, 1, 1>
- <Hadoop -> 1,1,1,1>
- <Hello → 1, 1, 1>
- <World → 1,1>

#### Output

Reduce

Reduce

Reduce

Reduce

- <Hadoop, 4>
- <Hello, 3>

<Bye, 3>

<World, 2>





#### ∞ MapReduce分布式处理技术——实例

#### 单词统计WordCount:

◆ Reduce函数

```
public static class Reduce extends Reducer<Text, IntWritable, Text, IntWritable> {
   public void reduce(Text key, Iterable<IntWritable> values, Context context)
     throws IOException, InterruptedException {
     int sum = 0;
     for (IntWritable val : values) {
        sum += val.get();
     }
     context.write(key, new IntWritable(sum));
}
```





### ∞ MapReduce分布式处理技术——实例

#### 气象站数据:

99...

- ◆ 问题描述:给出气象站历年每天的数据,要提取出每年的最高气温。数据示例: 006701199099991950051507004.....99999N9+00221+999
- ◆ 解决思路-Map端: 输入为(k1, v1): (行号,内容);输出为list(k2, v2): (年份,温度),例如(1950,22)。
- ◆ 解决思路-Reduce端: 输入为(k2, list(v2): 如(1950, [22, -11]), 对list(v2)排序可得到高气温;输出为list(k3, v3),即最终的结果

: (年份, 最高气温)。



#### ∞ MapReduce分布式处理技术——实例

#### 文档倒排索引算法:

◆ 问题描述: Inverted Index(倒排索引)是目前几乎所有支持全文检索的搜索引擎都要依赖的一个数据结构。基于索引结构,给出一个词(term),能取得含有这个term的文档列表(the list of documents)





#### ∞ MapReduce分布式处理技术——实例

#### 文档倒排索引算法:

doc1:

one fish two fish

doc2:

red fish blue fish

doc3:

one red bird



one: doc1, doc3

fish: doc1, doc2

two: doc1

red: doc2, doc3

blue: doc2

bird: doc3



#### 搜索:

fish  $\rightarrow$  doc1,

doc2

red  $\rightarrow$  doc2,

doc3

red fish  $\rightarrow$  doc2

Map: 输入(文档名+行号,内容);输出list(单词,文档名)

Reduce: 输入(单词, list(文档名)); 输出list(单词, 文档列表)





## ∞ MapReduce分布式处理技术——改进

如单词统计问题,若有1亿个单词,那么就会传输1亿个键值对。合理的使用Combiner可以减少键值对的网络传输。减少数据网络传输也就意味着提

升效率。

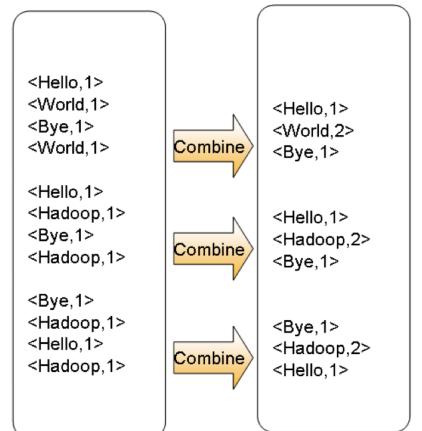
Combiner发生在Map输出时, 通常与Reduce有相同的实现。

Combiner一般适用于求和,求最大/最小的实例中。

map:  $(K1, V1) \rightarrow list(K2, V2)$ 

combine:  $(K2, list(V2)) \rightarrow list(K3, V3)$ 

reduce:  $(K3, list(V3)) \rightarrow list(K4, V4)$ 





1956

- ◆ 由于MapReduce函数库是设计用于在成百上千台机器上处理海量数据的,所以这个函数库必须考虑到机器故障的容错处理。
- ◆ master会**定期发送命令轮询**每一台worker机器。如果在一定时间内有一台worker机器一直没有响应,master就认为这个worker失效了。所有这台worker完成的map任务都被设置成为它们的初始空闲状态,并且因此可以被其他worker调度执行。类似的,所有这个机器上正在处理的map任务或者reduce任务都被设置成为空闲状态,被其他worker重新执行。





- ◆ 在失效机器上的已经完成的map任务还需要再次重新执行,这是因为中间结果存放在这个失效的机器上,所以导致中间结果无法访问。已经完成的reduce任务无需再次执行,因为它们的结果已经保存在全局的文件系统中了。
- ◆ 当map任务首先由A worker执行,随后被B worker执行的时候(因为A机器失效了),所有执行reduce任务的worker都会被通知。 所有还没有来得及从A上读取数据的worker都会从B上读取数据。





## ∞ MapReduce分布式处理技术——容错机制

◆ 大多数MapReduce函数库都能够有效地支持很多worker失效的情况。比如,在一个网络例行维护时,可能会导致每次大约有80台机器在几分钟之内不能访问。master会简单地使这些不能访问的worker上的工作再执行一次,并且继续调度进程,直到所有任务都完成。





#### ∞ 分布式的文件系统GFS

- ◆ GFS是一个适用于**大规模分布式数据处理**相关应用的,可扩展的分布式文件系统。
- ◆ GFS基于普通的不算昂贵的硬件设备,实现了容错的设计,并且 为大量客户端提供极高的聚合处理性能。
- ◆ GFS集群由一个单个的master和多个chunkserver(块服务器) 组成,还有相应的很多客户端client。





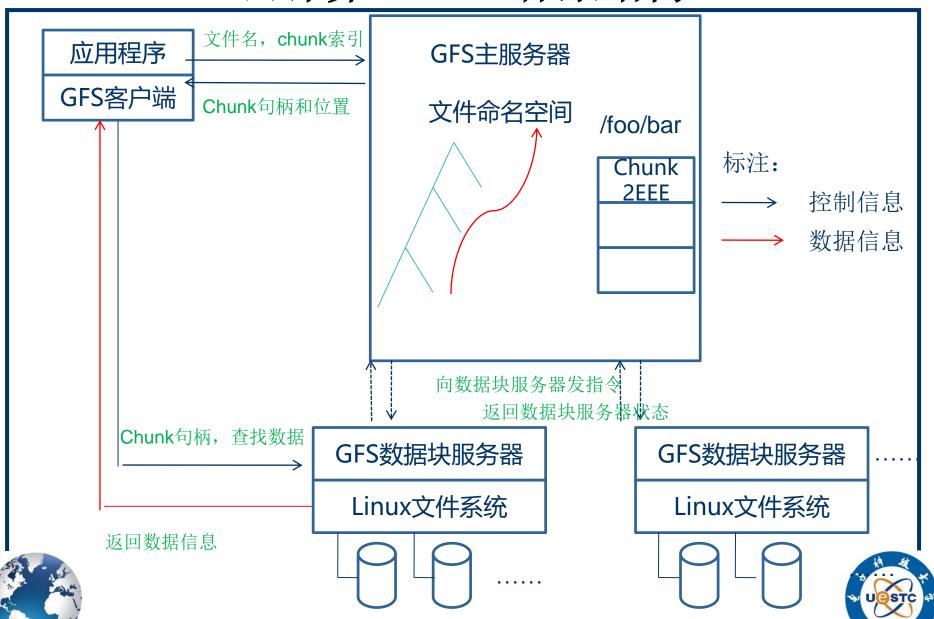
#### ∞ 分布式的文件系统GFS——设计动机

- ◆ Google需要一个支持海量存储的文件系统。
- ◆ 购置昂贵的分布式文件系统与硬件?
- ◆ 是否可以在一堆廉价且不可靠的硬件上构建可靠的分布式文件系统?
- ◆ **GFS**将容错任务交给文件系统完成,利用软件的方法解决系统可 靠性问题,使存储的成本成倍下降。 **GFS**将服务器故障视为正常 现象,并采用多种方法,从多个角度,使用不同的容错措施,确 保数据存储的安全、保证提供不间断的数据存储服务。





## 云计算—GFS 体系结构



#### ∞ 分布式的文件系统GFS——GFS体系结构

- ◆ GFS将整个系统划分为三类角色: Client, Master, Chunk Server。
- ◆ Client提供**应用程序的访问接口**(是一组专用接口),以库文件的形式提供。
- ◆ Master是**GFS的管理节点**。在逻辑层面只有一个,保存整个系统的元数据。负责整个系统的文件管理。
- ◆ Chunk server 负责**存储工作**。数据主要以文件的形式存储在 Chunk server上。
- ◆ GFS将文件划分为大小为64M数据块chunk,每一个数据块(chunk)都有唯一的index索引号。

#### ∞ 分布式的文件系统GFS——GFS体系结构

#### GFS实现机制:

- ◆ 客户端首先访问Master节点,获取交互的Chunk Server信息,然后访问这些Chunk Server,完成数据存取工作。这种设计方法实现了控制流和数据流的分离。
- ◆ Client与Master之间只有控制流,而无数据流,极大地**降低了** Master的负载。
- ◆ Client与Chunk Server之间直接传输数据流,同时由于文件被分成多个Chunk进行分布式存储,Client可以同时访问多个Chunk Server,从而使得整个系统的I/O高度并行,系统整体性能得到提



高。

#### ∞ 分布式的文件系统GFS——GFS体系结构

#### GFS体系结构-Chunk Server:

- ◆ 在GFS下,每一个文件都拆成固定大小的chunk(块)。每一个块都由master根据块创建的时间产生一个全局唯一的以后不会改变的64位的chunk handle标志。
- ◆ Chunk servers在本地磁盘上用Linux文件系统保存这些块,并且 根据chunk handle和字节区间,通过Linux文件系统读写这些块 的数据。
- ◆ 出于可靠性的考虑,每一个块都会在不同的chunk server上保存 备份。缺省情况下,保存3个备份。





#### ∞ 分布式的文件系统GFS——GFS体系结构

#### GFS体系结构-Master:

- ◆ Master负责管理所有的文件系统的元数据,包括文件和chunk的 namespace、访问控制信息、文件到chunk的映射关系、当前 chunk的位置等等。
- ◆ Master控制系统级别的活动,包括chunk的分配管理、孤点 chunk的垃圾回收机制、chunk在chunk server之间的移动。
- ◆ Master周期地跟每个chunk server通信,给他们以指示并收集他们的状态。
- ◆ 单一Master设计必须减小master的读/写操作,以避免它成为集群瓶颈。



#### ∞ 分布式的文件系统GFS——GFS体系结构

#### GFS体系结构-Client:

- ◆ Client代码包含了google文件系统的API,并且会和master和 chunk server进行通信。
- ◆ client和master通信——**交互元数据信息**: client会缓存从 master获取的元数据信息,以便对同一块的操作不在通过client-master交互。(除非cache过期或这个文件被再次打开)
- ◆ client和chunk server通信——**交互文件数据**: client所有的数据相关的通信是直接和chunk server进行,但不会缓存文件数据。





#### ∞ 分布式的文件系统GFS——GFS体系结构

#### GFS体系结构-Client读取数据的操作顺序:

- ◆ Client把应用要读取的文件名和偏移量,根据固定的chunk大小, 转换成为文件的chunk index。
- ◆ 向master发送这个包含了文件名和chunk index的请求。
- ◆ Master返回相关的chunk handle以及对应的位置,client缓存这些信息。
- ◆ Client就向最近的对应位置的chunk server发起请求,请求包含 chunk handle以及一个在这个chunk内需要读取的字节区间。
- ◆ Chunk server返回给client要读取的chunk data。





#### ∞ 分布式的文件系统GFS——GFS体系结构

#### GFS体系结构-Chunk size:

- ◆ Chunk size是设计的关键参数(64M)。
- ◆ 采用很大的chunk size优点:它减少了客户端和master的交互; 减少网络管理量;减少了元数据在master上的大小。
- ◆ 采用很大的chunk size缺点:小型文件包含较少数目的chunk,也许只有一个chunk。保存这些文件的chunk server就会在大量客户端访问的时候就会成为焦点,导致系统局部过载。





# 云计算一GFS特点

#### 采用中心服务器模式

- ▶可以方便地增加Chunk Server
- ▶ Master掌握系统内所有Chunk Server的情况,方便进行负载均衡
- ▶不存在元数据的一致性问题

#### 不缓存数据

- ●文件操作大部分是流式读写,不存在大量重复读写,使用Cache对性能提高不大
- Chunk Server上数据存取使用本地文件系统,若读取频繁,系统具有Cache
- ●从可行性看, Cache与实际数据的一致性维护也极其复杂

#### 在用户态下实现

- □利用POSⅠX编程接口存取数据降低了实现难度,提高通用性
- □POSIX接口提供功能更丰富
- 口用户态下有多种调试工具
- □Master和Chunk Server都以进程方式运行,单个进程不影响整个操作系统
- □GFS和操作系统运行在不同的空间,两者耦合性降低

#### 只提供专用接口

- O降低实现的难度
- 对应用提供一些特殊支持
- O降低复杂度



#### ∞ 分布式的文件系统GFS——GFS容错机制



◆ 单个Master,对于前两种元数据,GFS通过**操作日志**来提供容错功能。





#### ∞ 分布式的文件系统GFS——GFS容错机制



- ◆ 第三种元数据信息保存在各个Chunk Server上,Master故障时, 磁盘恢复。
- ◆ GFS还提供了Master远程的**实时备份**,防止Master彻底死机。





#### ∞ 分布式的文件系统GFS——GFS容错机制

Chunk Server容错: 采用副本方式

- ◆ 每一个Chunk有多个存储副本(默认为三个副本),分布存储在不同的Chunk Server上。
- ◆ 副本的分布策略需要考虑多种因素,如网络的拓扑、机架的分布、磁盘的利用率等。
- ◆ 对于每一个Chunk,必须将所有的副本全部写入成功,才视为成功写入。





#### ∞ 分布式的文件系统GFS——GFS容错机制

Chunk Server容错: 采用副本方式

尽管一份数据需要存储三份,好像磁盘空间的利用率不高,但综合比较多种因素,加之磁盘的成本不断下降,采用副本无疑是最简单、最可靠、最有效,而且实现的难度也最小的一种方法。





#### ∞ 分布式的文件系统GFS——GFS容错机制

Chunk Server容错: 采用副本方式

- ◆ GFS中的每一个文件被划分成多个Chunk, Chunk的默认大小是 64MB。
- ◆ Chunk Server存储的是Chunk的副本,副本以文件的形式进行存储。
- ◆ 每个Chunk又划分为若干Block (64KB) ,每个Block对应一个 32bit的校验码,保证数据正确 (若某个Block错误,则转移至其 他Chunk副本)。





#### ∞ 分布式的文件系统GFS——GFS系统管理技术

GFS集群中通常 有非常多的节 点,需要相应 的技术支撑 大规模集 群安装技术 故障检测技术 GFS构建在不可靠廉价计算机之上的文件系统,由于节点数目众多,故障发生十分频繁

系统管理 技术

新的Chunk Server 加入时 ,只需裸 机加入,大大减少 GFS维护工作量

节点动态加 入技术

Google采用了多种机制降低服务器能耗,如采用蓄电池 节能技术 代替昂贵的UPS





# **网结构化的BigTable存储系统**

#### 为什需要设计BigTable?

- ◆Google需要存储的数据种类繁多: Google目前向公众开放的服务很多,需要处理的数据类型也非常多。包括URL、网页内容、用户的个性化设置在内的数据都是Google需要经常处理的。
- ◆海量的服务请求: Google运行着目前世界上最繁忙的系统,它每时每刻处理的客户服务请求数量是普通的系统根本无法承受的。
- ◆商用数据库无法满足Google的需求:一方面现有商用数据库设计着眼点在于通用性,根本无法满足Google的苛刻服务要求;另一方面对于底层系统的完全掌控会给后期的系统维护、升级带来极大的便利。



#### ∞结构化的BigTable存储系统——目标

#### 广泛的适用性

Bigtable是为了满足 系列Google产品而 非特定产品存储要求



#### 很强的可扩展性

根据需要随时可以加入或撤销服务器

#### 高可用性

Bigtable设计的重要 目标之一就是确保几 乎所有的情况下系统 都可用

#### 简单性

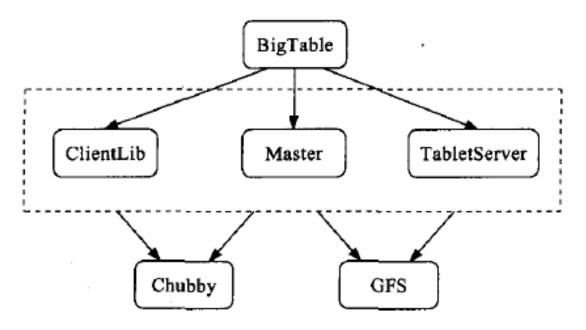
底层系统简单性既可 减少系统出错概率, 也为上层应用开发带 来便利





# ∞结构化的BigTable存储系统

- ◆GFS 用于底层数据存储的分布式文件系统,Bigtable 系统运行在 GFS上实现对网络数据的结构化管理。
- ◆Bigtable系统的运行环境是普通微机组成**集群**环境,实现了数据的 **分布式**管理和结构的组织。

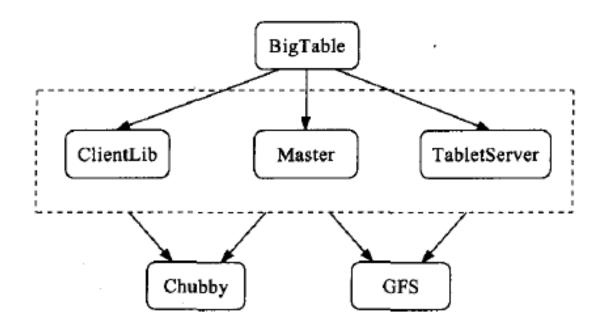






# ∞结构化的BigTable存储系统

- ◆Bigtable主要由三个部分组成:客户端程序库 (Client Library)
- 、一个主服务器(Master Server)和多个子表服务器(Tablet Server)。

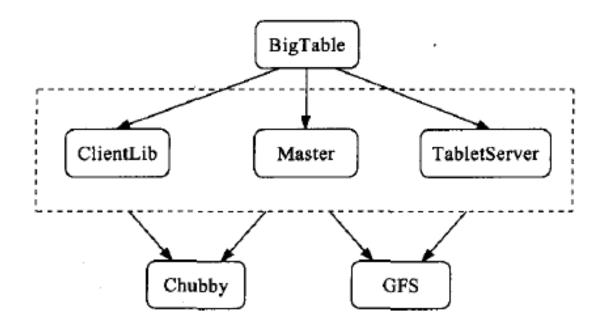






# ∞结构化的BigTable存储系统

◆海量的数据分布存储在底层文件系统GFS中,逻辑相邻的数据由子表服务器分块管理,Master服务器实现对多台子表服务器的协调和调度。

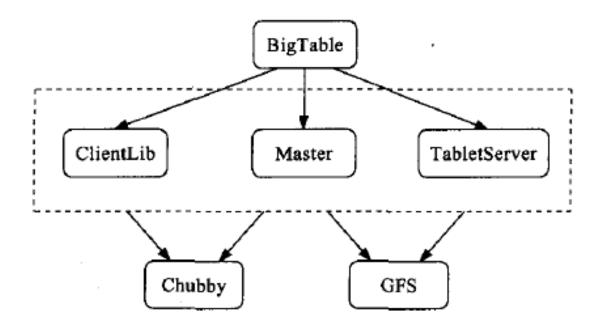






# ∞结构化的BigTable存储系统

◆为了保证多台服务器共享数据的安全性,此系统采用Chubby提供 锁服务。Chubby是一个分布式的锁服务器,利用小型锁文件的管理 实现**分布式数据的共享(涉及数据一致性理论)**,同时具有表结构 数据的存储能力。







# **网结构化的BigTable存储系统**

- ◆客户端程序库(Client Library)访问Bigtable服务时,首先要利用其库函数执行Open()操作来打开一个锁(实际上就是获取了文件目录),锁打开以后客户端就可以和子表服务器进行通信。
- ◆和许多具有单个主节点分布式系统一样,客户端程序库主要与子表服务器通信,几乎不和主服务器进行通信,这使得主服务器的负载大大降低。
- ◆主服务主要进行一些元数据操作以及子表服务器之间负载调度问题,实际数据是存储在子表服务器上。





## ∞Google Hadoop架构

- ◆在Google发表MapReduce后,2004年开源社群用Java搭建出一套Hadoop框架,用于实现MapReduce 算法,能够把应用程序分割成许多很小的工作单元,每个单元可以在任何集群节点上执行或重复执行。
- ◆此外,Hadoop 还提供一个分布式文件系统GFS(Google file system),支持大型、分布式大数据量的读写操作,其容错性较强。而分布式数据库(BigTable)是一个有序、稀疏、多维度的映射表,有良好的伸缩性和高可用性,用来将数据存储或部署到各个计算节点上。





#### ∞Google Hadoop架构

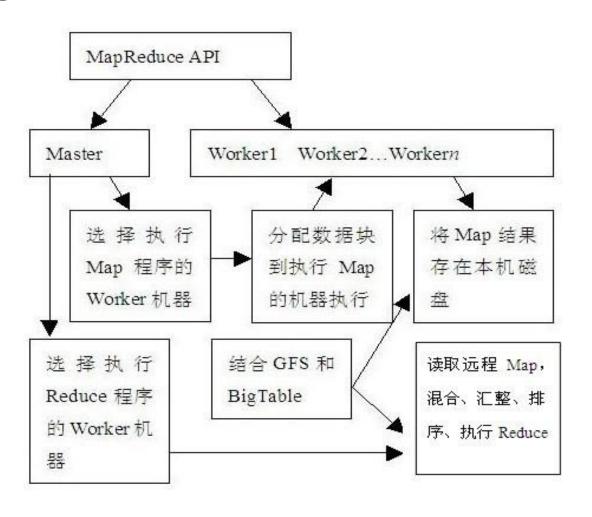
在架构中MapReduce API提供Map和Reduce处理、GFS分布式文件系统和BigTable分布式数据库提供数据存取。基于Hadoop可以非常轻松和方便完成处理海量数据的分布式并行程序,并运行于大规模集群上。

MapReduceAPI	Big Table
(Map,Reduce)	(分布式数据库)





## ∞Google云计算执行过程







#### ca其他云计算产品

- ◆Amazon使用弹性计算云(EC2)和简单存储服务(S3)为企业提供计算和存储服务
- ◆IBM在2007年11月推出了"蓝云"计算平台
- ◆中国电信e云
- ◆中国移动 "大云"





#### ca云计算发展障碍

◆标准不统一: Google、Amazon、IBM、微软等的平台互不兼容

◆数据安全:云服务提供商的信誉——留后门?!面临着全世界的

黑客——需要高强度的安全系统。

◆耗电量巨大: 节能减排、绿色云计算



