

基于 Hadoop 的大数据集群搭建与优化策略研究

张凤丽

天津工业职业学院

DOI:10.12238/acair.v2i4.10319

[摘要] 本文旨在探讨基于Hadoop的大数据集群搭建与优化策略,通过详细阐述Hadoop分布式文件系统(HDFS)和MapReduce计算框架的架构与原理,结合实际应用场景,提出了一套高效的大数据集群搭建方案及优化策略。通过理论分析与实验验证,证明了所提优化策略在提高大数据集群处理效率和稳定性方面的有效性,为大数据处理领域的实践者和研究者提供了有价值的参考。

[关键词] Hadoop; 大数据集群; Mapreduce; 优化策略; HDFS

中图分类号: C37 **文献标识码:** A

Research on big data cluster construction and optimization strategy based on Hadoop

Fengli Zhang

Tianjin Vocational College of Industry

[Abstract] This paper aims to discuss the construction and optimization strategy of big data cluster based on Hadoop. By explaining the architecture and principle of Hadoop distributed File System (HDFS) and MapReduce computing framework, combined with the actual application scenarios, we proposed a set of efficient big data cluster construction scheme and optimization strategy. Through theoretical analysis and experimental verification, we prove the effectiveness of the proposed optimization strategy in improving the efficiency and stability of big data cluster processing, and provide a valuable reference for practitioners and researchers in the field of big data processing.

[Key words] Hadoop; big data cluster; Mapreduce; optimization strategy; HDFS

在互联网技术快速发展的背景下,大数据时代已经全面来临。然而面对大数据庞大的数据量、多样的数据类型、数据的采集与处理计算较快、满足实时性的要求、数据的价值密度低等特征,给传统数据处理框架带来极大的挑战。为了有效应对这一挑战,分布式存储与计算技术应运而生,其中Hadoop作为开源的分布式计算框架,凭借其高可靠性、高可扩展性、高容错性、低成本等特点被广泛地应用于大数据处理领域。以Hadoop为核心的大数据集群搭建和优化策略已成为目前解决海量数据处理的一个重要途径。通过构建Hadoop集群能够实现对大数据进行存储、处理与分析,从而对各行业数据驱动决策起到强有力的支撑作用。

1 初始Hadoop

Hadoop的起源可以追溯到2003年,当时Doug Cutting和Mike Cafarella在开发Nutch搜索引擎时,Nutch的设计目标是构建一个大型的全网搜索引擎,包括网页抓取、索引、查询等功能,但随着抓取网页数量的增加,Nutch也慢慢暴露出来两个问题,第一个问题是Nutch服务器出现了存储容量的瓶颈,第二个问题是Nutch服务器出现了计算的瓶颈。Nutch的开发人员受到Google的MapReduce和Google File System(GFS)论文启发,完成

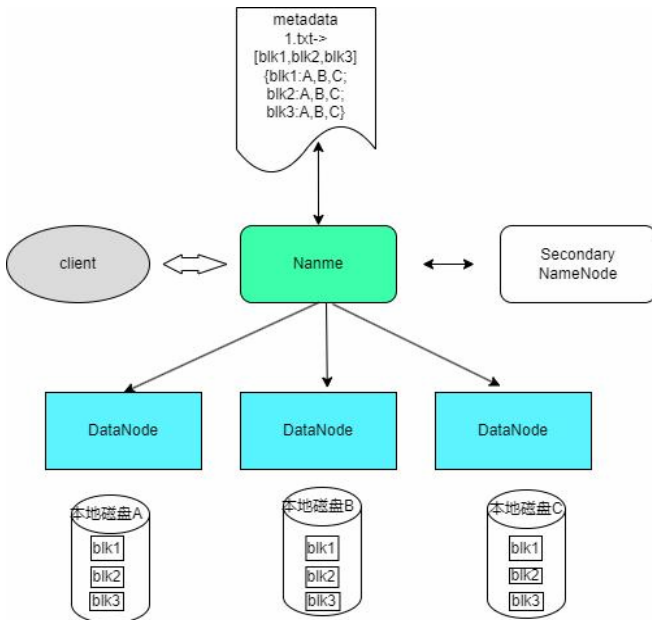
了相应的开源实现HDFS和MAPREDUCE,并从Nutch中剥离成为独立项目HADOOP。2006年,Hadoop开源项目被捐赠给Apache软件基金会,成为Apache Hadoop项目的一部分。Hadoop的第一个稳定版本1.0在2011年发布,标志着其初步成熟。随着Hadoop 2.x的推出,特别是引入了YARN(Yet Another Resource Negotiator),Hadoop在资源管理和扩展性方面取得了显著进展。进入2020年代,Hadoop生态系统已经成熟,成为大数据处理的核心技术之一,广泛应用于数据分析、数据存储和处理等领域。

2 Hadoop的基本架构和原理

Hadoop是一个开放源代码的分布式计算平台,其主要功能是存储和处理大量的数据集。Hadoop分布式文件系统(HDFS)与MapReduce编程模型共同构成了它的核心框架。HDFS是一个分布式文件系统,具有很高的容错能力,非常适合部署在成本较低的硬件设备上。其使用的主从架构主要包括1个NameNode以及若干个DataNode。NameNode是HDFS集群的主服务器,通常称为名称节点或者主节点。主要以元数据的形式进行管理和存储,用于维护文件系统名称并管理客户端对文件的访问;记录对文件系统名称空间或其属性的任何更改操作。

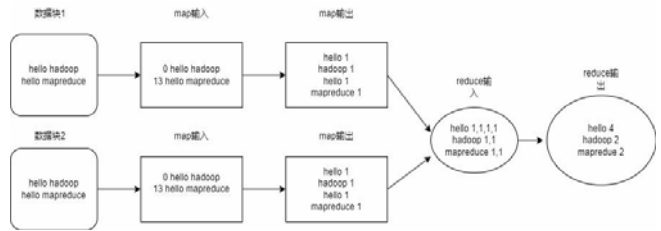
负责整个数据集的管理。DataNode是HDFS集群中的从服务器,通常称为数据节点。文件系统存储文件的方式是将文件切分成多个数据块,这些数据块实际上是存储在DataNode节点中的,因此DataNode机器需要配置大量磁盘空间。它与NameNode保持不断的通信,DataNode在客户端或者NameNode的调度下,存储并检索数据块,对数据块进行创建、删除等操作,并且定期向NameNode发送所存储的数据块列表。HDFS的数据存储单位是数据块,默认大小为128MB(实际使用时,可根据需要作相应的调节)^[1]。每一个数据块都将拷贝到若干个DataNode中,从而增加了数据可靠性与可用性。通常,数据块的副本数量为3,计算公式为:副本数量=2+1(其中,两个副本分别存放于不同机架中,一个副本存放于本地机架中不同节点中)。这意味着即使在某个节点或机架出现故障的情况下,也可以从其他的副本中提取数据。

工作原理如图:



MapReduce是大规模数据集并行处理编程模型,它的核心思想是“分而治之”,所谓“分而治之”就是把一个复杂的问题,按照一定的方法分为等价的规模较小的若干个简单的问题,然后逐个解决,分别找出各部分的结果,把各部分的结果组成整个问题的结果。Mapreduce把计算任务划分为Map和Reduce两部分,Map阶段将输入数据划分为若干个小数据集,并通过Map任务对各数据集进行处理。Map任务将把输入数据变换成键值对形式以输出中间结果,Reduce阶段将合并有相同键的中间结果,并通过Reduce任务处理最后得到输出结果。假定我们拥有一个庞大的文本数据集并且要统计每个单词出现的频率。Map阶段每一个Map任务读取部分文本数据、以每一个词为键、以出现的数量为值并输出中间结果。例如,对于文本“hello world hello”,Map任务可能输出<“hello”, 2>和<“world”, 1>。在Reduce阶段中,所有拥有相同键的中间结果都将被送到相同的Reduce任务中去处理。例如,对于键“hello”,Reduce任务会接收多个<“hello”, n>的中间结果,将它们的值相加,得到“hello”的总

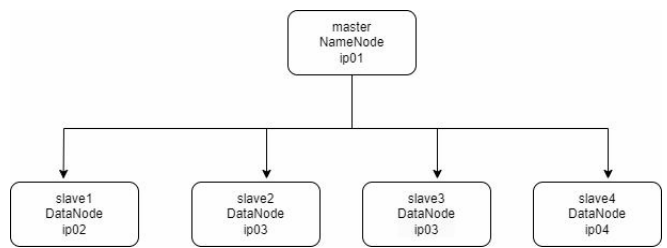
出现次数。如图所示:



3 基于Hadoop的大数据完全分布式集群搭建的方法

3.1 Hadoop集群的部署策略

Hadoop集群主要是由一个主节点进行管控,负责对若干个不同的节点进行协调管理,一次来完成大数据的存储和计算,即一个主节点NameNode和多个数据节点DataNode^[4]。现以一个主节点master和三个数据节点slave1, slave2, slave3和slave4为例,进行集群的部署,拓扑图如下所示:



3.2 软硬件准备

3.2.1 硬件上的准备

选择服务器:依据数据的大小和处理的需求来决定服务器的数量。通常情况下,对小型集群来说,可选用3~5个服务器;对中等规模的集群来说,可能需要配置10至20台服务器;对于大规模的集群,可能需要数十甚至上百台的服务器。举个例子,一个处理每日1TB数据的中等规模的公司,有可能会选择15台服务器来组建一个集群。CPU:选用高性能多核CPU,例如Intel Xeon系列或者AMD EPYC系列。对中型集群来说,一个服务器可装备2个16核CPU来提供充分计算能力。如果每个CPU的主频设置为3.0GHz,那么其总的计算能力可以确定为2*16*3.0=96GHz。

内存:海量数据处理对内存的要求很高。应该根据数据处理的需要来决定服务器内存容量,通常推荐服务器配置大于128GB的内存容量。举例来说,由15台服务器构成的集群具有15*128GB=1920GB的总内存容量。

存储:选用大容量机械硬盘或者固态硬盘(SSD)。对于那些数据存储需求较高的应用,机械硬盘是一个不错的选择,例如,每一台服务器都应该配备一个8TB容量的硬盘。如读写速度要求高的可配合一些SSD使用。举例来说,由15台服务器构成的集群总存储容量为服务器数量*单台服务器存储容量即15*8TB=120TB。

3.2.2 软件的安装

操作系统的选择:一般选用CentOS或者Ubuntu等Linux操作系统。在安装过程中,应保证系统稳定、安全。

Java安装:Hadoop使用Java进行编写,因此需要对Java运行环境进行安装。选择适合Java 8及以上版本的a版本和配置环境变量^[2]。

安装Hadoop: 下载一个Hadoop安装包并将其解压至指定的目录。配置Hadoop环境变量以方便命令行对Hadoop命令进行存取。

修改Hadoop配置文件: 配置文件的路径统一存放在hadoop解压文件下的

3.2.3 集群启动和验证

在NameNode节点上执行格式化命令,然后依次启动NameNode、DataNode、JobTracker和TaskTracker等服务。可以使用Hadoop的启动脚本(如start-dfs.sh和start-mapred.sh)来启动集群。

使用Hadoop的命令行工具(如hadoop fs-ls/)来验证HDFS是否正常工作。可建立测试文件上传至HDFS,再由HDFS读入文件保证数据正常读写。假设建立了100MB测试文件并上传至HDFS,阅读以验证其完整性与正确性。

4 基于Hadoop的大数据集群搭建的优化策略

4.1 HDFS的优化

合并小文件: 海量的小文件占用了NameNode的内存,使得存储效率下降。可采用Hadoop中的Archive(HAR)文件格式,也可采用SequenceFile格式,把若干小文件组合成大文件。设想在一个集群里存在着100万个小型文件,每一个文件的大小都是1KB,而它们的总容量达到了1GB。如果没有合并的话,这些小型的文件将占用很多NameNode内存。采用SequenceFile格式进行融合,仅占1块HDFS空间,极大地减少NameNode内存占用及存储空间。

调整块度: 针对数据特点及处理需要对HDFS的块度进行适当的调整。若数据中有较大文件时,可适当加大块的尺寸来降低NameNode内存占用,提高数据读取效率。比如对视频数据处理集群来说,视频文件一般都比较,块的尺寸可调整到256MB左右^[3]。设想一个1GB的视频文件,在块大小128MB的情况下需要8个块,而在块大小256MB的情况下只需4个块,这样可以减少NameNode管理的块数量,从而降低内存压力。

关于数据副本的放置策略: 我们对数据副本的摆放位置进行了优化,以确保数据的高度可用性和均衡的负载。可依据网络拓扑及节点负载选择适当的副本放置策略。比如,可把某个数据块的拷贝分别置于不同机架中的不同节点处,从而增加容错性。设想一个由三个副本组成的集群,其中数据块A的副本可以被放置在机架1的节点1、机架2的节点2以及机架3的节点3上。这意味着,哪怕一个机架出现了问题,我们依然可以从其他机架的复制品中获取相关数据。

4.2 MapReduce优化

关于作业调度的优化: 挑选适当的调度工具,例如公平调度器或容量调度器,并根据任务的独特性和优先级来进行合适的

资源配置。比如对高优先级作业可分配资源较多、重点实施。设想在一个集群内,多个任务同时进行,其中一个关键的生产任务被赋予了更高的优先级,并被分配了60%的资源,其余的任务则共同使用剩下的40%的资源。这就保证了重要的作业以最快的速度进行,而且还充分利用了集群的资源。

任务并行度调节: Map、Reduce等任务并行度随集群内资源情况、数据规模等因素进行适当调节。若对任务并行度的设定过高,将造成资源竞争以及调度开销的增大;若设定过低,则将影响操作执行效率。举例来说,对于一个需要处理100GB数据的任务,可以根据集群的资源状况,将Map任务的并行度设置为100(也就是每一个Map的任务都要处理1GB的数据),而Reduce任务的并行度可以设置为20。通过对任务并行度进行调节,能够充分利用集群资源并提高作业执行效率。

优化数据本地性: 尽可能地把任务指派给数据所处节点来完成,从而增强了数据本地性并降低了网络传输开销。数据的本地性优化可通过任务分配策略的调整,数据存储布局的优化等方式实现。比如在数据的存储中,可把相关的数据保存到同一个节点上,这样就能很好地发挥任务完成过程中数据的本地性。假定作业所要处理的数据被分配到不同节点,若没有考虑到数据的本地性问题,作业可能要经过网络进行海量数据传输,从而造成性能降低。通过对数据存储布局及任务分配策略进行优化,并分配任务给数据所处节点进行执行,能够极大地降低网络传输开销并提高操作执行效率。

5 结束语

本论文对基于Hadoop构建大数据集群和优化策略进行了深入的研究,并通过对Hadoop结构和原则、构建过程以及优化策略进行了详细的说明,给软件专业大学生一个深刻认识Hadoop大数据集群构建和优化的契机。同时对大数据处理领域实践者与研究者具有一定的借鉴意义。在大数据技术日益发展、应用场景日益扩展的背景下,Hadoop大数据集群优化问题的研究还将持续深入开展,以适应更复杂、更多样的数据处理要求。

[参考文献]

[1]刘明康.基于大数据集群负载变化的智能计算任务分类研究[D].长春工业大学,2024.

[2]阮宜龙,徐雪灵,法虎.基于多中心集群协同计算的大数据平台技术研究与应用[J].电信科学,2024,40(05):141-151.

[3]周敏,曾达,杨祥.属性关联模型下大数据集群查询仿真[J].计算机仿真,2024,41(03):524-527+537.

[4]乔永峰,孙承秀.虚拟机环境下Hadoop集群部署与简化配置的研究与实现[J].工业控制计算机,2021,34(9):130-131,133.

作者简介:

张凤丽(1989--),女,汉族,天津市宝坻区人,硕士研究生,天津工业职业学院,助教,研究方向:计算机软件及应用。