

大数据导论 Introduction to Big Data



第3讲: 深入理解HDFS

叶允明 计算机科学与技术学院 哈尔滨工业大学(深圳)

关于数据存储方法的说明

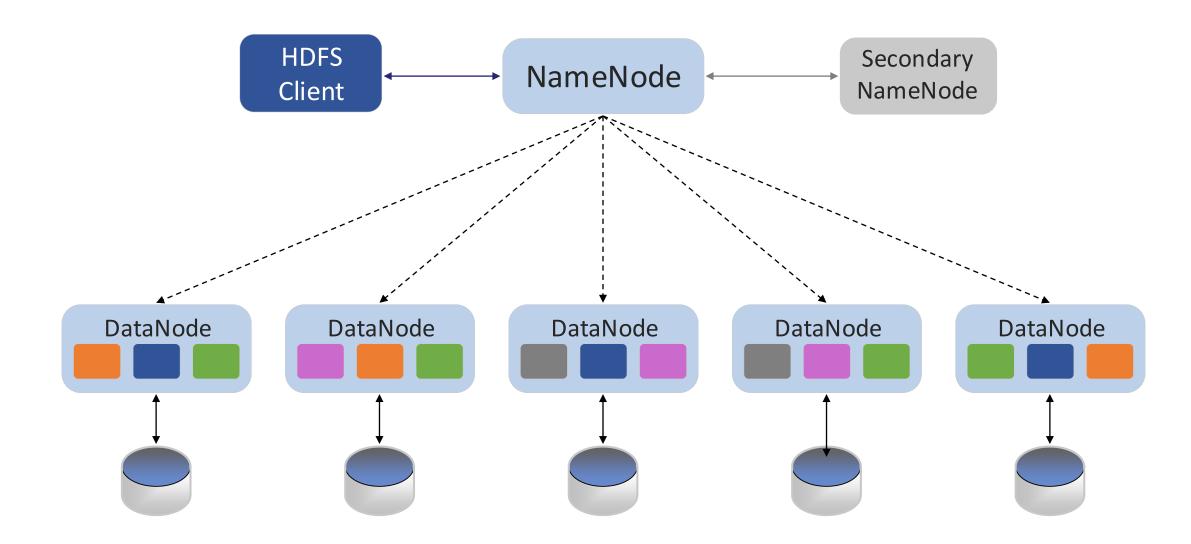
• 本地文件系统

关系数据库 (MySQL, Oracle, MS SQL Server等)

NoSQL数据库: MongoDB, Redis, Neo4j、其它OSS等

• 分布式文件系统: 大数据存储的重要方法

回顾: HDFS架构



目录

• 深入理解HDFS的存储模型

• 深入理解HDFS的组件

• HDFS的读写流程与容错恢复机制

• 总结与知识拓展

深入理解HDFS的存储模型

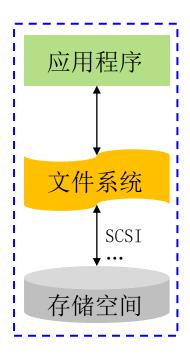
基本概念: 块存储和文件存储

- 块存储和文件存储是两种传统的存储类型
- 块级(典型设备: 磁盘阵列)
 - > 以扇区为基础,一个或多个连续的扇区组成一个块,也叫物理块。
 - > 存在于文件系统与块设备(例如:磁盘驱动器)之间
- 文件级(典型设备: NFS服务器)
 - 指文件系统,单个文件可能由于一个或多个逻辑块组成,且逻辑块之间可不连续分布
 - > 逻辑块大于或等于物理块整数倍
- 物理块与文件系统之间的关系
 - ▶ 扇区→物理块→逻辑块→文件系统

常见的传统存储方案

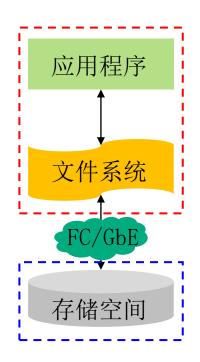
直接存储(DAS)

(Direct Attached Storage)



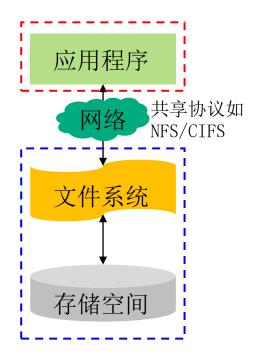
存储区域网络(SAN)

(Storage Area Network)

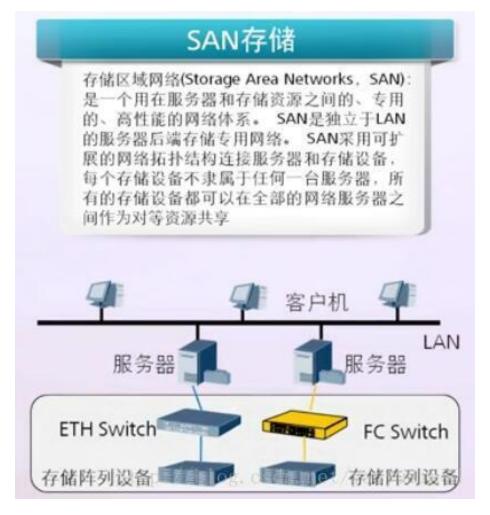


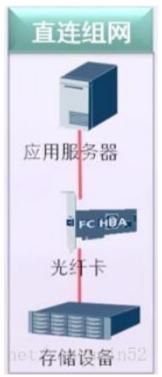
网络连接存储 (NAS)

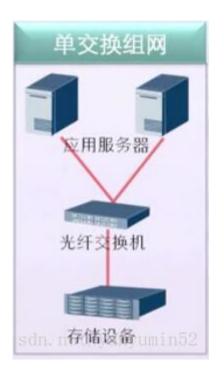
(Network Attached Storage)

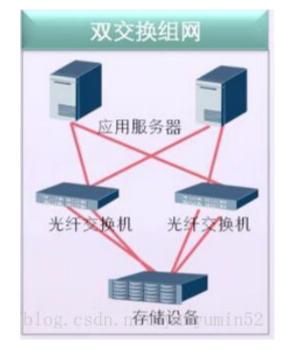


备课页

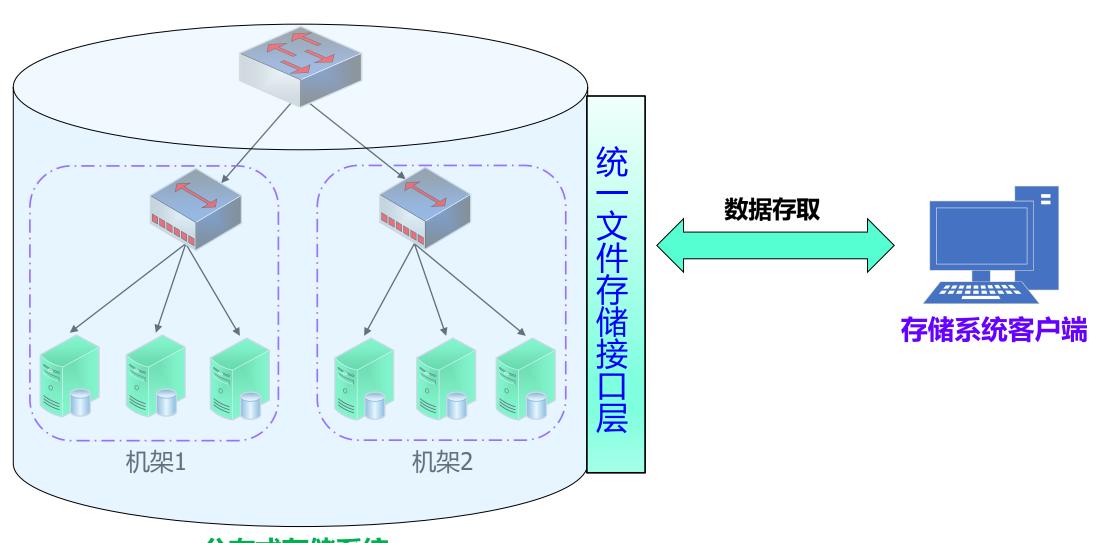








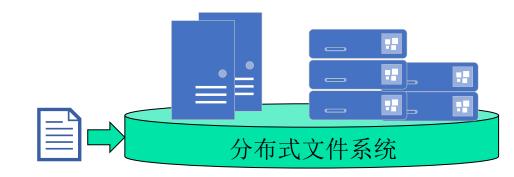
基于分布式文件系统的大数据存储



分布式存储系统

基于分布式文件系统的存储方案优势

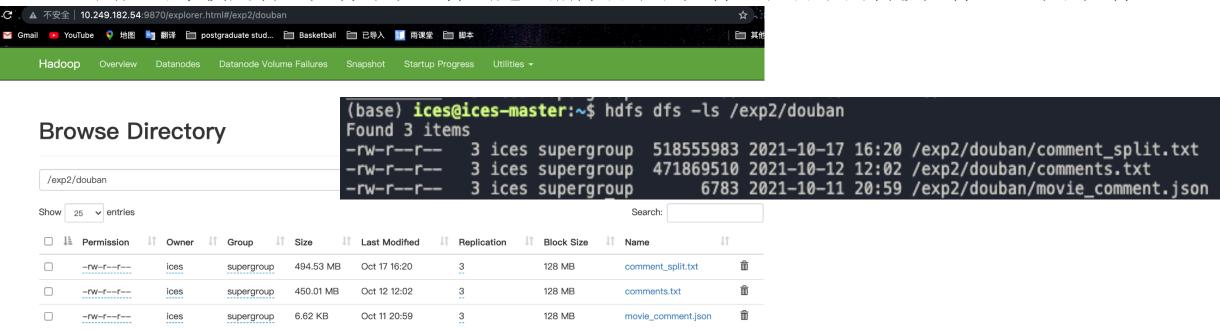
- 分布式文件系统改变了数据存储和管理方式,相对于本地文件系统具有很多优势:
 - > 低成本
 - > 易扩展
 - > 强可靠
 - ▶高可用



- 用户无需关心数据是存储在哪个节点上,可以如同使用本地文件系统
 - 一样存储和管理分布式文件系统里的数据。

HDFS的逻辑存储模型: 文件系统

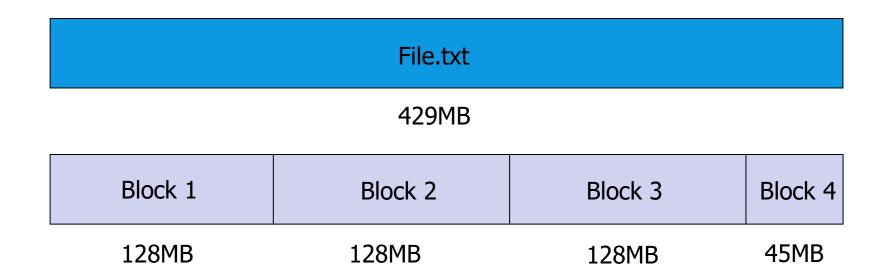
- 以"文件"为基本的逻辑存储单位,形成文件系统
- 分级的文件系统: 其命名空间包含目录、文件
 - > 用户可象使用普通文件系统一样创建、删除目录和文件,在目录间转移文件、重命名文件



· 整个HDFS集群中只有一个统一的命名空间(由一个名称节点管理)

HDFS的逻辑存储模型: 数据块

• 每个HDFS文件以一个或多个数据块进行存储(每个块64MB/128MB)



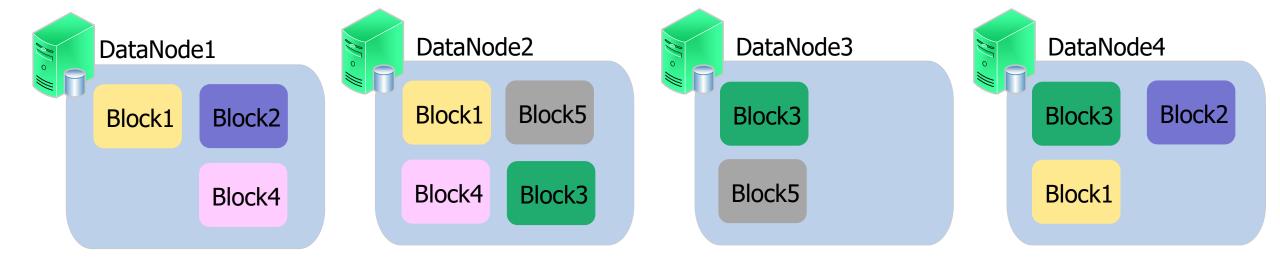
• 块的大小远远大于普通文件系统,可以最小化寻址开销

数据块的物理存储模型

• 分布式多副本冗余存储

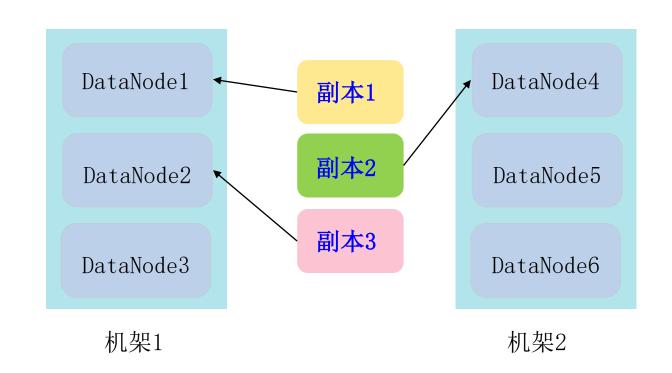
块复制

Namenode (Filename, numReplicas, block_ids) /users/hitsz/data/file1.txt: r:2, {1, 3}, ... /users/hitsz/data/filew.txt : r:3, {2,4,5}, ...



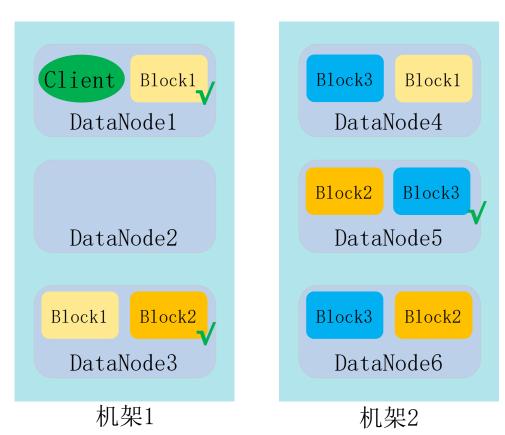
数据存放策略

- 》第一个副本: 放置在上传文件的数据 节点; 如果是集群外提交,则随机挑 选一台磁盘不太满、CPU不太忙的节点
- **第二个副本:** 放置在与第一个副本不同的机架的节点上
- 》第三个副本:与第一个副本相同机架 的其他节点上
- > 更多副本: 随机节点

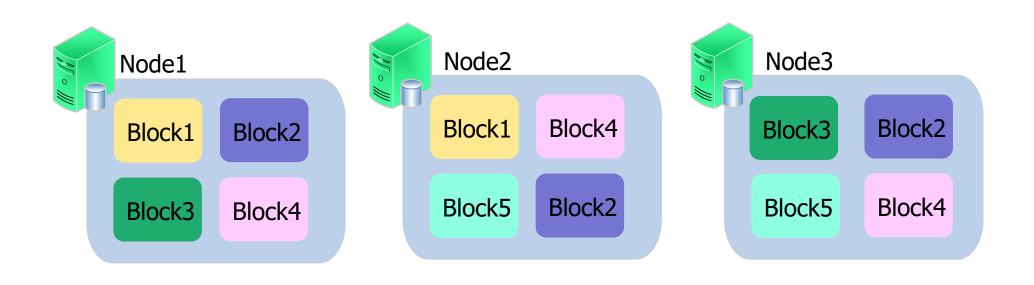


数据读取策略

- ▶ 机架ID获取: HDFS提供了一个API可以确定一个数据节点所属的机架ID,客户端 也可以调用API获取自己所属的机架ID
- ▶ 副本读取策略: (1) 优先选择同一节点; (2) 次选同一机架; (3) 随机读取



分布式文件块存储的优点



- > 支持大文件存储
- ▶ 保证数据可靠性

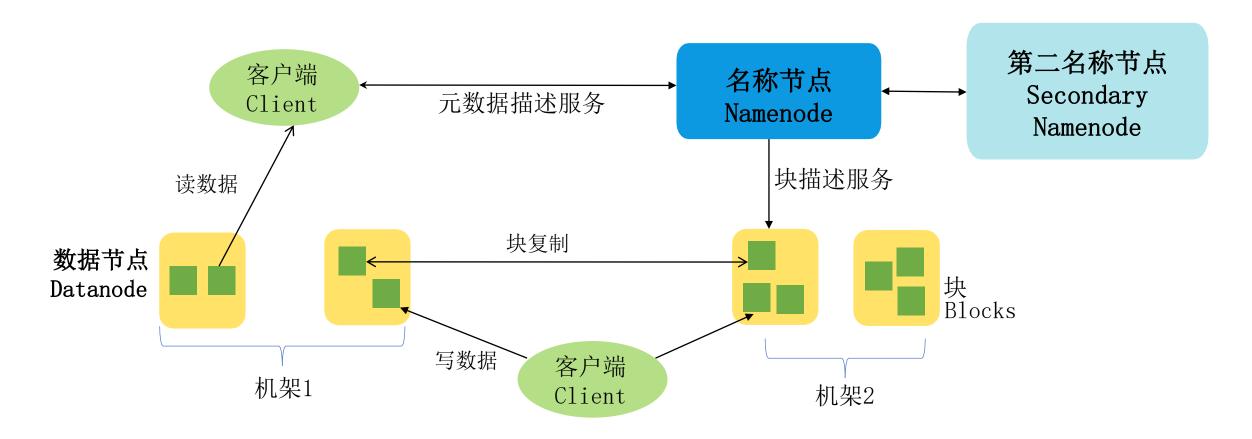
- ▶ 加快数据存取速度:
 - ✓ 单个文件的分布式块存取
 - ✓ 多个文件分布式并行读取

▶简化了存储系统设计

深入理解HDFS的组件

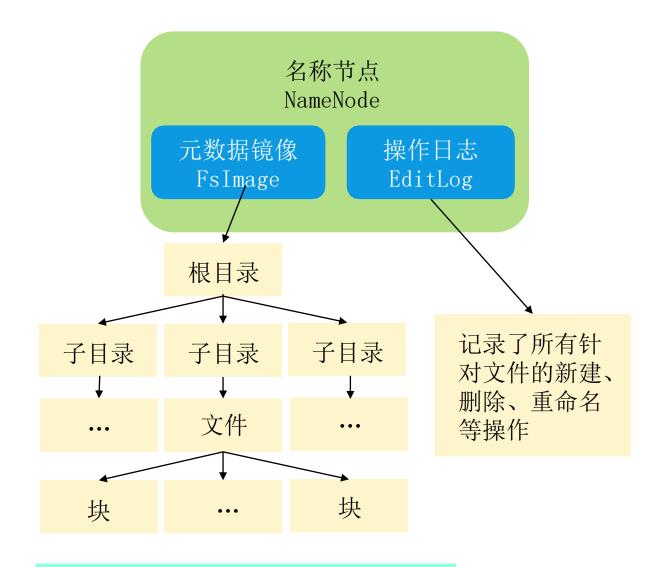
HDFS的基本组成

• HDFS采用了主从 (Master/Slave) 体系结构, 易于实现和管理



名称节点 (NameNode)

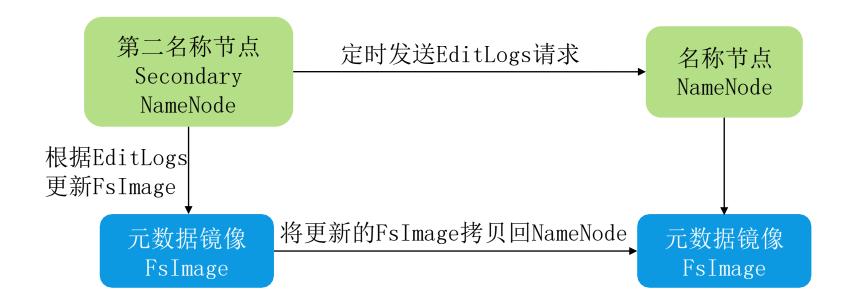
- > 名称节点是分布式文件系统中的管理者
- ▶ 命名空间和元数据管理
- ▶ 核心数据结构FsImage和EditLog
 - ✓ FsImage: 维护文件系统树及元数据
 - ✓ EditLog: 操作日志文件记录



保存文件/block/DataNode的映射关系

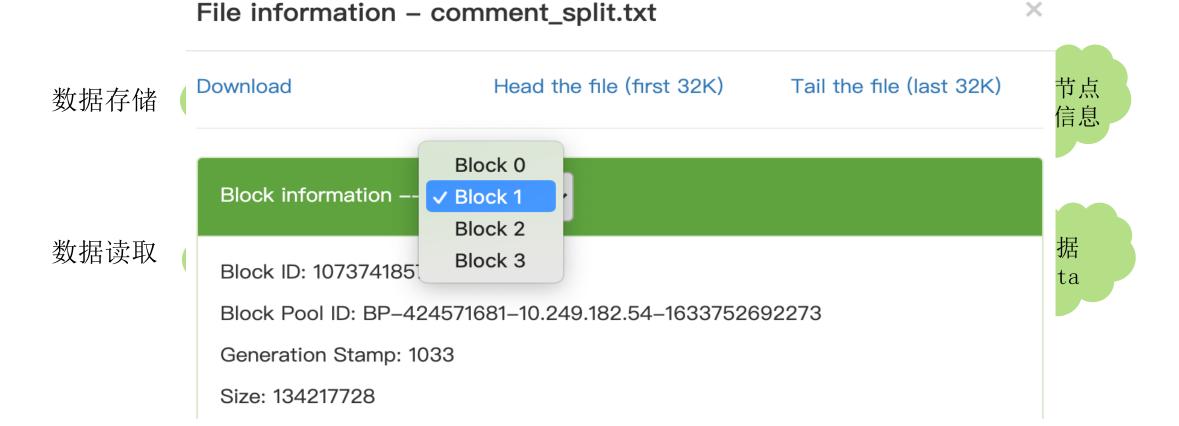
第二名称节点 (Secondary NameNode)

- ▶ 用来保存名称节点中HDFS元数据的备份,并减少名称节点重启时间
- ▶ 一般是单独运行在一台机器上。



数据节点 (Data Node)

- > 数据节点负责数据的存储和读取
- ▶ "主动汇报": 定期向名称节点发送自己所存储的块的列表。
- > 数据节点中的数据块会被保存在各自节点的本地Linux文件系统中



HDFS客户端

- HDFS客户端是用户操作HDFS最常用的方式,HDFS在部署时都提供了客户端
- HDFS客户端是一个库,暴露了HDFS文件系统接口,这些接口隐藏了HDFS实现中的 大部分复杂性
- 客户端提供一个类似于POSIX(可移植操作系统界面)的文件系统接口,因此用户 在编程时无需知道Namenode和Datanode也可实现其功能。

HDFS读写接口(Java)

- FileSystem是一个通用文件系统的抽象基类,可以被分布式文件系统继承,所有可能使用Hadoop 文件系统的代码,都要使用这个类
- Hadoop为FileSystem这个抽象类提供了多种具体实现,DistributedFileSystem就是FileSystem
 在HDFS文件系统中的具体实现
- FileSystem的open()方法返回的是一个输入流FSDataInputStream对象,在HDFS文件系统中,具体的输入流就是DFSInputStream; FileSystem中的create()方法返回的是一个输出流 FSDataOutputStream对象,在HDFS文件系统中,具体的输出流就是DFSOutputStream。

```
Configuration conf = new Configuration();
FileSystem fs = FileSystem.get(conf);
FSDataInputStream in = fs.open(new Path(uri));
FSDataOutputStream out = fs.create(new Path(uri));
```

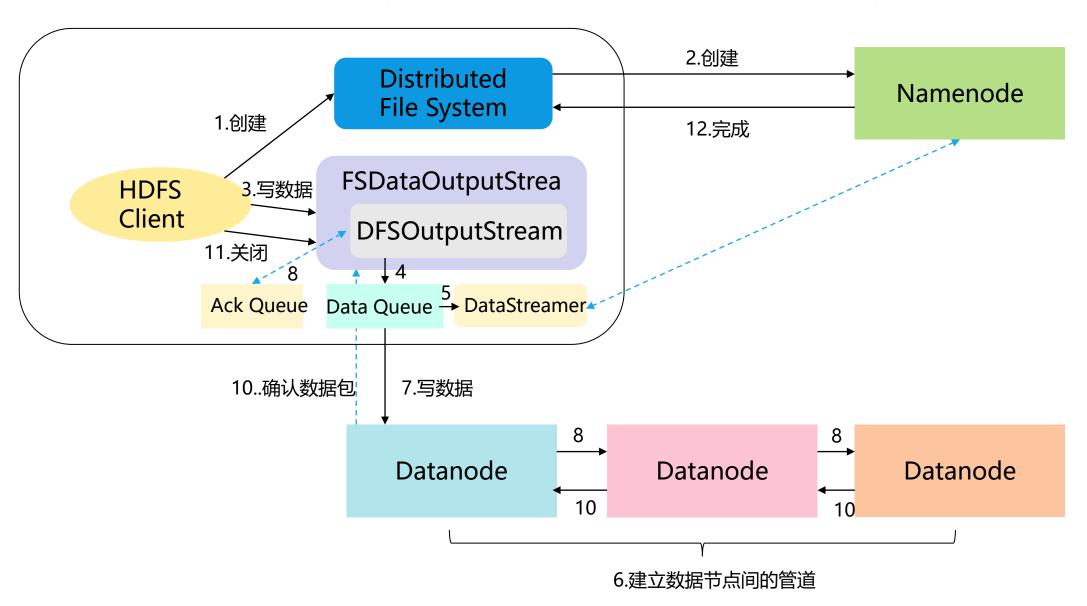
HDFS的读写流程与容错恢复机制

HDFS数据读写过程——写数据请求

- 首先, client请求NameNode, 要将文件(可能需分为多个块)写入到HDFS。
- NameNode会给client赋予写权限,并为client提供可以写入数据的DataNode的IP 地址。NameNode在选择可写入数据的DN的规则是:结合了DN的健康状态、复制因 子、机架感知等因素
- 假如复制因子是3(默认值),那么会为每个block返回三个IP地址。

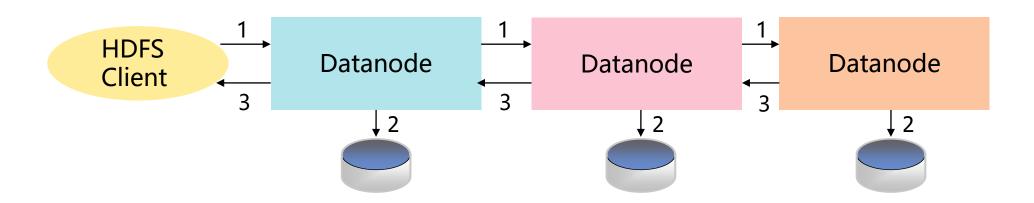
• 整体的数据复制流程分三个阶段:1. 流水线建立; 2. 复制数据; 3. 关闭流水线

HDFS数据读写过程——写数据



写数据——流水线(pipeline)机制

- 创建流水线: Client通过连接各个块的ip列表来为每个块创建流水线
- 块写入: Client向流水线中写入块数据
- 关闭流水线: 当数据块复制到所有DN后,按ip地址列表相反方向,依次反馈写入成功信息至 Client,最终Client再反馈给NameNode以更新元数据信息



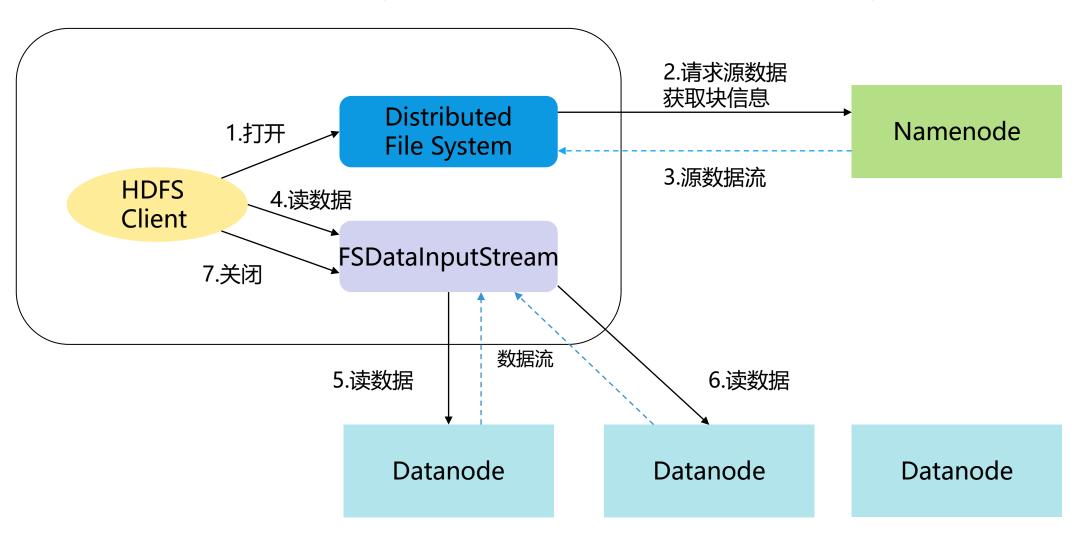
HDFS数据读写过程——写数据

```
import org.apache.hadoop.conf.Configuration;
import org.apache.hadoop.fs.FileSystem;
import org.apache.hadoop.fs.FSDataOutputStream;
import org.apache.hadoop.fs.Path;
public class Chapter3 {
       public static void main(String[] args) {
               try {
                       Configuration conf = new Configuration();
                        conf.set("fs.defaultFS", "hdfs://localhost:9000");
                        conf.set("fs.hdfs.impl",
                                "org.apache.hadoop.hdfs.
                                 DistributedFileSystem");
                       FileSystem fs = FileSystem.get(conf);
                       byte[] buff = "Hello world".getBytes(); // 要写入的内容
                       String filename = "test"; //要写入的文件名
                       FSDataOutputStream os = fs.create(new Path(filename));
                       os.write(buff,0,buff.length);
                       System.out.println("Create:"+ filename);
                       os.close();
                       fs.close();
                 catch (Exception e) {
                       e.printStackTrace();
```

HDFS数据读写过程——读数据请求

- Client请求NameNode要读取文件。
- NameNode根据自己的元数据信息,反馈给client一个DataNode的列表(包含所有的块)。
- Client连接DataNode,读取块数据,合并成文件

HDFS数据读写过程——读数据



HDFS数据读写过程——读数据

```
import java.io.BufferedReader;
import java.io.InputStreamReader;
import org.apache.hadoop.conf.Configuration;
import org.apache.hadoop.fs.FileSystem;
import org.apache.hadoop.fs.Path;
import org.apache.hadoop.fs.FSDataInputStream;
public class Chapter3 {
       public static void main(String[] args) {
                try {
                        Configuration conf = new Configuration();
                        conf.set("fs.defaultFS", "hdfs://localhost:9000");
                conf.set("fs.hdfs.impl","org.apache.hadoop.hdfs.DistributedFileSystem");
                        FileSystem fs = FileSystem.get(conf);
                        Path file = new Path("test");
                       FSDataInputStream getIt = fs.open(file);
                       BufferedReader d = new BufferedReader(new InputStreamReader(getIt));
                        String content = d.readLine(); //读取文件一行
                        System.out.println(content);
                        d.close(); //关闭文件
                        fs.close(); //关闭hdfs
                } catch (Exception e) {
                        e.printStackTrace();
```

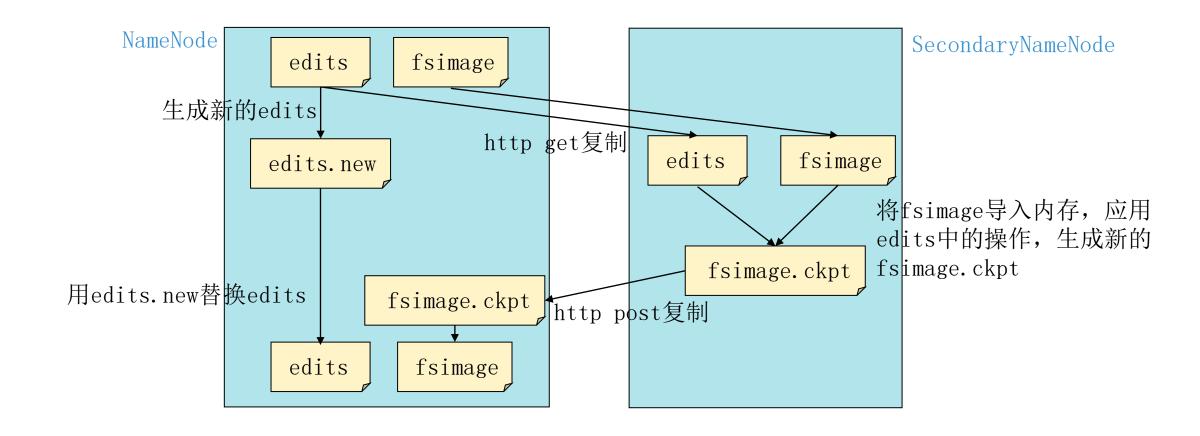
HDFS通信协议

- HDFS是一个部署在集群上的分布式文件系统,因此很多数据需通过网络进行传输
- 所有的HDFS通信协议都是构建在TCP/IP协议基础之上的
- 客户端通过一个可配置的端口向名称节点主动发起TCP连接,并使用客户端协议与 名称节点进行交互
- 名称节点和数据节点之间则使用数据节点协议进行交互
- 客户端与数据节点的交互是通过RPC(Remote Procedure Call)来实现的。在设计上,名称节点不会主动发起RPC,而是响应来自客户端和数据节点的RPC请求。

HDFS的容错与恢复机制

- HDFS的容错假设: "硬件出错看作一种常态,而不是异常"
- 以"检测节点和数据错误并进行自动恢复"为主要目标
- 主要包括以下几种情形:
 - > 名称节点出错
 - > 数据节点出错
 - > 数据出错

名称节点错误与恢复方法



数据节点错误与恢复方法

数据节点 DataNode

远程调用

发送心跳信息

名称节点 NameNode

数据节点 DataNode

无心跳信息

标记为宕机

名称节点 NameNode

启动冗余复制 生成新副本

数据节点 DataNode

数据校验错误与恢复方法

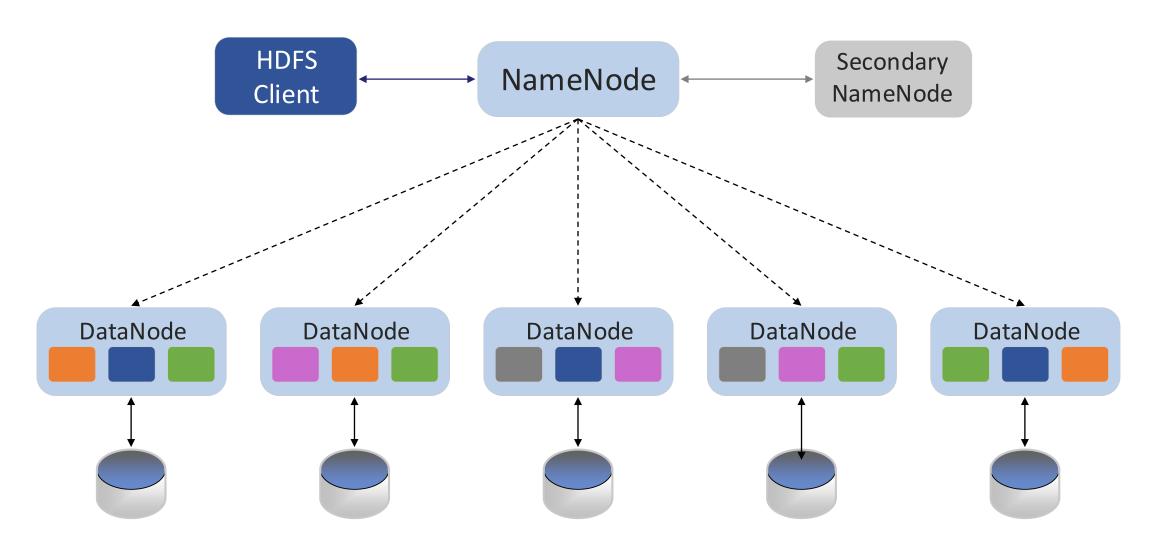
数据块存入时生成一个校验码 客户端请求读取 用校验码对文件进行校验 如果校验出错

客户端请求到另外一个数据节点读取,

并向名称节点报告此文件块错误

总结与知识拓展

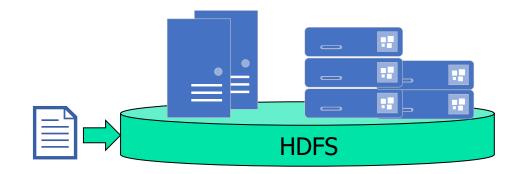
HDFS的总体架构



HDFS基本原理

• 基本原理:

- > 将文件切分成等大的数据块,分别存储到多台机器上。
- ▶ 每个数据块存在多个备份。
- > 将数据切分、容错、负载均衡等功能透明化。
- ▶ 可将HDFS看成是一个巨大、具有容错性的磁盘。



HDFS特点

- · 总体而言,HDFS实现了:
 - ▶ 兼容廉价的硬件设备
 - > 流数据读写
 - > 大数据集的存储访问
 - > 简单的文件模型
 - > 强大的跨平台兼容性
- HDFS特殊的设计,在实现上述优良特性的同时,也使得自身具有一些应用局限性
 - > 不适合低延迟数据访问
 - > 无法高效存储大量小文件
 - 不支持多用户写入及任意修改文件

HDFS体系结构的局限性

- HDFS只设置唯一一个名称节点,这样做虽然大大简化了系统设计,但也带来了一些明显的局限性,具体如下:
 - 命名空间的限制: 名称节点是保存在内存中的,因此,名称节点能够容纳的对象(文件、块)的个数会受到内存空间大小的限制。
 - 性能的瓶颈:整个分布式文件系统的吞吐量,受限于单个名称节点的吞吐量。
 - ▶ 隔离问题:由于集群中只有一个名称节点,只有一个命名空间,因此,无法对不同应用程序进行隔离。
 - ▶ 集群的可用性: 一旦这个唯一的名称节点发生故障,会导致整个集群变得不可用

其它常用的分布式存储系统

- GFS (Google File System): Google公司为了满足本公司需求而开发的基于 Linux的专有分布式文件系统
- Lustre:大规模的、安全可靠的,具备高可用性的集群文件系统,它是由SUN公司 开发和维护的
- TFS (Taobao File System):面向互联网服务的分布式文件系统,主要针对海量的非结构化数据,为淘宝提供海量小文件存储
- Ceph、MooseFS、GlusterFS、GridFS等
- Google Colossus FS/Facebook Tectonics FS/SeaweedFS

Hadoop生态

数据来源层

数据库(结构化数据)

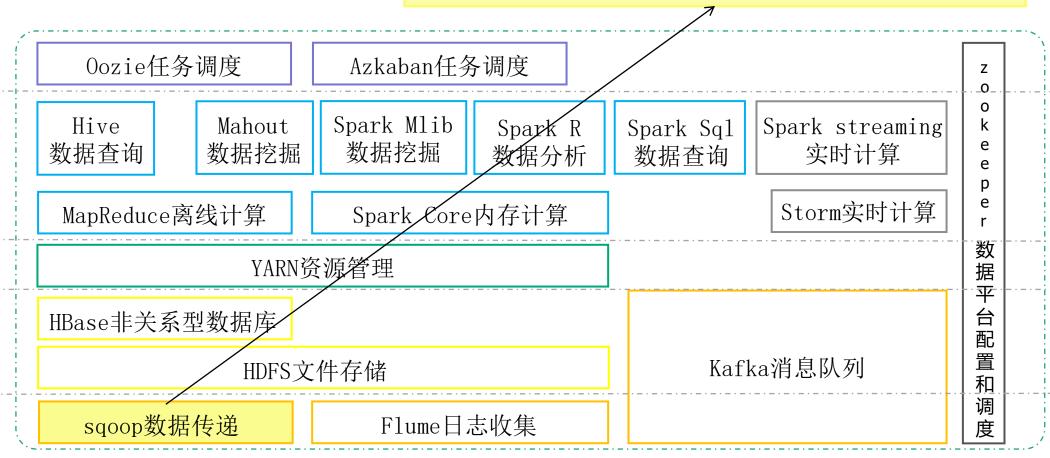
业务模型层 业务模型、数据可视化、业务应用 任务调度层 Azkaban任务调度 0ozie任务调度 Ζ Spark Mlib Mahout Hive Spark streaming Spark R Spark Sql 数据挖掘 数据查询 数据挖掘 数据分析 实时计算 数据查询 数据计算层 Storm实时计算 MapReduce离线计算 Spark Core内存计算 数 据 资源管理层 YARN资源管理 平 台 HBase非关系型数据库 配 数据存储层 Kafka消息队列 HDFS文件存储 和 调 数据传输层 sqoop数据传递 Flume日志收集 度

文件日志 (半结构化数据)

视频、ppt等(非结构化数据)

组件	功能
HDFS	分布式文件系统
MapReduce	分布式编程模型
YARN	资源管理框架
Zookeeper	可扩展协调系统
AVRO	序列化框架
Hbase	分布式数据库
Hive	数据仓库
Pig	脚本语言
Sqoop	同步处理工具

用于在Hadoop与传统的数据库间进行数据的传递,可以将一个关系型数据库(如: MySQL,Oracle等)中的数据导进到Hadoop的HDFS中,也可以将HDFS的数据导进到关系型数据库



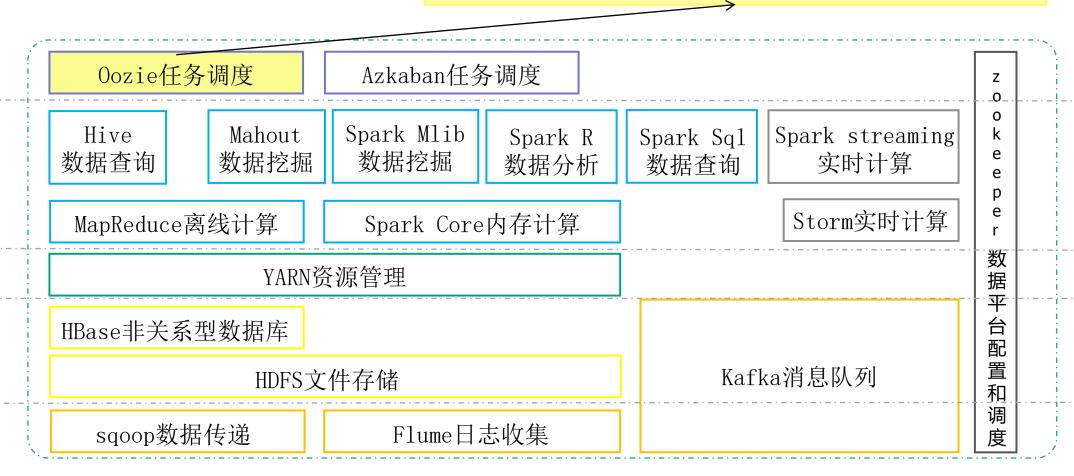
提供海量数据存储功能,是一种构建在HDFS之上的分布式、面向列的存储系统对于半结构化或非结构化的数据很适合使用Hbase,因为Hbase支持动态添加列

Azkaban任务调度 Oozie任务调度 Ζ Spark Mlib Hive Mahout Spark streaming Spark Sq1 Spark R 数据挖掘 数据查询 数据挖掘 实时计算 数据分析 数据查询 Storm实时计算 MapReduce离线计算 Spark Core内存计算 数 YARN资源管理 HBase非关系型数据库 Kafka消息队列 HDFS文件存储 和 调 sqoop数据传递 Flume日志收集 度

是基于Hadoop的一个数据仓库工具,可以将结构化的数据文件映射为一张数据库表并提供类sql查询功能

0ozie任务週度 Azkaban任务调度 Ζ Spark Mlib Hive Mahout Spark Sq1 Spark streaming Spark R 数据挖掘 数据挖掘 数据查询 实时计算 数据分析 数据查询 Storm实时计算 Spark Core内存计算 MapReduce离线计算 数 YARN资源管理 台 HBase非关系型数据库 Kafka消息队列 HDFS文件存储 和 调 Flume日志收集 sqoop数据传递 度

Oozie是一个用于管理Apache Hadoop作业的工作流调度程序系统,支持多种类型的Hadoop作业(例如Java mapreduce, Streaming map-reduce, Hive, Sqoop和Spark)以及系统特定的工作(例如Java程序和shell脚本)。



分布应用程序协调系统,为分布式应用提供一致性服务, 如配置服务、名字服务等,有助于系统避免单点故障

Azkaban任务调度 Oozie任务调度 Spark Mlib Spark streaming Hive Mahout Spark R Spark Sq1 数据挖掘 数据挖掘 数据查询 实时计算 数据分析 数据查询 Storm实时计算 Spark Core内存计算 MapReduce离线计算 YARN资源管理 HBase非关系型数据库 Kafka消息队列 HDFS文件存储 和 调 Flume日志收集 sqoop数据传递 度

Hadoop的典型应用

百度

- ▶ 百度在2012年其总的集群规模达到近十个,单集群超过2800台机器节点,Hadoop机器总数有上万台机器,总的存储容量超过100PB,已经使用的超过74PB,每天提交的作业数目有数千个之多,每天的输入数据量已经超过7500TB,输出超过1700TB。
- > 百度的Hadoop集群主要应用包括
 - 数据挖掘与分析、日志分析平台、数据仓库系统、推荐引擎系统、用户行为分析系统

Hadoop的典型应用

• 阿里巴巴

- ➤ 阿里巴巴的Hadoop集群截至2012年大约有3200台服务器,大约300000物理CPU核心,总内存100TB,总的存储容量超过60PB,每天的作业数目超过150000个,每天hive query查询大于6000个,每天扫描数据量约为7.5PB,每天扫描文件数约为4亿,存储利用率大约为80%,CPU利用率平均为65%,峰值可以达到80%。阿里巴巴的Hadoop集群拥有150个用户组、4500个集群用户,为淘宝、天猫、一淘、聚划算、CBU、支付宝提供底层的基础计算和存储服务
- > 阿里巴巴的Hadoop集群主要应用包括
 - 搜索支撑、广告系统、数据平台系统、量子统计、淘数据、推荐引擎系统、搜索排行榜

Hadoop的典型应用

• 腾讯

- ▶ 腾讯也是使用Hadoop最早的中国互联网公司之一,截至2012年年底,腾讯的Hadoop集群机器总量超过5000台,最大单集群约为2000个节点,并利用Hadoop-Hive构建了自己的数据仓库系统TDW,同时还开发了自己的TDW-IDE基础开发环境。腾讯的Hadoop为腾讯各个产品线提供基础云计算和云存储服务
- > 腾讯的Hadoop服务于其下各种产品
 - 腾讯社交广告平台、QQ、QQ音乐等