

基于 OPC 框架的高效计算服务应用^①

张琦, 张春平, 杨志, 刘铭

(国家电网电力科学研究院, 南京 210000)

摘要: 大数据计算是当前云计算研究的热点之一。在电力信息化、精益化的建设过程中, 业务复杂度不断提高, 数据量与日俱增, 这使得传统的数据加工性能日益劣化。在复杂的业务场景下, 由于海量的电力数据, 使得数据指标加工计算的效率非常低下, 传统方式的加工任务经常耗时数个小时, 难以满足用户的体验要求。为了解决这个问题, 全面提升数据指标加工任务效率, 基于对象化并行计算(Objectification Parallel Computing, OPC)框架实现了一种高效计算服务, OPC 是分布式并行内存计算框架。在 OPC 框架中, 大数据集被拆分成小数据集, 并分布式地存储在集群内存中。OPC 计算任务借鉴了分而治之和归并树的思想, 将计算任务分成两个阶段: 本地计算任务和计算结果收集汇总。计算任务基于本地计算数据进行计算, 得到本地计算结果, 然后将计算结果通过收集节点进行汇总合并, 最后得到最终结果。OPC 框架技术应用在国家电网公司工程生产管理系统(PMS)中, 应用效果表明该技术稳定、可靠, 性能提升几十至数百倍, 可满足高效计算需求。

关键词: 大数据; 高效计算; 对象化并行计算; 分布式

Effective Computing Server Application Based on OPC

ZHANG Qi, ZHANG Chun-Ping, YANG Zhi, LIU Ming

(State Grid Electric Power Science Research Institute, Nanjing 210000, China)

Abstract: The big data computing is one of the researches focus in the Cloud Computing nowadays. With the development of electric power information, the business complexity continues to increase and the amount of data is increasing quickly which makes the traditional way of computing be worse and worse. This paper provides an effective computing of big data base on the Objectification Parallel Computing (OPC) to solve the above challenges. The small data set is split from Big Data, is distributedly stored in memory of OPC Cluster. In the effective compute server, making use of the thought of divide and rule and tree merging, there are two stages. The first stage is local data calculate. The intermediate calculation result can be obtained. The second stage is multistage summarizing. The final result can be returned to user. The solution has been applied to the power production management system (PMS) of State Grid of China. The results show that solution is efficiently reliable and meets users' requirement.

Key words: big data; effective computing; objectification parallel; computing; distributed

大数据计算是物联网和云计算的研究热点与挑战之一, 其目的是根据海量数据中相应的维度进行统计计算出相应指标信息^[1]。相比于传统的数据仓库应用, 大数据计算分析具有数据量大、查询分析复杂等难点^[2]。大数据的规模和复杂度的增长超出了计算机软硬件能力增长的摩尔定律, 对现有的 IT 架构以及计算能力带来了极大挑战, 也为人们深度挖掘和充分利用大数据的大价值带来了巨大机遇^[3]。在电力信息化、精益化

的建设过程中, 随着国网信息系统应用广度和深度的加大, 数据分析等各类业务复杂度不断提高, 数据量与日俱增, 这使得传统基于数据库的数据加工计算性能日益劣化, 有些计算任务需要几十分钟甚至数小时, 严重影响工作效率, 难以满足生产环境的性能要求。因此, 面对大规模的电力数据和复杂的电力业务场景, 如何高效地完成业务指标加工计算任务成为一个亟待解决的问题。

① 收稿时间:2016-01-04;收到修改稿时间:2016-03-03 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005358]

目前,越来越多的研究者开始关注大数据处理的时间效率.我们借鉴复杂的网络分布式数据挖掘^[4]、基于大数据的网格计算^[5]、内存计算^[6]等先进技术,并在我们已提出的对象化并行计算框架(Objectification Parallel Computing,简称 OPC)的基础之上实现了一种满足生产环境的大数据计算-对象分布式并行内存计算技术^[7].

该技术可实现对大数据的高效计算,有效地解决了大并发与复杂计算环境下的计算性能低下的问题.目前,对象分布式计算技术已在国家电网公司工程生产管理系统(PMS)配网管控模块中应用.经验证,OPC可大幅度提升系统计算性能,提高系统计算效率达数十倍以上.随着国网公司数据集中部署系统的增多,数据加工计算操作日益频繁,对于电力信息系统复杂的计算、分析、查询等操作,OPC内存计算技术都可以有效地给予支撑,其应用前景广阔.

本文的组织安排如下.第二部分简介相关工作与背景.第三部分阐述 OPC 框架基本原理.第四部分描述配网管控基于 OPC 的应用.第五部分详述关于 OPC 的实验对比及实验分析.最后给出本文的总结.

1 相关工作及背景

随着 SG-ERP 的建设推进,业务应用数据正以前所未有的速度增长.通过对大数据内涵和外延的深入理解,结合公司数据现状和业务需求,“电力大数据”的概念也应运而生^[8].在面对计算密集型的电力大数据复杂加工计算任务时,由于传统的方式需要用户代码与数据库频繁的交互,其性能受限于 I/O 瓶颈.对用户而言,其等待时间过长,降低了工作效率.

一般地,业内大数据处理是基于 Hadoop 生态圈建立的大数据的平台. Hadoop 平台通常处理大批量数据的离线分析^[9]. Spark 在处理速度与迭代方面比 Hadoop 更具优势.但是 Hadoop 与 Spark 在某些电力系统场景下无法灵活应用.首先它们无法直接将传统关系型数据库中的数据加载至集群中,并建立数据源之间的关联.通常地, Hadoop、Spark 划分数据分块时,其通用性更好.这一特点约束了它们在进行表的复杂关联时的性能,然而电力行业业务比较复杂,经常会做表关联.

OPC 针对相应的场景提供很好地支撑,它可以先让用户构建自己的数据模型,然后从关系型数据库

中将数据加载至 OPC 集群中,而且 OPC 的数据分块机制可以将相互关联的数据加载至同一数据块中,这样关联操作就可以有本地化优势.并且相比于 Hadoop、Spark, OPC 支持业务的代码编写相对也容易些.由于 OPC 设计初衷就是为更好地解决电力业务大数据高效计算,相比于 Hadoop 和 Spark, OPC 对一些电力行业的场景可以提供更好的支撑.

2 OPC 框架计算基本原理

2.1 OPC 总体框架

对象化并行计算(OPC)是一种高性能的大数据处理技术,在 OPC 中,业务数据封装成数据对象,工作任务抽象成任务对象,按照树型结构将对象分布式存储到集群中节点,实现并行计算.对象化并行计算总体架构主要由客户端、对象服务器、对象管理服务器和保障体系组成.对象化并行计算总体架构见图 1.

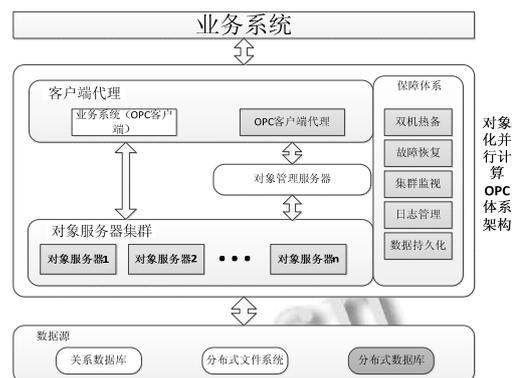


图 1 对象化并行计算框架

对象服务器(Object Server OS).对象服务器是 OPC 框架的核心组件,提供对象服务远程接口,负责创建和维护数据,加载并缓存数据.OS 主要是将集群中的内存进行横向拓展,数据分布式存储在多个 OS 的内存中.OS 中数据的存储形式与传统数据库形式类似,表是数据的容器,表中的数据以行形式存储.计算任务下发时,每个 OS 并行计算本地数据,然后汇总至汇总结点.这样,在集群中多个 OS 的内存中会并行加工计算大数据集.

对象管理服务器(ObjectManagerServer OMS).对象管理服务器是 OPC 的管理中心,对象管理服务器接收对象服务器的对象注册信息并缓存,负责对象服务器检索、分配和管理.OMS 与 OS 之间的通信是通过 RPC 协议,OS 会定时向 OMS 发送心跳,告知 OMS 自

己的健康状况。

客户端代理(Client Proxy CP). 客户端代理是给业务系统提供对象服务接口调用的本地代理组件. 客户端相对简单, 主要负责将用户的任务提交至 OPC 集群.

保障体系. 保障体系保障集群高效、持续、稳定运行, 主要有双机热备、故障恢复、集群监视、日志管理、数据持久化等功能组成.

2.2 OPC 框架特性

(1) 高性能

OPC 将业务数据分布式存储在集群内存中, 并将任务划分为多个子任务, 计算效率高. 具有高度本地化优势, 网络吞吐量低. 可以多任务稳定可靠并发运行.

(2) 动态扩展

OPC 随着业务数据量的增加, 通过动态扩展具有很强的适应能力. 通过硬件设备的添置, 就能实现整个系统处理能力的线性增长, 保持系统的高性能. 通过增加对象服务器, 提高业务数据的缓存能力和信息处理能力.

2.3 OPC 框架基本工作原理

OPC 集群中节点分为两类, 对象管理服务器和对象服务器. 其集群架构图如图 2 所示.

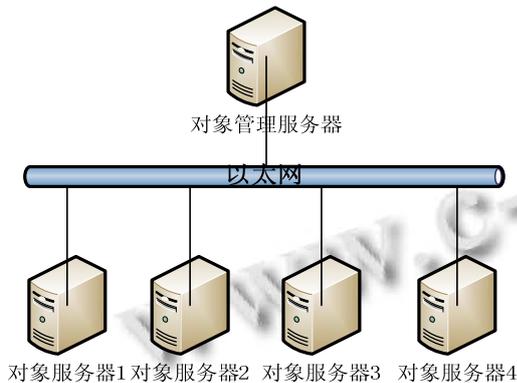


图 2 OPC 集群架构图

OPC 框架处理数据过程主要分为三个阶段. 第一阶段, 根据一定业务需求, 设计合理数据模型. 第二阶段, 根据 PC 内存大小将数据分块加载至内存, 组织成 OPC 自己的格式. 第三阶段, 构建 OPC 集群中数据块索引. 第四阶段, 通过业务类模块对数据进行加工计算.

设计数据模型阶段: 根据业务计算需求, 数据模型可以由业务开发者自己进行设计. 数据模型根据业务需求将数据库中表的数据进行构建, 可以多表关联构造出符合业务需求的数据模型. OPC 可以根据数据模型的 Key 值对数据进行分发至不同的机器上去. 因此可以根据业务需求, 将数据表进行水平切分, 相关联的数据划分到同一个数据块中, 这样在同一数据块内, OPC 就可以支持数据表关联快速查询, 因为它具有本地化优势.

数据加载: 数据模型设计完成后, OPC 就可以去数据库读取数据, 并把数据加载至对象服务器内存中. 集群中每一个对象服务器都只从数据库中抽取符合本台机器加载条件的数据. 这相当于对组装好的数据模型, 在分布式内存中进行水平分片. 这样多台对象服务器就可以并行执行计算任务, 并且只加工本地内存中的数据.

构建索引: 每个数据块加载完成时, 会通过 RPC 协议向对象管理服务器发送心跳信息. 对象管理服务器收到心跳后, 它将为每一台对象服务器信息进行注册, 维护集群中对象服务器地址列表. 对象管理服务器和对象服务器通过心跳保持联系, 确定每一个数据块都是健康的.

加工计算: 业务任务由客户端提交至对象管理服务器, 对象管理服务器会将任务下发至每个数据块, 每个块根据业务代码加工各自数据块上的数据. 每个块的任务完成后, 对象管理服务器会在集群中选出一个汇总节点, 汇总节点会收集每个块的结果, 得出最终结果.

3 配网管控用采数据加工应用

目前, 基于 OPC 框架的计算服务已在 PMS2.0 配网管控项目中验证应用. 验证结果表明, 该技术可大幅度提高系统数据加工计算效率, 系统性能提升数十倍以上.

3.1 OPC 加工配网用采数据整体流程

OPC 集群加工计算数据整体过程如图 3 所示.

其中, 黑色箭头表示任务下发方向, 红色箭头表示需要汇总的结果上传方向. 过程如下所述:

- (1) 客户端下发定时任务, 每天当用采数据采集完毕后, 定时启动计算任务.
- (2) 对象管理服务器接收到任务后, 将任务

下发至每个对象服务器。

(3) 对象服务器接收到任务后, 它们从数据库加载数据至各个数据块, 每个块的数据可以执行任务, 每一个数据块处理本地数据。

(4) 每个对象服务器计算出本地结果后, 不需要进行汇总的结果可以直接写入数据库, 需要汇总的结果, 将各个本地结果汇总至收集结点, 收集结点将每个数据块的结果统计汇总后, 写入数据库。

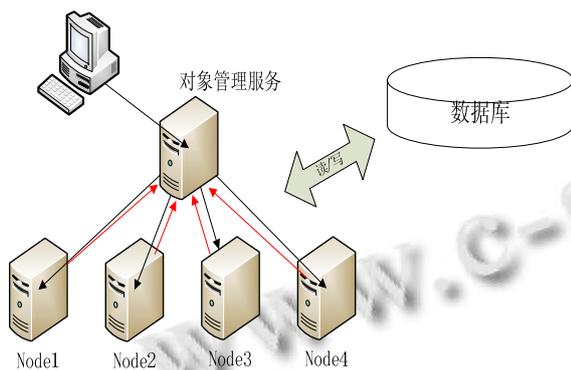


图 3 基于 OPC 指标计算整体过程

3.2 OPC 加工配网用采数据应用场景

配网管控模块是 PMS2.0 中配电变压器设备管控模块。它主要依据配电变压器中传感器采集的电流、电压、功率数据, 计算出配电变压器各个维度的指标。计算出指标后, 根据计算出指标判定每台设备是否发生异常事件(三相不平衡、低电压/高电压、重载/过载)。最后以单位为口径, 统计各地市下异常设备的相关信息。

3.2.1 配网管控场景

电流、电压、功率用采数据加工情况整体流程基本一致, 只有部分细节不同, 因此场景以电流加工为例。其计算过程如图 4 所示。

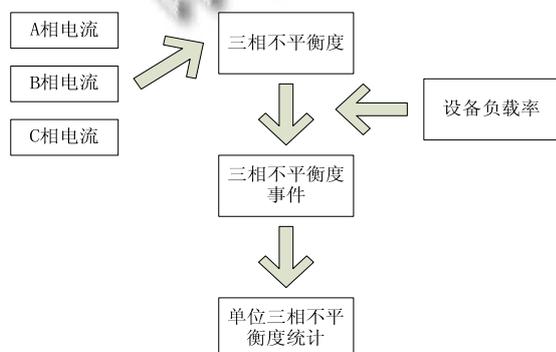


图 4 电流计算整体过程图

一台变压器设备每隔一定时间就会有一个采样数据, 采集此刻电流、电压、功率数据。采样根据间隔时间分为三种模式, 间隔 15 分钟、30 分钟、60 分钟。如果一台设备每隔 15 分钟有一个采样点, 24 个小时就有 96 个采样点, 一天中电流的用采数据有 A、B、C 三相, 采集的数值共有 288 个。

首先, 计算一台设备每个采样点的三相不平衡度, 需要在 A、B、C 三相中选出电流最大值和最小值, 三相不平衡计算公式如下:

$$TPUC = \frac{\max(I_A, I_B, I_C) - \min(I_A, I_B, I_C)}{\max(I_A, I_B, I_C)}$$

根据公式计算出本台设备的三相不平衡度。计算完成后, 因为采样模式不同, 设备一天的电流三相不平衡度值有可能为 24、48 或 96 个。在计算过程中需要将用采数据与设备台账数据进行关联。

得出三相不平衡度之后, 还需将由用采功率值算出的负载率值与三相不平衡度值组合, 当负载率值与电流三相不平衡度值同时大于一定阈值而且持续某一段时间以上的时候, 则生成该设备当天的三相不平衡事件记录。在这一过程中由于每台设备的采样频率不一致, 因此计算过程中需要查询根据设备的采样频率, 并通过这个来判断设备异常情况持续时间是否达到一定阈值。一台设备可以有多个记录, 每个记录包括记录的开始时间、结束时间等记录属性值以及相关的设备台账信息。

最后根据部门表, 对三相不平衡事件记录进行分单位统计。根据部门上下级关系, 递归地对设备进行分组统计, 统计国家电网每个省公司下的各单位相关的设备统计指标。

3.2.1 基于 OPC 的配网管控

配网管控系统中相关指标分为两种, 一种是基础指标, 不需要进行汇总统计; 另一种是统计指标, 它是统计全局指标, 因此需要汇总。对于基础指标, 它们是相互独立的, 其计算过程只与相关基础数据有关, 与其他指标并无关联。因此, 基础指标只需本地计算即可入库。对于统计指标, 它不仅与相关基础数据有关, 而且与其他指标也相关。因此统计指标计算需要在汇总结点上统计。

以电流为例, 对于每一台设备的指标来说, 它们都是基础指标。对于以部门基础的统计指标, 它涉及到指标的分组、去重统计等操作。基础指标都在对象

服务器本地计算出来,并直接入库,而统计指标会在汇总节点汇总后进行入库。

计算过程中,数据加载阶段,根据业务需求,将数据分布加载至 OPC 集群中。对于电流用采原始数据记录,根据其中的某一字段值将数据进行水平分片。对于设备台账信息数据,根据与用采数据关联情况进行水平分片,保证同一台设备的用采数据和描述数据在同一个块内,方便联合查询。

数据加载完成后,每一个数据块就开始计算本地数据。因为先关信息都在本地,因此在此计算阶段,数据块之间没有数据传输。单台设备的计算指标,可以直接计算出,如设备的每个采样点的三相不平衡度、设备的三相不平衡记录、设备的异常信息记录等等。在本地计算出的结果,可以存放在 OPC 编程模型的 result 集合中,此集合是(key, value)形式,它可以将本地结果汇总至汇总节点,再由汇总节点处理中间结果,并生成最总结果。

在配网管控应用系统中,还需要统计每一个单位的汇总指标,比如某一单位下,电流三相不平衡设备的总台数、发生电流三相不平衡总次数和总时长等等。在本地计算后将结果放入 result 集合中时, key 值是单位, value 值是指标集合。这样,汇总节点遍历每一个节点发来的 result 集合,并进行分组统计。因为单位是有层级的,在分类统计过程中,需要进行递归累加。此过程中的数据量相对小很多,因此一个汇总节点足以完成汇总累加功能。

4 实验及结果分析

4.1 实验描述

4.1.1 实验数据描述

数据集是由 80 万台配变规模生成的数据。原始用采数据规模为 240 条万电压采集数据、240 万条电流采集数据、80 条万功率采集,共 5.5 亿需要计算测量值。数据集中发生异常配变越占 40%,计算后约产生 450 万条计算结果,3.9 亿个计算值。实验过程是电流、电压和功率的数据全部参与计算。其流程如上一节所描述,电流、电压和功率的流程是一样的分为设备基础指标和单位统计指标,只是不同的数据属性计算公式不同而已。

4.1.2 实验机器描述

实验中 OPC 集群分别构建了 1 个节点集群、2 个

节点集群和 4 个节点集群,以供对比分析。每台机器内存配置如表 1 所示,其中一台为对象管理服务器(OVS),四台对象服务器(OS):

表 1 机器硬件配置

序号	IP	配置	类型
1	171.16.200.211	12 核 16G 内存	OVS/OS
2	171.16.200.212	32 核 16G 内存	OS
3	171.16.200.213	12 核 16G 内存	OS
4	171.16.200.214	12 核 16G 内存	OS

4.2 结果及分析

4.2.1 时间效率分析对比

不同结点数的 OPC 集群用采数据加工耗时情况如表 2 所示。

表 2 OPC 集群事务响应时间

服务器台数	事务响应时间		
	日加工总耗时	日数据初始化	日数据计算
1 台	33 分 37 秒	26 分 8 秒	7 分 29 秒
2 台	18 分 1 秒	13 分 20 秒	4 分 41 秒
4 台	7 分 34 秒	5 分 37 秒	1 分 57 秒

日数据初始化,是将数据库中的数据加载至 OPC 集群的过程,随着服务器台数的增加,读取数据的线程也会增加,虽然会增加数据库的压力,但确实会有明显的速度加成。日数据计算,是对电流、电压和功率数据进行加工计算的过程,同理亦是处理线程越多,其速度加成越明显。日加工总耗时,是日数据初始化和日数据计算之和。从表中可以看出,随着数据块越多,其任务耗时越少。因为数据块越多,其并行程度越高。

传统基于 Oracle 的任务调度方法的耗时情况如表 3 所示。

表 3 任务调度事务响应时间

任务名称	事务响应时间
用采数据加工	2 小时 00 分 36 秒

由表 2 和表 3 可以看出,在大数据量复杂计算的场景下,在效率方面,OPC 相比于传统方式有着明显优势。4 个结点的 OPC 的计算速度大约是传统方式的 15 倍。

4.2.2 OPC 集群加速比分析

在并行计算中,在处理的任务量一定的情况下,加速比定义如下列公式所示^[10]:

$$speedup(p) = T_1 / T_p \quad p = 1, 2, \dots$$

其中本此实验 P 取值 1、2、4。 T_1 是一台机器处理数据

集的时间. T_p 是 P 台机器同时处理数据集的时间.

OPC 集群在不同结点情况下, OPC 计算任务耗时的加速比如图 4 所示.

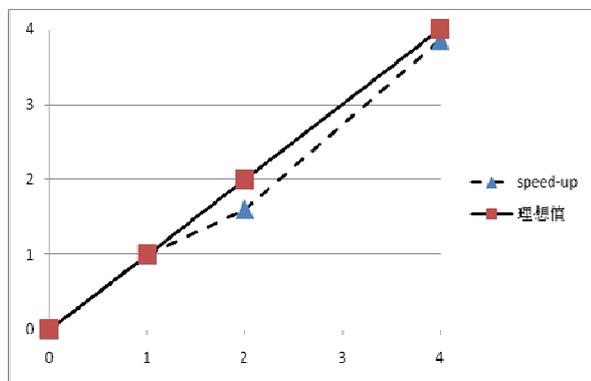


图 4 OPC Speedup 曲线

由图 4 可以看出 OPC 构建的集群的加速比表现很好, 其加速比曲线与理想值比较接近. 因为 OPC 数据划分机制是根据业务需求将相关数据划分至一个数据块, 因此它节省了大量的网络传输消耗.

5 总结

针对目前配网管控大数据复杂加工计算的性能低下的情况, 本文基于 OPC 框架, 改造传统业务流程. 把大规模数据集根据业务需求划分至不同的数据块中, 每个数据块根据业务代码计算本地的数据, 本地计算出的结果如果需要进行汇总, 则将汇总结果发送至汇总结点, 汇总结点将各个数据块的结果进行收集汇总. OPC 对配网管控数据加工性能有着大幅提高.

由实验亦可以看出 OPC 集群本身有着很好的加速比, 当数据量一定规模的情况下, 随着集群结点增加, 加速比曲线的增长趋势与理想值 $y=x$ 的趋势基本

一致, 而且两者非常接近. OPC 的数据分块机制是将相关联的数据分在一个数据块内, 这使得它数据块之间的通信消耗很少, 只有在汇总时才有极少的数据传输.

参考文献

- 1 Hunter P. Journey to the centre of big data. *Engineering & Technology*, 2013, 8(3): 56–59.
- 2 王珊, 王会举, 覃雄派, 周烜. 架构大数据: 挑战、现状与展望. *计算机学报*, 2011, 10(10): 1741–1752.
- 3 何非, 何克清. 大数据及其科学问题与方法的探讨. *武汉大学学报(理学版)*, 2014, 1(1): 1–12.
- 4 Garlasu D, Sandulescu V, Halcu I, Neculoiu G, Grigoriu O, Marinescu M. A big data implementation based on Grid computing. *Roedunet International Conference (RoEduNet)*, 2013 11th. IEEE. 2013. 1–4.
- 5 马玉慧, 张斌. 网络环境下基于 Web 服务的分布式数据挖掘. *渤海大学学报(自然科学版)*, 2006, 27: 272–276.
- 6 胡俊, 胡贤德, 程家兴. 基于 Spark 的大数据混合计算模型. *计算机系统应用*, 2015, 24(4): 214–218.
- 7 Zhi Y, Tang Y, Zhang C, Wu M. OPC: An effective memory computing solution of big data for PC. *Proc. of International Workshop on Cloud Computing & Information Security*, 2013, 52(1391): 317–323.
- 8 陈超, 张顺仕, 尚守卫, 孙飞. 大数据背景下电力行业数据应用研究. *现代电子技术*, 2013(24): 8–11.
- 9 孟小峰, 慈祥. 大数据管理: 概念、技术与挑战. *计算机研究与发展*, 2013, (1): 146–169.
- 10 张琦. 基于 Hadoop 平台并行 Overlapping 聚类算法研究[硕士学位论文]. 成都: 西南交通大学, 2014.