

基于 Hadoop 的电网数据质量校验方法与验证系统

张志亮¹, 孙煜华¹, 陈承志², 龙庆麟², 梁国辉², 顾荣³, 杨滨诚³, 黄宜华³

(¹广州供电局)

(²广州科腾信息技术有限公司)

(³江苏省软件新技术与产业化协同创新中心)

(zhangzhiliang@guangzhou.csg.cn, yhuang@nju.edu.cn)

Data Quality Verification System for Power Grid Based on Hadoop

Zhang Zhiliang, Sun Yuhua, Chen Chengzhi, Long Qinglin, Liang Guohui, Gu Rong, Yang Bincheng, Huang Yihua

(Guangzhou Power Grid)

(Guangzhou Keteng Information Technology Inc. Ltd)

(Collaborative Innovation Center of Novel Software Technology and Industrialization)

Abstract Among many power grid data processing applications, the quality monitoring of power grid data is one of the most important services. With constant increase of the scale of power grid data and the number of data quality checking rules, the processing power of the current data quality checking system based on the traditional RDBMs and computing platforms has become a serious bottleneck, making it hard to conduct the data quality monitoring and checking in time and hard to scale when the size of data volume and number of checking rules increase. All of these make the current system hard to meet the need of management and operational decision making. The big data technology has provided great technical means and support platforms for the solution to power grid big data processing. Thus, in this paper, we propose a big data solution to power grid big data processing. We study and design the techniques for distributed data storage and parallel computing based on Hadoop for executing data quality checking rules. After choosing a few typical scenarios of batch-style and streaming-style power grid data quality checking for verification study, we design and implement an indexing mechanism for data quality checking, building a fast search index for the attributes related to data quality checking to speed up the data quality checking process. Further we design the parallel algorithms for executing multiple data quality checking rules based on HBase and MapReduce. Based on above key techniques, we implement a prototype system based on experimental data sets and checking rules for verification purpose. The experimental results indicate that the proposed techniques can effectively improve the performance of data quality checking process and meet the need of real time/near-realtime power grid data quality checking, and, at the same time, provide a system solution with excellent scalability.

Keywords: Power grid big data, Data quality, Checking rules, Indexing, Parallel algorithm

摘要 在诸多电网数据处理应用中, 电网数据质量监测是电网大数据处理业务中最重要的一环。随着电网数据规模和数据质量校验规则数量和复杂度的不断增大, 目前现有的基于传统数据库系统和计算平台的数据质量校验系统的处理能力已经出现严重的瓶颈, 难以快速完成数据质量的监测和校验, 且系统难以扩展, 越来越难以满足日常的生产管理和经营决策的需求。大数据技术为解决电网大数据处理提供了良好的技术手段和支撑平台。为此, 本文提出了一种基于大数据的电网数据质量校验解决方案, 研究设计了基于 Hadoop 平台的分布式数据存储管理和并行化校验规则执行技术, 选择批量和增量数据质量校验典型场景, 进行了验证性研究, 设计实现了针对数据校验的索引存储机制, 对校验规则相关的属性建立快速索引, 并进一步设计实现了基于 HBase 和 MapReduce 的并行化校验规则执行算法, 使得数据质量校验的处理性能得到显著提升。在此基础上,

基于验证性数据集和校验规则实现了一个验证性系统,实验结果表明,所提出的技术方法可以有效地提升数据质量校验处理性能,可满足实时/准实时电网数据数据校验需求,并且提供了一种具有良好可扩展性的系统解决方案。

关键词: 电网大数据, 数据质量, 校验规则, 索引, 并行化算法

中图法分类号 TP302

1 引言

近几年来,随着行业应用数据规模的迅速扩大,行业大数据处理需求急剧增长,推动了大数据技术的迅猛发展。电网行业是一个典型的大数据应用领域。随着电网行业自动化和信息化水平的不断提高,电网大数据的数据规模在不断增长。大规模的电网数据使得电网行业目前使用的基于常规数据库系统和数据仓库的数据处理技术已经难以满足电网大数据的处理需求。

在诸多电网数据处理应用中,电网数据质量监测是电网大数据处理业务中最重要的一个环节。由于电网企业涵盖诸多的生产业务部门和环节,同时由于历史的原因,电网企业内存在大量分离的信息系统,这些信息系统形成诸多信息孤岛,带来了各业务系统间的数据不一致、不完整、不规范等数据质量缺陷,脏数据给电网企业后续的各种数据处理应用、流程管理和统计分析业务带来了很大潜在的问题,会严重影响电力企业的日常生产管理。为此,需要对电网业务数据进行数据质量校验。

目前现有的电网数据校验系统都是基于传统的数据库系统实现的。随着电网业务数据规模和数据质量校验规则数量的不断增大,基于现有的传统数据管理和计算平台的数据质量校验系统的处理能力出现严重的瓶颈,难以快速完成数据质量的监控和校验,越来越难以满足日常的生产管理和经营决策的需求。目前广州电力局数据质量管理平台已对营销、生产、人资、财务等关键业务域的业务数据建立了 15590 条校验规则,每天晚上同步及校验业务系统数据量超过 500G,调度时间超过 12 小时,校验处理时间太长,造成当天新增数据的校验结果需要隔天才能产生,无法实时保证新增数据的准确性[1]。而且电网营销域数据量大的业务清单类数据,如抄表数据表、抄表读数表、电量电费主表、电费明细表等,受限于现有系统的处理能力,目前只能检查当月的数据,无法检查全部历史数据,而且对当月数据也只能每个月做一次校

验,无法做到每天一次的及时校验。

进一步,现有的系统是基于单机服务器的,缺少系统可扩展性。随着智能化和网络化电力设备的发展和利用,随着系统业务的日益复杂、以及电网数据采集密度的不断提高,需要校验的数据量和校验规则数量仍将继续快速增长,导致目前的单机系统既存不下大量的数据,也来不及及时完成处理,越来越难以胜任数据质量校验处理需求。

不能及时检查和校验出来的脏数据,可能被后续业务过程使用造成业务流程出错的风险,并且会影响业务数据统计分析结果的准确性,影响企业的辅助分析决策。因此,电网企业迫切需要尽快研究寻找新的有效技术方法和系统平台来解决上述问题。

近几年来,基于分布式存储和并行计算的大数据技术和平台不断发展成熟,并逐步得到推广应用,为解决行业大数据应用问题提供了良好的技术手段和支撑平台。国内外业界已形成普遍共识:大数据在各个重大行业的推广应用已成为一个急迫的需求和必然的发展趋势[2]。在现有的各种大数据技术平台中,目前比较稳定成熟和广为业界使用的主流大数据平台当数开源的 Apache Hadoop 系统[3]和 Apache Spark 系统[4]。

Hadoop 是一个构建于分布式普通商用服务器集群上的大规模数据分布存储和并行计算系统,目前它已经发展成为一个包含了 HDFS、MapReduce、HBase、Hive、Zookeeper 等一系列相关子项目以及一系列第三方工具的功能强大的大数据处理平台和生态系统。为了解决大数据存储管理问题,它提供了高扩展性和高可用性的分布式存储系统 HDFS[5],并在其上构建了用于结构化/半结构化数据管理的分布式数据表系统 HBase[6];同时,为了完成对大规模数据的快速处理,Hadoop 提供了 MapReduce 并行化计算框架[7],允许对存储在 HDFS 或 HBase 中的大规模数据进行并行化计算和处理。Hadoop 因其在大数据处理领域具有广泛的实用性以及良好的易用性,自 2007 年推出后,很快在工业界得到普及应用,同时得到了学术界的广泛关注和研究。在短短的几年中,Hadoop 很快

发展成为到目前为止最为成功、最广为接受使用的大数据处理主流技术和系统平台,并且成为一种大数据处理事实上的工业标准,得到了业界大量的进一步开发和改进,并在业界和应用行业、尤其是互联网行业得到了广泛的应用。

为了进一步提高大数据处理的性能,UC Berkeley AMP 实验室研究实现了基于内存计算的 Spark 系统,并且目前已贡献出来成为开源系统 Apache Spark。虽然 Apache Spark 第一个官方版本 ApacheSpark1.0 已经公布,但目前 Spark 尚处于发展初期,限于内存的容量,Spark 目前主要适用于规模较小、诸如复杂机器学习算法等需要大量迭代计算的大数据处理应用,对达到数百 TB 乃至 PB 规模的数据处理,Hadoop 更具适用性和稳定性。为了充分利用 Hadoop 平台上高扩展性和高可用性的大数据分布存储管理能力,Spark 本身构建于 Hadoop 平台之上,保持与 Hadoop 平台一定程度上的兼容与共存,因此,未来的行业大数据处理应用中,主体将仍然基于 Hadoop 平台,然后局部涉及到一些诸如机器学习等需要复杂分析计算、并需要高实时性响应的计算任务,可以配合使用 Spark 进行处理。

为了解决现有传统的电网业务数据质量校验系统的性能瓶颈和可扩展性问题,本文提出了一种基于大数据的电网数据质量校验解决方案,针对数据校验初步研究实现了基于 Hadoop 平台的电网数据分布式数据存储管理和并行化校验规则执行技术。由于电网数据涉及种类繁多,有将近 2000 个大型的数据表,同时数据质量校验规则数量巨大,达到 15000 以上,全数据系统移植开发代价很大,因此,在验证了大数据技术方案的可行性之前,目前无法将所有的电网业务数据和校验规则全部移大数据平台上做验证研究。为此,本文选择了少数几个批量和增量数据质量校验典型场景,选择少量验证性数据集和校验规则,进行初步的大数据技术方案和技术方法的验证性研究。

为了提升数据校验的计算速度,我们研究实现了针对数据校验的索引存储机制,对校验规则相关的数据属性建立快速索引,使得数据质量校验的处理性能得到显著提升;在此基础上,基于典型数据集和校验规则,我们进一步研究实现了多规则并行化执行技术和方法;最终我们实现了一个验证性系统,针对所选择的验证性典型场景和数据集以及校验规则,可完成从实际的业务系统采集数据开始、到建立索引并在大数据平台上存储管理这些数据、到即时的数据质量校验处理的完整过程。验证性实验结果表明,所提出的

基于 Hadoop 的大数据技术方案和处理方法可以有效地提升数据质量校验处理性能,快速完成实时或准实时的数据质量校验处理,并且提供了一种具有良好可扩展性的系统解决方案,通过 Hadoop 平台的高可扩展性,可满足未来数据规模增长和规则数量增多情况下的系统扩展性需求。

根据我们对国内电网行业状况的了解,在国内电网行业,目前国内尚未有基于大数据技术的电网数据质量监测技术研究和系统出现,尚无可参考的同类研究。因此,针对该应用问题,本课题是国内第一个基于大数据解决方案的尝试和研究开发工作,具有一定的应用创新性。

本文的组织如下:第一部分引言介绍了电网数据质量监测技术背景与面临的问题,并简要介绍本文提出的基于 Hadoop 平台的电网数据质量监测大数据解决方案以及本文的研究内容;第二部分介绍数据质量校验问题、基本解决方法和校验过程;第三部分介绍面向数据校验的数据存储与索引技术;第四部分介绍并行化校验方法;第五部分介绍验证系统的设计与实现、以及验证实验结果分析;第六部分是总结与进一步工作。

2 数据质量校验问题和解决方案

2.1 数据质量校验问题

电网业务数据质量校验涉及的数据为结构化数据,每天都会有新的数据更新,需要对所有历史数据或者增量数据做质量校验规则处理。校验规则主要为两表之间的数据一致性校验。

本文的验证性研究主要选择了电网业务中的营配数据质量指标的低压用户一致性率作为典型场景,目标是通过电子化移交流程检测并维护 GIS 数据与营销数据的同步一致。低压用户一致性率指标的计算公式为: $(GIS \text{ 和营销系统比对一致的用户数量}) * 2 / (GIS \text{ 系统用户总量} + \text{营销系统用户总量})$ 。低压用户数据量约 480 万,每日变化的数据量为 1 万以内,准实时监控低压用户一致性数据校验时,需要检查两边数据是否一致,生成不一致数据记录结果报表,以便能指导业务系统校正不一致的原始数据记录。

根据电网数据校验业务需求,典型的数据质量校验规则可归为三类:

- 1) 需要对基准表和比对表进行检索,检索某一待比对字段值是否在两张表中同时存在。

- 2) 需要对基准表和比对表进行检索, 检索某一比对字段值在两表对应的记录中是否一致。
- 3) 需要对基准表和比对表进行检索, 检索某一待比对字段值在两表对应记录中的字段

值集合是否一致。

本文的验证研究中, 低压用户 GIS 表的结构如表 1 所示, 而对应的营销表有几乎同样的结构。而对于两表的校验内容如表 2 所示。

表 1. 低压用户 GIS 表结构

字段含义	字段名	字段类型
GIS_MRID	GIS_MRID	VARCHAR2(500)
GIS_用户名称	GIS_NAME	VARCHAR2(500)
GIS_馈线 ID/所属回路	GIS_CIRCUIT_ID	NUMBER
GIS_变压器 ID	GIS_POWERTRANSFORMER_ID	VARCHAR2(40)
GIS_所属集抄编号	GIS_ENERGYCOSUMER_ID	VARCHAR2(40)
GIS_LINE_CODE	GIS_LINE_CODE	VARCHAR2(20)
GIS_计量方式	GIS_MEAS_METHOD	VARCHAR2(500)
GIS_供电区域	GIS_ZONE_CODE	VARCHAR2(50)
GIS_用户类型	GIS_USER_TYPE	VARCHAR2(500)
GIS_馈线回路名称	GIS_CC_NAME	VARCHAR2(100)
GIS_区局	GIS_ORG_NAME	VARCHAR2(24)
GIS_所属班所	GIS_PTR_ORG_NAME	VARCHAR2(50)
业务时间	YWTIME	DATE
GIS_班所 ID	DEPT_ID	VARCHAR2(300)
GIS_散户 fid	GIS_FID	NUMBER(10)
GIS_变压器组	GIS_TRANSFORMER_GROUP_CODE	VARCHAR2(30)
用户地址	POWER_ADDR	VARCHAR2(100)

表 2. 校验内容

<input type="checkbox"/>	营销有, GIS无
<input type="checkbox"/>	营销无, GIS有
<input type="checkbox"/>	营销用户编号重复或空
<input type="checkbox"/>	GIS用户编号重复或空
<input type="checkbox"/>	变压器ID不一致
<input type="checkbox"/>	用户名称不一致
<input type="checkbox"/>	所属回路不一致
<input type="checkbox"/>	所属集抄编号不一致
<input type="checkbox"/>	供电区域不一致

2.2 数据校验的基本解决方案和过程描述

(1) 数据校验基本解决方案

校验数据有两种模式, 一种是在线增量式校验, 即对于那些每个时间窗口内采集自业务系统的某个

比对表的增量数据记录, 实时性地在相应的基准表全表中逐个进行比对检查。另一个模式是离线的全量校验, 即可能由于某种原因(更长跨度历史数据的校验、或者某次临时的数据校验需求等), 需要对两个全表的数据在线下进行校验。这两种不同的校验模式如图 1 所示。

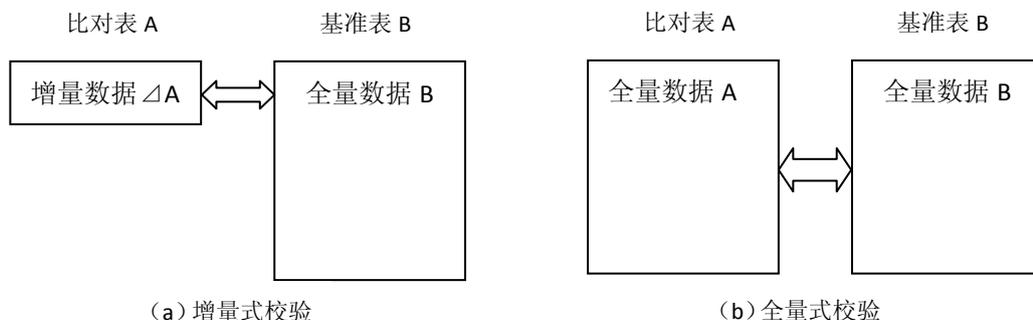


Fig. 1 Checking Modes for Incremental and full Data

图 1. 增量和全量校验模式

由于校验数据记录都是结构化的, 我们首先把所有采集自业务系统的原始数据记录全部存储在 HBase 表中。

然后, 由于所处理的数据量和处理时间相差很大, 本文对于两种不同的校验模式采用了不同的索引处理方法。

对于增量式校验, 在一个固定的时间窗口(如 30 分钟或 1 小时, 可根据需要配置)内进入的单个

表的增量数据记录数并不太大。对于低压用户营销和 GIS 表而言, 全天产生的增量数据在 1 万以下, 因此, 平均每小时约数百至数千个记录。我们首先根据待比对字段, 对基准表的全部数据记录进行索引, 将索引数据存储在 HBase 表中。对于比对字段为主键的规则, 我们可以直接利用 HBase 的行键索引机制进行快速的查找校验。对于比对字段不是主键的规则, 由于 HBase 不提供非主键索引机制, 因此校验比对时将需

要扫描全表才能检索到相应的比对字段值所在的记录。为了克服由此带来的性能开销,我们为这些非主键的比对字段建立索引,并存储到 HBase 中,以便快速地根据索引表定位到相应的主键,从而检索原始数据表得到相应的比对字段值。当增量的比对表数据记录到来时,对增量数据记录逐条处理,根据增量数据记录中的待比对字段,通过 HBase 的编程接口快速查找基准表中待比对的数据记录,然后执行校验规则检查相关字段是否一致。

对于全量校验,由于比对的是两个全量的、包含大量数据记录的大表,如果也使用上述方法的话,虽然也可处理,但由于通过 HBase 编程接口逐个读取两表中数百万至千万个数据记录,整体的时间开销较大,性能不够理想。为此,为了提高校验规则执行时的性能,我们将两个全表数据建立一个基于 HDFS 的全表索引,校验处理时,将两表的索引数据全部装入内存,然后在内存中快速完成两表数据记录的扫描和校验处理。根据广州电网实际的业务数据规模, GIS 和营销表各自大约有 480 万条记录,由于索引文件只记录了校验规则涉及的比对字段,索引文件大小只有原始数据表的几分之一,其对应的全表索引数据量大约 100MB,因此完全可以在内存中完成处理。而整个业务系统中最大的数据表约有 2 千万和数据记录,其对应的全表索引数据大小大约在 400-500MB,因此,放在内存中进行全表扫描也完全可行。由于完

3 数据存储与索引技术

3.1 增量数据校验时的数据存储和索引方案

为了完成对大量数据记录和大量校验规则的快速处理,除了将原数据表存储到 HBase 中之外,我们需要针对校验规则所涉及到的字段,设计专门的快速数据索引表并存储到 HBase 中。例如,图 2 所示的增

全是在内存中扫描,整个全量校验的时间可大幅提高。同时对涉及相同字段的一组规则,还可以共享这些索引在内存中对这些规则同时加以执行和处理。当然,如果将来数据更大达到数亿以上的规模时,则可考虑利用 Hadoop MapReduce 进行两表连接处理,以 MapReduce 并行化方式完成校验处理。

(2) 数据质量校验过程

数据校验的完整过程如下:

1). 当 Oracle 镜像数据库中的数据由于增加、删除或修改操作变更时,镜像数据库系统上的 GoldenGate 基于事务日志捕获更改数据,并将更改数据交付到数据集成服务器上的 GoldenGate。

2). 数据集成服务器上的 GoldenGate 获取到变更数据后,通过 JMS 标准接口将变更数据发送到 JMS 服务器(该部分采用 Apache ActiveMQ 实现 JMS 服务器)。

3). 将采集到的数据记录交付给 Hadoop 系统,触发完成数据的转换、创建索引、校验计算、指标统计、结果通知等处理。

4). 每次数据质量校验计算完成后,将数据质量指标通过短信接口或电子邮件接口推送给指定的责任人。

5). 用户也可通过 Web 浏览器主动发起数据质量校验统计结果的查询。

量索引数据结构示例中,在原数据表 1 和表 2 中,主键(rowkey 字段)为各个记录的 ID。如果需要对原数据表 1 的 A 字段(记为字段 A)和原数据表 2 的 B 字段(记为字段 B)进行校验,那么我们需要分别建立字段 A 和字段 B 的索引表以在校验的时候快速查找。

这种设计方案中增加新的索引表或对现有索引表添加数据记录都很方便。

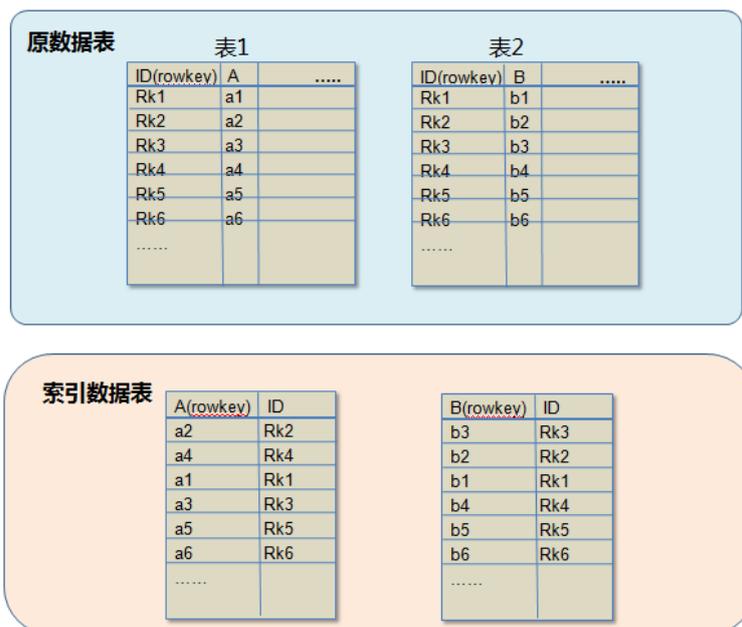


Fig. 2 Index structure of incremental data checking

图 2. 增量数据校验索引结构

3.2 全量数据校验时的数据存储和索引方案

对于全量数据质量校验, 由于涉及到表中所有的数据, 即使建立了非主键字段的索引, 也需要对原始数据表和索引表进行全表扫描才能完成校验规则的计算, 从而导致较长的响应时间。为此, 我们拟采用一种基于内存的全表索引机制来进行加速。

全量数据校验时基于内存索引的基本思想是: 为了能够以高吞吐量快速地将所需校验的字段载入内存, 我们在最初从业务系统中采集和导入数据记录时, 同时将其需要校验的索引字段在 HDFS 上存一份对应的索引数据。该索引只保留了记录中校验所需要的索引字段, 因此其大小相对较小 (通常只有原记录大小的十分之一左右)。通过这种方法, 压缩了存储空间, 全量校验时仅将需要校验的字段读入到内存中, 以此建立一种基于内存的高速索引。然后, 全量数据集的校验规则执行将直接在内存中完成比对。而且, 对于一个或几个基于同一数据集的全量数据校验规则, 其在 HDFS 上的索引文件只需载入内存一次, 可以节约大量时间。这种方式相对于将索引字段从 HBase 中载入内存, 避免了从 HBase 中逐一读取数据记录, 可以获取更快地载入速度。

但是, 由于 HDFS 存在无法更新数据的问题, 而在实际应用场景中, 数据不仅仅会有新的记录不断地添加导入, 现有的记录也可能被删除或更新。为此为了保障全量校验时数据的准确性, 本文采用了基于日志的方法处理删除或更新记录带来的 HDFS 中索引字段不一致性的问题。具体地, 对于每一个存在 HDFS 上的索引文件, 同时对应地有一个同名的 log 文件, 该文件同步记录了用户在前台对该索引文件所涉及的表中的索引字段的删除和更新操作。全量校验的流程中, 在用户将索引文件载入到内存之后, 我们需要再将其对应的索引日志文件读出并将日志中所记录操作按序作用到构建好的基于内存的高速索引上, 然后再进行全量校验的计算。通过这种方法就可以使得校验时的数据是最新的和一致的, 从而保障校验结果的准确性。为了防止日志文件过大, 处理日志耗时太长, 我们可以每隔一段就离线地将日志合并到对应的索引文件上, 从而使得在校验前合并日志的时间较短。完整的全量数据校验索引机制如下图 3 所示。

校验的规则数量和具体的实时性要求, 配置合适数目的节点, 以使得线上增量校验在可接受的时间内完成。

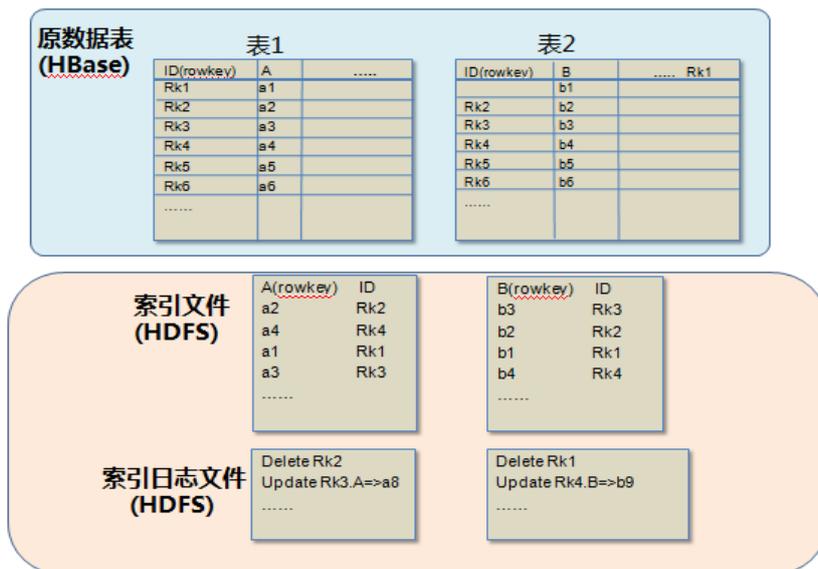


Fig. 2 Index structure of full data checking

图 3. 全量数据校验索引结构

4 并行化校验方法

4.1 增量校验时的并行化处理

如图 4 所示, 增量校验时, 为了完成大量校验规则的并行化执行, 全部规则将由一个多规则分发调度器负责分发给集群中的每个 HBase 客户端, 而每个 HBase 客户端将负责完成一个或一组共享索引数据校验规则的执行, 以此完成增量校验多规则的并行化执行。

由于 Hadoop 具有高可扩展性, 通过增加节点可线性减少每个节点所执行规则的数量, 从而降低总执行时间。因此, 真实上线的数据校验系统可根据增量校验的规则数量和具体的实时性要求, 配置合适数目的节点, 以使得线上增量校验在可接受的时间内完成。

4.2 全量校验时的并行化处理

全量校验时, 为了完成对大量数据记录和大量校验规则的快速处理, 拟采用基于 MapReduce 的并行化执行机制, 利用 Hadoop 集群多服务器节点实现多个校验规则间的并行化。也就是说, 系统将把一个或是一组共享相同索引数据的校验规则, 调度分发给某个节点执行, 而大量的规则则由集群中的多节点并行化执行。为了基于 MapReduce 实现这种多规则的并行化执行, 我们设计实现一种基于指示文件的“种子法”调度分发机制。如图 5 所示, 我们首先将各个校

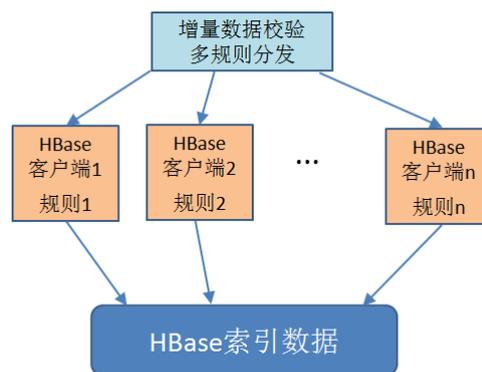


Fig. 4 Parallel incremental data checking rule execution based on HBase

图 4. 基于 HBase 的增量校验并行化规则执行机制

验规则的 ID 和参数等写入到一个个独立的 HDFS 指示文件中作为种子, 而 MapReduce 作业中包含了所有校验规则的处理模块的实现。根据 Hadoop MapReduce 的运行机制, 可使每个 map 任务每次负责读取一个指示文件并进行处理, 当一个 map 节点读取到相应的指示文件后, 根据所包含的规则 ID 和参数, 即可启动对应规则模块的执行, 以此完成指定规则的选择和执行, 同时根据存放在指示文件中的相应的规则参数, 从 HDFS 中将对应全量数据表的索引数据装入内存, 并在内存中完成对应规则的全量校验处理。

而多个 map 节点则可同时对多组规则进行执行, 并且, 一个 map 节点完成一个规则的处理后, 可继续读取其它的规则指示文件继续处理。同样, 由于 Hadoop MapReduce 具有高可扩展性, 通过增加节点

可线性减少每个节点所执行规则的数量, 从而降低总执行时间。因此, 真实上线的数据校验系统可根据全量校验的规则数量和总体执行时间配置合适数目的节点, 以使得线下全量校验在可接受的时间内完成。

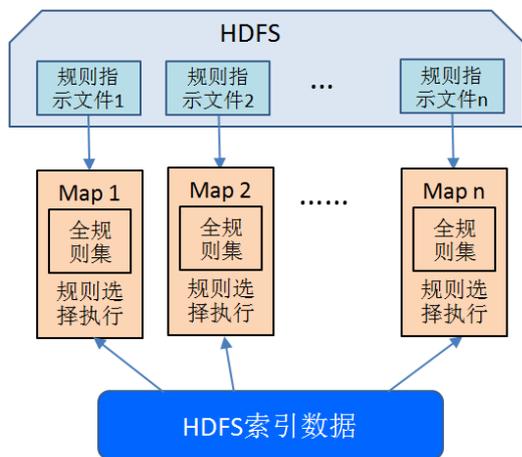


Fig. 4 Parallel full data checking rule execution based on MapReduce

图 5. 基于 MapReduce 的全量校验并行化规则执行机制

5 系统设计与实现

5.1 系统总体架构

图 6 显示了基于 Hadoop 大数据方案的数据质量校验验证性原型系统总体构架。其中, 左侧是基于 Oracle 的业务系统。本系统通过 GoldenGate 从业务数据镜像系统中采集数据。然后数据被提交给基于 Hadoop 的数据校验系统, 进行数据存储和索引创建处理, 同时将触发校验规则的执行, 校验检查出的不一致性指标结果, 根据其严重程度将通过质量指标通知接口发送给相关人员。所有的校验原始数据、索引数据、校验结果数据都存储在 Hadoop 的 HDFS 和 HBase 平台上, 用户可通过基于 Web 的界面查询各种校验结果指标数据。

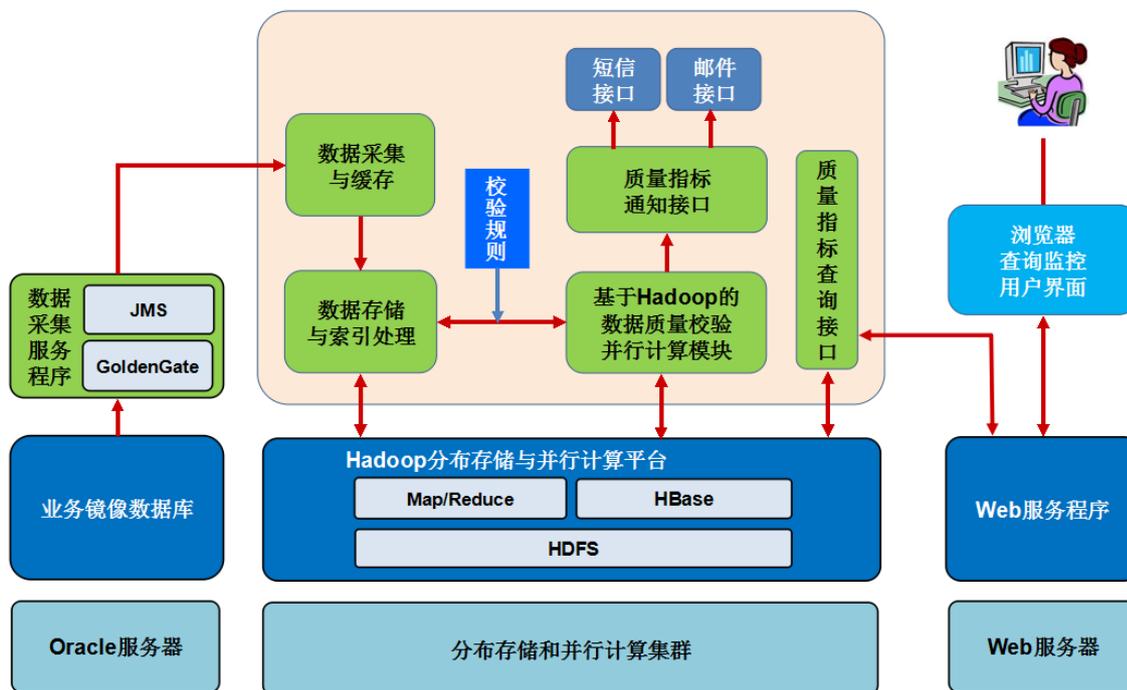


Fig. Architectural overview of the data checking prototype system based on Hadoop

图 6. 基于 Hadoop 的验证性数据校验原型系统总体构架

5.2 数据存储与索引处理过程

根据实际场景的不同, 数据存储与索引处理过程可分为全量数据处理和增量数据处理两种情况。

增量数据处理是针对一小段时间范围内新增的数据进行质量校验时的数据存储与索引处理过程。输入数据格式是 CSV 格式的文本行, 每行对应一条数据记录。增量数据处理数据存储与索引处理过程如下:

1) 首先将每一行, 即一条记录, 以主键作为 row key, 属性名作为列族名, 所有列族都只有一个列, 列名固定, 属性值作为列值, 存储到 HBase 中。由于 HBase 是面向列存储的, 所以将每一个属性存储到一个列族中, 当校验规则涉及根据主键匹配某一属性值时, 能够避免不相关的属性值被读入, 有效提高检索性能。

2) 再将校验规则涉及的属性字段值作为 row key 建立索引表。索引表的行键格式为{主表索引列值}, 索引表的值格式为{主表行键 1, 主表行键 2, ...}。我们将每一个主表行键作为一个列名存储, 这样当需要增加一个主表行键时, 只需要增加一列, 当校验规则涉及需要根据某个属性值匹配其他属性值时, 能够快速查找到所有具有相同属性值的记录进行校验。

3) 此外, 为了能够基于时间段进行数据质量校验计算统计, 我们设计了基于时间戳的索引表, 以便快速的查询固定时间间隔内的数据进行校验。行键为时间戳, 键值为主键。

全量数据处理是针对历史积累的大批量数据进行质量校验时的数据存储与索引处理过程。输入数据与增量数据处理相同。全量数据处理数据存储与索引处理过程是, 除了按照增量数据存储和索引方法将数据和索引倒入 HBase 后, 同时抽取全量校验规则相关的属性字段, 存储到 HDFS 索引文件中。

5.3 并行化校验过程

(1) 增量式校验并行化处理

增量校验时, 为了实现系统的可扩展性, 我们实现了基于 HBase 多客户端的增量数据校验规则并行化处理, 并行化校验过程如下:

1) 在线增量数据读取和调度: 主要功能是对在线的实时数据根据一定的时间窗口进行读取, 并根据作用在这个数据上的校验规则, 将数据调度分发到不同的 HBase 客户端。

2) 增量数据规则的执行: 接受到增量数据后, 根据所要完成的单个或一组共享相同索引数据的规则所涉及到的比对字段, 为增量数据建立索引并存入 HBase, 然后启动相应校验规则的执行。

(2) 全量校验并行化执行过程

全量校验时, 为了实现系统的可扩展性, 我们实现了基于 MapReduce 的数据校验规则并行化处理, 并行化校验过程如下:

1) 在 MapReduce 作业输入目录中为每个规则建立指示文件, 一个或一组共享相同索引数据的规则对应一个指示文件, 指示文件名为对应规则编号, 指示文件内容为规则执行时需要的参数。

2) Map 输入: <NullWritable, Text>, 其中 Text 为指示文件的绝对路径名。需要重载 FileInputFormat 的方法 isSplittable 使其返回 false, 以保证每一个指示文件被一个 Map 任务处理。重载 RecordReader 的方法 nextKeyValue 使其返回<NullWritable, 指示文件的绝对路径名>。由于每个读入的输入文件中只关联一个或一组共享索引数据的规则, nextKeyValue 将仅仅返回一个记录即告结束。

3) Map 处理过程: 根据绝对路径名, 读取指示文件获取校验规则 ID 和执行参数, 根据执行参数执行相应的规则校验程序。

5.4 系统实现与验证实验结果分析

(1) 验证系统实验环境与数据集

验证系统实验环境为 4 个存储计算节点的 Hadoop 集群, 单节点配置为 2 路 Intel Xeon E-5620 2.4GHz 处理器, 24GB 内存, 4TB SATA 硬盘。

验证性实验数据集为低压用户营销表和 GIS 表, 两表分别为全量 480 万数据记录。

增量数据校验时, 我们模拟 1 天的全部增量数据 1 万条一次性处理。而全量校验时则对上述两表进行 480*480 的全量校验。

(2) 验证系统校验统计结果界面

图 7-图 9 是所设计实现的广州电网数据校验验证系统对验证性数据校验所得出的部分统计结果界面。图 7 所示是总体数据校验统计结果, 包括总的 GIS 用户数、营销用户数、不一致用户数以及不一致配变用户数, 图 8 是不一致用户数统计结果, 而图 9 是不一致配变数统计结果。



Fig. 7 Statistic result diagram for overall data checking

图 7. 总体数据校验统计结果图

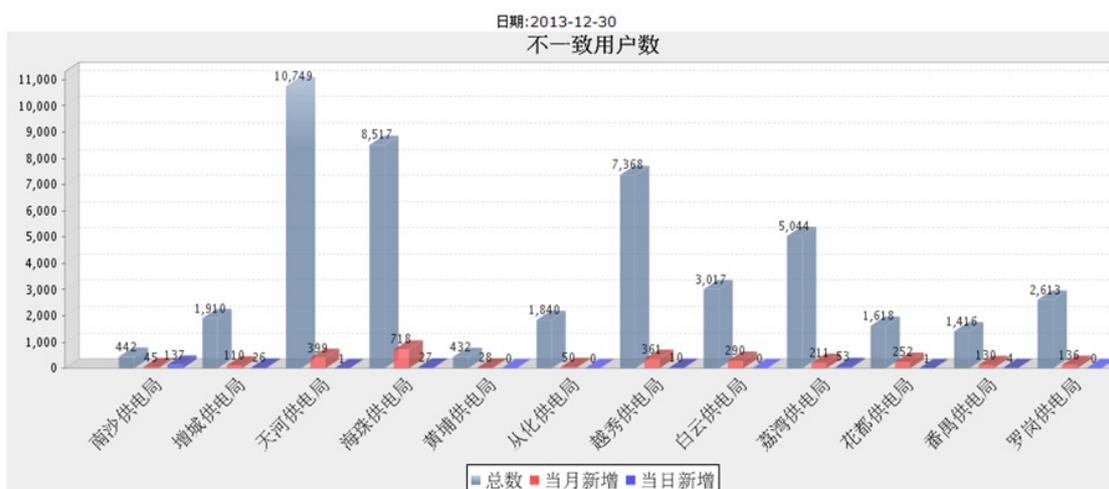


Fig. 8 Statistic result diagram for checking the number of inconsistent users

图 8. 不一致用户数校验统计结果图

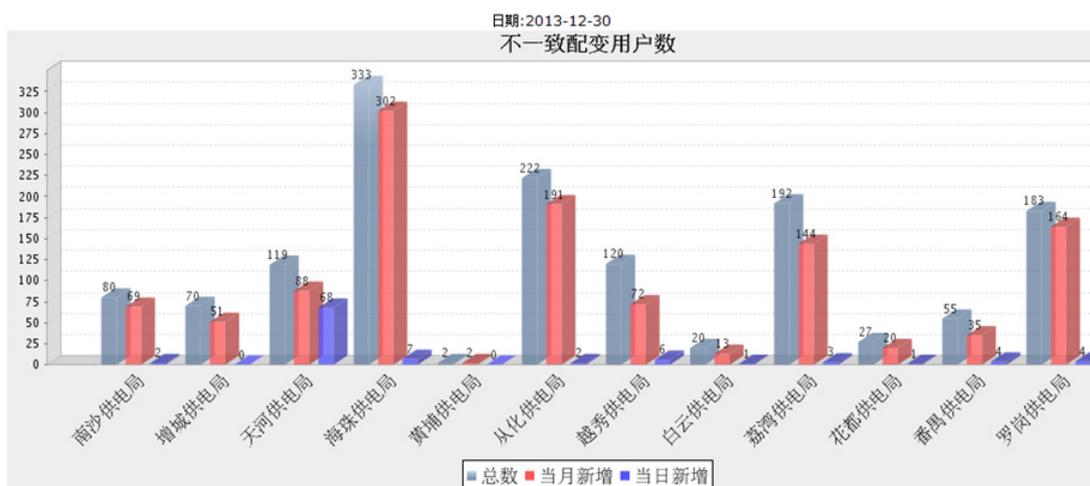


Fig. 9 Statistic result diagram for checking the number of inconsistent powerdistribution users

图 9. 不一致配变用户数校验统计结果图

(3) 实验结果及分析

我们基于 HBase 进行了增量数据单节点单规则的测试,选择的这条规则基本上代表了整个数据校验

处理中最为复杂的规则,对 1 天的数据增量 10000 条记录的整体执行时间是 11-12 秒,如换算到每小时增量数据,则校验执行时间约为 0.5 秒。

由于我们无法用全部数据和全部 15000 多个规

则进行测试,这里仅进行一个初步的估算。设真实的数据校验系统中在 1 小时内进入的增量数据会触发全部 1.5 万条规则,在暂不考虑底层 HBase 被全部校验规则执行时共享访问带来的访问带宽不足所带来的性能下降、同时也不考虑大部分规则要比所测试规则简单因而平均时间远低于 0.5 秒的情况、以及共享相同索引数据的一组规则在同一个节点上执行可带来较大时间节省的条件下,如配置一个 20 节点的集群,则总执行时间约为:15000 规则*/20 节点*0.5 秒/60 秒=6.25 分钟。初步估算出的这个结果显示,配置一定规模节点数的 Hadoop 集群将能够满足全部电网数据校验真实场景中小时级别甚至更低时间级别的增量数据校验。

而全量数据校验中,我们对营销表与 GIS 表两个大表全量数据,进行了基于 HDFS 索引和装入内存进行处理的单节点单规则的校验实验,测试结果为 42 秒,其中从 HDFS 将全部 HDFS 索引数据装入内存花费 40 秒,在内存中扫描完成全量校验仅耗时 2 秒。而现有的基于数据库的数据校验生产系统在执行这两个表的全量校验时,单规则将花费约 40 分钟。因此基于 Hadoop 平台的验证性系统进行 GIS 与营销表全量数据单规则校验时,其性能可比现有的基于数据库的生产系统提高约 50 多倍。如果我们配置一定数量的 Hadoop 节点实现多规则全量数据校验的并行化执行,即使多规则执行时共享访问 HDFS 会产生一定的性能下降,但预计总的全量数据校验时间将能比目前基于数据库的生产系统至少提高一个数量级。

6 总结和展望

随着电网设备智能化和网络化的发展,未来电力行业的数据量将急剧增长。面对巨量增长的电力大数据,现有的基于传统数据库和数据仓库技术的电业行业数据处理系统已经越来越难以满足电力数据处理的需求。本文的重点是针对目前现有的数据质量监测系统面临的性能和扩展性瓶颈,研究和寻找一种具有实时/准实时处理性能和高可扩展性的新的技术方法。

参考文献

- [1] 广州供电局大数据准实时数据质量校验需求分析报告. 广州科腾信息技术有限公司, 2013.
- [2] 2013 年中国大数据技术与产业发展白皮书. 中国计算机学会大数据专家委员会, 2013
- [3] Apache Hadoop Project. <http://hadoop.apache.org/>

大数据技术和平台的发展和普及应用为电网大数据处理提供了一种可行的技术解决方案。

本文主要针对电网数据质量校验处理,进行了基于大数据技术方案的初步验证性研究。针对大数据量和大量规则的数据质量校验处理,研究并设计实现了一种基于 Hadoop 的分布存储和并行化数据质量校验技术,利用 Hadoop 平台的分布式数据存储和并行化计算技术,设计实现了针对数据校验的索引数据存储管理方法,并基于 HBase 和 MapReduce 设计实现了并行化的增量和全量数据校验处理。所实现的验证性系统的实验结果表明,对验证性数据集和规则,基于 Hadoop 的处理性能能够较好地满足实时/准实时电力数据质量校验处理,并且所采用的技术方案具有良好的系统可扩展性,可随着系统数据规模和规则数量的增加,在需要时通过增加节点,可以在不需修改程序的前提下,很方便地扩展系统的处理能力。研究表明,基于大数据的数据质量校验总体技术方案是可行的,在一定的系统规模选择和配置下,可满足电力数据质量校验处理的实时性/准实时性需求。

限于代价和复杂性,虽然目前的验证性研究工作离真实的上线应用还有较大距离,且取得的初步结果还仅仅是基于少量验证性数据集和规则,技术方案还有待进一步进行大规模验证。然而,根据我们对国内电网行业状况的了解,在国内电网行业,目前尚未出现基于大数据技术的电网数据质量监测技术研究和系统,因此,针对该应用问题,本课题是国内第一个基于大数据解决方案的尝试和研究开发工作,课题研究工作具有较好的创新性,对于推动基于大数据的电网行业应用将起到良好的借鉴作用。

进一步的工作将在以下几个方面进行。一是,需要选择更多的数据集和规则进行进一步的并行化处理的验证测试;二是需要研究如何快速将现有的基于关系数据库 SQL 语言的校验逻辑快速转换成基于 Hadoop 大数据平台的程序和执行逻辑;三是随着基于内存计算的 Spark 系统的发展,可进行一些基于 Spark 的校验规则处理尝试,比较其与基于 Hadoop 的方法在计算性能上的优劣。

- [4] M. Zaharia, M. Chowdhury, T. Das, A. Dave, J. Ma, M. McCauley, M. Franklin, S. Shenker, and I. Stoica. Resilient distributed datasets: A fault-tolerant abstraction for in-memory cluster computing. Technical Report UCB/EECS-2011-82, EECS Department, University of California, Berkeley, Jul 2011.
- [5] http://hadoop.apache.org/docs/r1.0.4/hdfs_design.html
- [6] Apache HBase, <http://hbase.apache.org/>

[7]J. Dean and S. Ghemawat, "MapReduce: Simplified Data Processing on Large Clusters," Communications of the ACM, vol. 51, no. 1, 2008, pp. 107



Zhang Zhiliang, born in 1979. He is currently a deputy director of Information Center of Guangzhou Power Supply Bureau, China. His current research interests include Data Warehouse, Data Mining, Real-time Data Platform, EAI, EIP and LCAM. (zhangzhiliang@guangzhou.csg.cn)



Sun Yuhua, born in 1973. He is currently a project supervisor in Information Center of Guangzhou Power Supply Bureau. His current research interests include the application of Big Data in Smart Grid and Data Management (sunyuhua@guangzhou.csg.cn)



Chen Chengzhi, born in 1976. He is currently a Technical Manager of Guangzhou Ke Teng Information Technology Co.,Ltd,China.His current research interests include the application of DataHouseand BI Platformin Smart Grid (chenchengzhi@gzkit.com.cn)



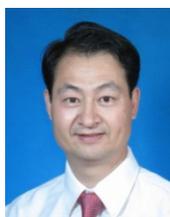
Long Qinglin, born in 1974.He is currently a Technical Expert of Guangzhou Ke Teng Information Technology Co.,Ltd, China. His current research interests include the application of Big Data and BI Platform in Smart Grid (longqinglin@gzkit.com.cn)



Liang Guohui, born in 1979. He is currently a System Architect of Guangzhou Ke Teng Information Technology Co.,Ltd,China.His current research interests include the application of Big Data in Smart Grid and Real-time Data Platform(lianguohui@gzkit.com.cn)



Gu Rong, born in 1988. PhD candidate. Student member of China Computer Federation. His main research interests include Big Data processing, large scale machine learning and distributed systems (gurongwalker@gmail.com).



Huang Yihua, born in 1962. He is currently a professor in computer science department of Nanjing University,China. His current research interests include Web data mining and integration,text analysis and mining, information retrieval, Chinese information processing, and big data parallel processing (yhuang@nju.edu.cn)