

城市轨道交通信号智能运维系统数据平台研究

邓永祁, 杨 将, 阳亦斌

(湖南中车时代通信信号有限公司, 湖南 长沙 410005)

摘要: 针对城市轨道交通(简称“城轨”)信号智能运维系统建设与应用过程中海量数据处理的难题, 文章研究了城轨信号智能运维系统数据平台, 并设计了一种数据平台架构及其通信组件方案, 以实现高性能的数据采集。该平台基于 HDFS 分布式文件系统来保障海量数据存储, 采用 MapReduce 框架实现高可靠性、高效性与高容错性的大数据离线计算, 并通过 Spark 和 Flink 框架实现数据的实时计算, 解决了传统存储架构吞吐量和数据处理性能的瓶颈问题。仿真测试结果显示, 相对于传统数据平台, 该平台数据处理效率提升约 4.8 倍, 系统吞吐量性能提高约 2.9 倍, 验证了其有效性, 为城轨信号智能运维系统的实现奠定了基础。

关键词: 智能运维系统; 大数据; 信号系统; 分布式存储; 实时与离线计算

中图分类号: U285.6

文献标识码: A

文章编号: 2096-5427(2021)05-0039-08

doi:10.13889/j.issn.2096-5427.2021.05.007

Research on Data Platform of Urban Rail Signaling Intelligent Operation and Maintenance System

DENG Yongqi, YANG Jiang, YANG Yibin

(Hunan CRRC Times Signal & Communication Co., Ltd., Changsha, Hunan 410005, China)

Abstract: Aiming at the problem of massive data processing in the construction and application of urban rail signaling intelligent operation and maintenance system, this paper studies a data platform of urban rail signaling intelligent operation and maintenance system, and designs a data platform architecture and its communication component scheme to realize high-performance data acquisition. The platform ensures massive data storage based an HDFS distributed file system, adopts MapReduce framework to realize big data offline calculation with high reliability, efficiency and fault tolerance, and solves the throughput and data processing performance bottleneck of the traditional storage architecture by real-time data calculation through Spark and Flink framework. Through simulation test, compared with the traditional data platform, its data processing efficiency is improved by about 4.8 times and the system throughput performance is improved by about 2.9 times, which lays a foundation for the implementation of urban rail signaling intelligent operation and maintenance system.

Keywords: Intelligent operation and maintenance system; big data; signaling system; distributed storage; real-time and offline computing

0 引言

随着城市轨道交通(简称“城轨”)的快速发展,

收稿日期: 2020-12-21

作者简介: 邓永祁(1992—), 男, 工程师, 主要从事轨道交通领域信息化系统研发工作。

基金项目: 长沙市科技重大专项(kh2003030); 系列化中国标准地铁列车研制及试验

传统运维服务模式的保障能力已达极限, 很难适应城市轨道交通设备运维日益增长的数量、服务品质、响应率和效率的需求^[1]。2020年中国城市轨道交通协会发布的《中国城市轨道交通智慧城轨发展纲要》提出, 到2025年, 车辆、能源、通信及信号等智能运维系统在全行业推广应用, 日常检修效率和车辆整体可靠性达到世界先进水平, 运营安全事故率降低

30%，信号设备故障率降低 15%^[2]。与此同时，城轨信号设备设施分散，数量繁多，种类繁多，对信号设备智能运维数据的传输、处理和储存的要求上升到了新的高度，而传统的数据平台架构与模式无法满足当前的系统需求。文献 [2] 研究了多源融合感知、多引擎融合预警、运维多专业融合协同及主动维修决策等关键技术，并提出智能运维与各线路之间、核心业务之间的接口方案。文献 [3] 基于大数据平台并采用微服务技术架构体系，研发了一种集成化、智能化和信息化的城轨信号智能运维系统，提供了城轨信号智能运维系统架构与功能的建设思路。文献 [4] 以上海地铁为例，从维护支持、智能分析和运维管理 3 个方面分析信号智能运维系统需求，提出基于感知层、平台层和服务层的 3 层系统建设方案。但上述文献均未解决城轨信号智能运维系统在海量数据采集、储存与计算等方面的问题。本文基于大数据技术开展城轨信号智能运维系统数据平台研究，探索基于大数据技术的数字化、标准化和智能化的信号设备运维数据平台，从而构建运、检、修一体化的城市轨道交通信号设备智能运维服务体系，实现从计划修、故障修到状态修的转变，确保城市轨道交通信号设备的安全运营。

1 信号设备运维数据平台现状

传统的信号设备运维方式采用子系统分离式维护监测，即各子系统使用本系统独立的单机运维软件。一般来说，在控制中心（operation control center, OCC）部署列车自动监控系统（automatic

train supervision, ATS）和数据传输网管系统（data communication system, DCS），进行信号系统通信网络与列车信号设备的运维；在集中站设备房部署联锁（computer based interlocking, CI）维护系统、维护支持系统（maintain support system, MSS）和道岔缺口监测系统，进行联锁系统与信号基础设备的运维^[3]。这种方式运维数据较为独立，数据的传输、处理与储存以单机和单系统为主，容易形成信息孤岛，数据的利用效率较低，无法实现各子系统间的联动分析，且对于系统内部与系统间的故障，无法进行精准定位与分析处理。

信号智能运维系统由传统的数据分离式管理转向数据集中式管理，数据量将爆发式增长，具备大数据的“4V”特征，即规模性（volume）、多样性（variety）、价值性（value）和高速性（velocity），使得传统的技术架构及路线已经难以高效地处理和存储如此海量的数据。以当前主流的城市轨道交通控制系统、基于通信的列车自动控制系统（communication based train control, CBTC）为例，系统将集中式管理 ATS、CI、DCS 及 MSS 等系统以及区域控制器（zone control, ZC）、车载控制器（vehicle on-board controller, VOBC）、计轴和轨旁电子单元（lineside electronic unit, LEU）等子系统的海量数据。MSS 系统会将信号基础设备的数据传输至智能运维系统，包含电源、外电网、道岔、轨道、继电器、站台与屏蔽门、转辙机及信号机等信号系统基础设施，系统数据流如图 1 所示。

以某信号厂商的 CBTC 产品为例，单线路实际运维数据量如表 1 所示。表中所计算的数据为原始

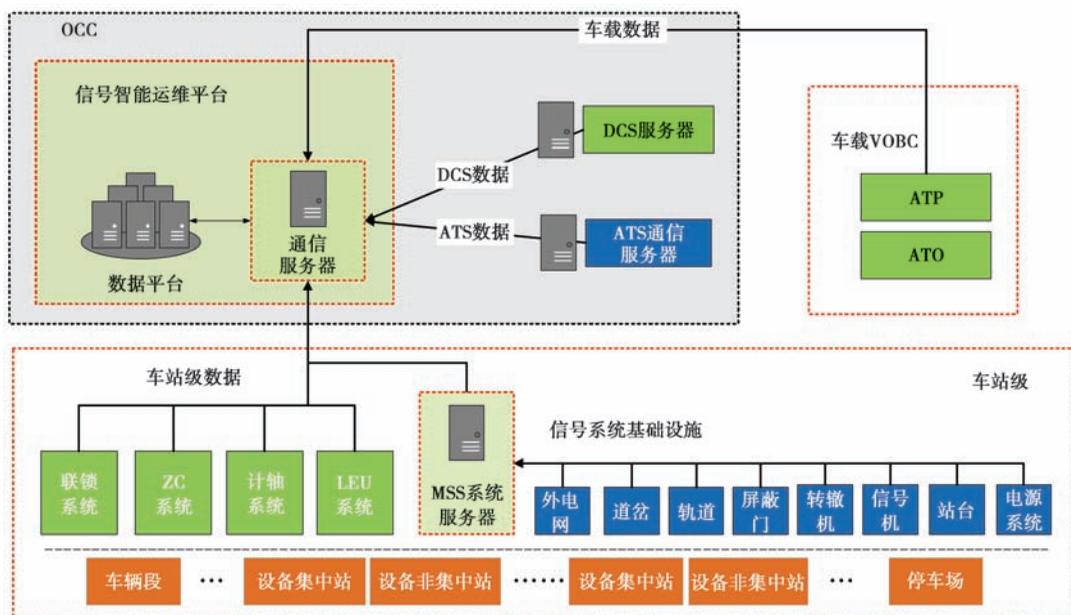


图 1 系统数据流
Fig. 1 System data flow

表1 某CBTC产品单线路实际运维数据量
Tab. 1 Actual operation and maintenance data volume of a single line of a CBTC product

设备类型	实时数据 (6个集中站, 50台车)	日志数据 (6个集中站, 50台车)	数据储存要求 (ATS 存储180天, VOBC 存储7天, CI/ZC/DMS/MSS/DCS 存储90天)
ATS	240 MB/天	11 GB/天	2 000 GB
VOBC	400 × 50 = 20 GB/天	1 × 50 = 50 GB/天	490 GB
CI	9 GB/天	9 GB/天	1 620 GB
ZC, DMS	4 GB/天	66 GB/天	5 310 GB
MSS	3 GB/天	—	270 GB
DCS	3 GB/天	—	270 GB
总计	约 39.25 GB/天	约 136 GB/天	约 10 TB

数据, 当进行解码明文后, 数据量级会更大; 同时; 信号系统基础设施的运维数据根据实际工程由不同的厂家提供, 未在表中进行估算。当系统扩大至线网级时, 数据量会随着线路条数成倍增长。

综上所述, 信号智能运维的数据集中式管理会导致数据规模呈指数型增长, 一方面反映了信号系统本身的复杂程度, 另一方面也显示出信号系统运维数据的复杂程度。智能运维的本质是使用分析理论和机器学习等方法来分析和处理各类设备产生的大量数据, 通过一定的策略和算法来进行智能化的监测、诊断与决策。为建立更快、更准确、更高效的信号系统智能运维体系, 实现智能运维的目标, 需要成熟的数据平台进行支撑, 而传统的单机式的数据平台已无法满足当前日益增长的数据量的需求。因此, 研究基于大数据技术的城轨信号智能运维数据平台, 解决系统在实际应用中面临的数据问题的需求已十分迫切。

2 智能运维数据平台研究

为解决城轨信号智能运维系统在实际应用中面临的数据问题, 本文设计了一种数据平台架构, 并提

出了数据采集与传输、数据存储及数据计算的解决方案。

2.1 数据平台架构

城轨信号智能运维系统数据平台架构如图2所示, 主要分为数据采集层、数据计算层、数据服务层和数据应用层。

2.1.1 数据采集层

数据采集是系统架构中最重要的一环。城轨信号智能运维系统的数据采集主要为实时数据采集和日志数据采集。实时数据采集, 指由各信号子系统及设备通过地铁维护网使用用户数据报协议 (user datagram protocol, UDP) 向通信组件集发送实时数据; 如需要解码, 则由解码组件集进行解析后, 按约定的数据格式写入 Kafka 队列。日志数据采集, 指各子系统按照日志格式的需求将数据转换成消息或落地成文件进行存储分析。

2.1.2 数据计算层

实时计算部分, 采用 Spark Streaming 和 Flink 组件直接从 Kafka 集群中消费队列的数据, 然后进行计算与处理, 并将处理结果发送到数据服务层的数据存

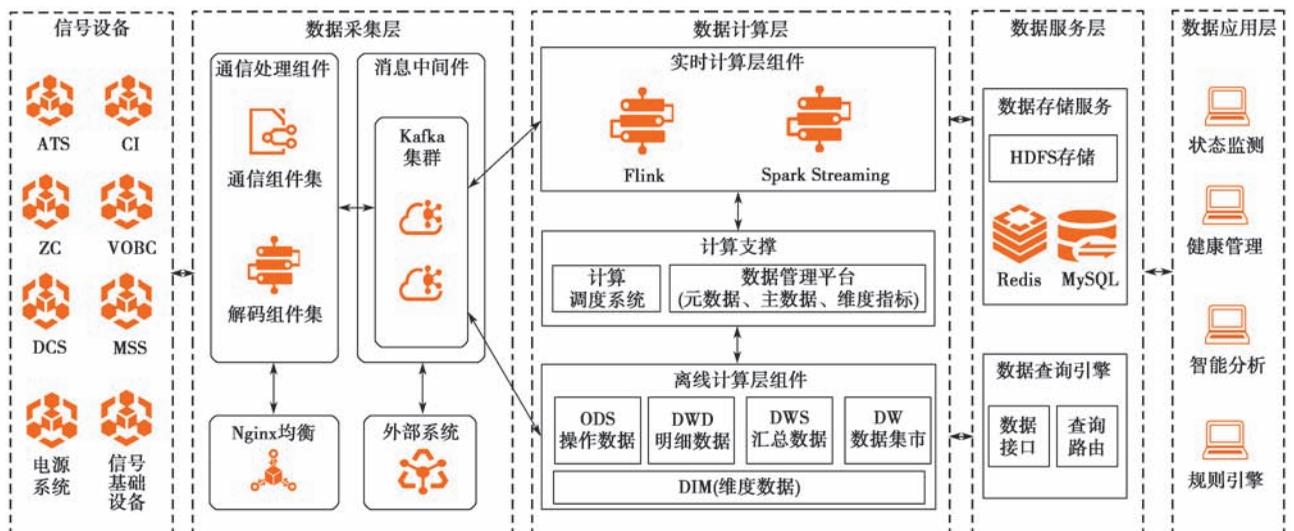


图2 智能运维系统数据平台架构

Fig. 2 Data platform architecture of the intelligent operation and maintenance system

储模块或写入 MySQL 给应用层使用。离线计算按照业界的标准分层处理，主要有操作数据层、明细数据层、汇总数据层和数据集市层。分层之后的计算脉络更清晰，便于支撑层对元数据、主数据、计算调度的管理。

2.1.3 数据服务层

数据服务层主要分为数据查询引擎和数据存储服务。查询引擎有两个职能，一是给应用层提供数据服务接口；二是对查询操作进行路由，保障查询的性能。城轨信号智能运维数据平台数据服务层的数据存储采用分布式文件系统，为了提升数据分析能力，将部分数据存储于 Redis 集群，业务数据库采用 MySQL。

2.1.4 数据应用层

数据应用层从数据服务层提供的数据接口获取数据，用于支撑信号智能运维系统的功能实现，主要包含状态监测、健康管理、智能分析、规则引擎及故障定位等模块。

2.2 数据采集与传输

数据采集是城轨信号智能运维系统数据平台的基石，其核心是保证数据的完整性、准确性和实效性。数据的完整性要求数据采集时尽可能搜集到足够多且完整的信息，在采集过程及预处理过程中都不能丢失数据。数据的准确性要求在数据采集过程中，不能因为预处理而导致处理后的数据与原始数据不一致，影响后续的分析决策。数据的实效性要求数据采集要做到实时或者准实时。城轨信号智能运维数据平台的通信服务组件构成如图 3 所示。

各设备实时数据发送周期如下：VOBC 系统的为 320 ms；ZC 系统的为 400 ms；CI 系统的为 160 ms；ATS 系统的为 5 s；MSS 系统的为 1 s；DCS 系统的为 1 s。部分信号基础设施的数据发送周期可自定义。由各子系统采用 UDP 协议向智能运维数据平台通信组件发送实时数据，各子系统的日志按需求转换成消息或落地成文件进行存储分析。同时，预留 Kafka 接口给外部系统（如地铁综合智能运维平台）使用。

城轨信号智能运维数据平台面临数据量高并发、数据发送周期不同、数据解码组件的处理速度无法跟上数据写入速度等问题。城轨信号智能运维数据平台采用 Kafka 消息队列，Kafka 是一个高性能、跨语言、分布式、发布与订阅消息队列的系统，消费者通过拉取的方式消费消息。城轨信号智能运维数据平台利用 Kafka 消息队列作为消息中间件，并使用多个 Kafka 消息队列集群。针对信号设备的不同子系统业务划分为不同的集群和 Kafka Topic，可提高信号设备各子系统运维数据写入的并发性能，提高系统吞吐量，方便数据处理程序进行消费处理，提高读的并发性能。Kafka 可以让信号设备子系统与子系统之间的耦合度大大降低，同时让系统之间的业务处理异步化，并且可以配置消息写入模式来降低丢失消息的风险，其是城轨信号智能运维数据平台实现最终一致性、可扩展性、高可用性的重要基石。

2.3 数据存储

根据城轨信号智能运维数据平台架构，可推导出数据平台存储架构，如图 4 所示。城轨信号智能运维数据存储架构分为业务存储、消息存储、离线存储、分析存储和应用存储；系统使用 MySQL 作为业务数据库；采用 Kafka 消息队列作为消息中间件进行消息存储；采用分布式文件系统（hadoop distributed file system, HDFS）进行离线存储；分析数据存储采用 ClickHouse，实时数据存储采用 Druid；应用存储采用 MySQL 或 Redis，服务于应用层。

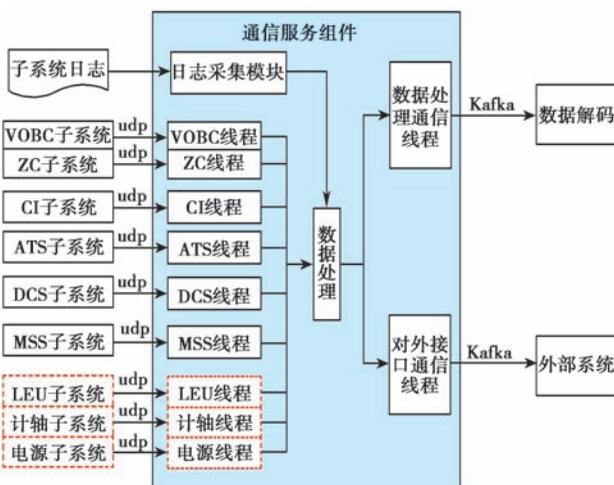


图 3 通信服务组件构成

Fig. 3 Composition of communication service components

按照《城市轨道交通基于通信的列车运行控制系统（CBTC）互联互通接口规范》^[5]规定，信号

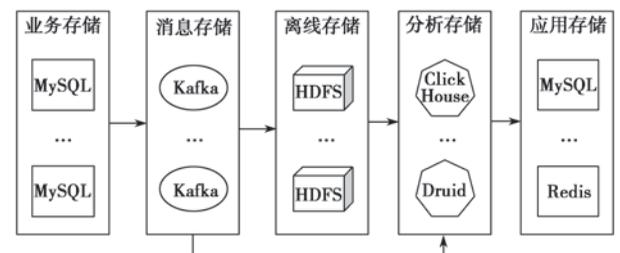


图 4 数据存储架构图

Fig. 4 Architecture diagram of data storage

随着系统应用时间的推移，数据规模会从 GB 上升至 TB 级别。以长沙地铁 3 号线为例，业主要求 ATS 的系统需要至少存储 180 天，车载 VOB 系统需要存储 7 天，CI/ZC/DMS/MSS 存储 90 天，原始数据量已在 10 TB 左右。在实际应用中，信号各子系统业务不断产生大量的原始数据，原始数据被分析和处理再加工、再存储后，数据规模和数据吞吐量将变得更为庞大，导致采用传统的单节点来存储已比较困难。传统的单点存储带来的问题如下：

- (1) 性能问题。由于数据量较大，系统的数据索引效率较低。
- (2) 成本问题。大型主机成本较高，导致硬件成本、运维成本、能耗成本增加。
- (3) 单点问题。传统存储由于没有采用分布式文件系统，当单块磁盘损坏时，将面临数据丢失的情况。

为解决上述问题，城轨信号智能运维系统数据平台的离线储存采用 HDFS。系统设置 3 个数据副本用于保证数据可用性，同时为了节约存储资源，采用特定的数据压缩算法来降低总体存储量。HDFS 采用中心总控式架构（图 5），包含 NameNode，DataNode 和 Client 这 3 个部分^[6]。各部分功能如下：

- (1) NameNode 集群的中心节点，用于管理整个文件系统的元信息。元信息主要包括 HDFS 目录树、文件副本数、文件到数据节点的映射关系和 DataNode 的操作。
- (2) DataNode 主要用于存储文件块、响应 Client 的文件读 / 写请求和执行文件块的创建、删除和复制操作。
- (3) Client 主要作用是在数据应用层与 HDFS 交互过程中提供面向应用的统一数据接口。

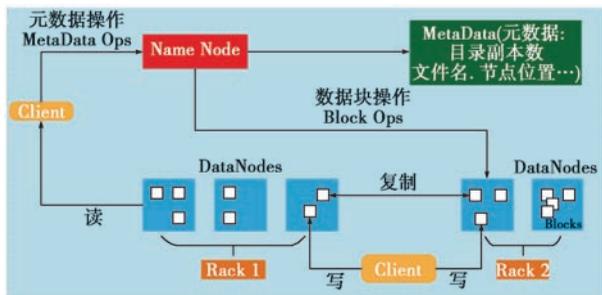


图 5 HDFS 架构
Fig. 5 HDFS architecture

城轨信号智能运维系统数据平台采用 HDFS 的优势如下：HDFS 具备储存节点错误检测和快速、自动恢复功能，解决了传统储存方式因硬件故障而导致数据丢失的问题；HDFS 提供数据访问的高吞吐量，

完美适配了城轨信号智能运维系统子系统多、数据杂、数据发送频率高的场景；HDFS 支持大规模数据集，一个单一的 HDFS 实例能支撑数以千万计的文件；HDFS 对硬件性能要求较低，降低了系统成本。HDFS 也存在部分不适用的场景：

- (1) 低延迟访问的场景。HDFS 主要针对系统吞吐量做了很多优化设计，而数据访问的实时性要求不高。
- (2) 储存大量小文件。
- (3) 多个写入以及随机修改的场景。

2.4 离线计算

城轨信号智能运维系统的核心功能模块包括故障预测与健康管理系统（prognostics health management, PHM）模块、日志分析模块及数据回放等，其功能的实现需要大量的数据计算支撑。以 PHM 模块为例，城轨信号智能运维系统基于数据采集、数据处理和状态检测模块处理后的设备状态数据，结合历史数据，采用建模和统计等方法，实现健康评估和故障预测，并提出维护建议^[7-8]。以日志分析为例，信号各子系统的日志数据十分庞大，日志分析模块常需要分析 GB 级别的数据，数据回放功能则需要加载某段时间内所有设备状态的历史状态数据。

从上述功能模块的需求可知，海量计算是上述系统功能实现的基础。城轨信号智能运维系统的离线计算组件由分布式计算模型 MapReduce 提供数据计算能力，整个计算分成 Map 和 Reduce 两个阶段^[9]，Mapper 与 Reduce 的任务执行过程如图 6 所示。

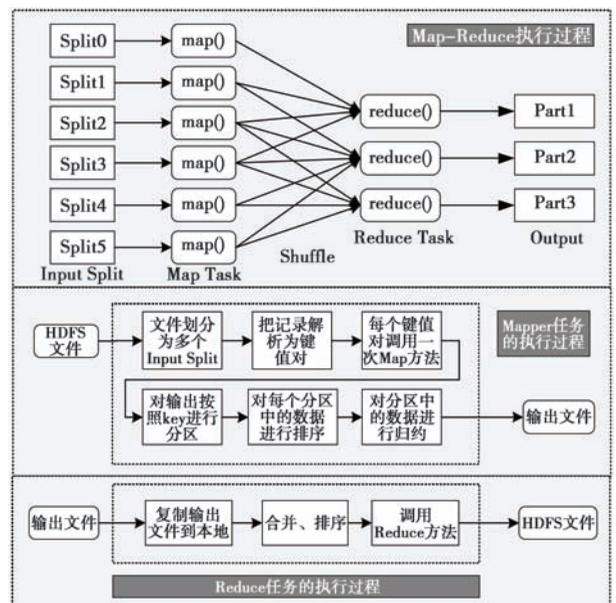


图 6 MapReduce 的执行过程
Fig. 6 Execution process of MapReduce

在 Map 阶段，并行处理输入数据。每个 Mapper 任务都是一个进程，读取 HDFS 中的文件，将文件解析为键值对 (key-value)，经过 Map 函数处理后，转换为新的键值对输出。

在 Reduce 阶段，对 Map 结果进行汇总。同样，每个 Reduce 任务都是一个进程，Reduce 任务接收 Mapper 任务的输出，处理后写入 HDFS。

2.5 实时计算

城轨信号智能运维系统的基础功能是可视化监测、设备报警与故障定位。可视化监测需要系统将收到的各子系统的实时数据经过清洗处理后在应用层展示。设备报警的实现逻辑是，由规则引擎对实时数据进行计算，将系统采集到的设备数据输入到针对各信号子系统设备设计的规则模型中，经过规则模型计算后产生输出结果，判定设备是否故障并对故障进行报警^[10]。报警产生后，系统会对数据进行分析，提供故障定位功能来辅助作业人员进行运行维护。对这些业务功能来说，数据的特点是随着时间的流逝，数据价值不断降低，提高数据处理速度和保证数据实时性是极其重要的。为解决计算的实时性、准确性和响应速度问题，城轨信号智能运维系统数据平台的实时计算组件采用 Spark Streaming 和 Flink。

Spark Streaming 是一个对实时数据流进行高通量、容错处理的流式处理系统。城轨信号智能运维数据平台可视化监测采用 Spark Streaming，从 Kafka

数据源获取信号设备的实时数据；采用高级函数对数据进行复杂的数据计算和图形计算，并将结果输出给数据服务层，由数据应用层将设备实时状态展示在系统上。

城轨信号智能运维系统通过设计逻辑语句解释器来实现故障规则引擎。故障规则由条件和动作两部分组成，规则引擎的输入端是一系列规则(称为“规则执行集”)和数据对象^[11]，针对不同子系统和业务场景提供的模型输入端均不相同。Spark 在流处理的实时性方面具有一定的局限性，而 Flink 是一个针对流数据和批数据的分布式处理引擎，其处理的数据主要是流数据，非常适用于规则引擎和故障定位的场景^[12]。Flink 包含的主要模块有 Data Source, Transformations 和 Data Sink。其中，Data Source 就是要进入 Flink 处理的数据，如 HDFS, Kafka 中的数据；Transformations 根据实际业务进行计算和转换；Data Sink 是 Flink 处理完的数据，即输出数据。图 7 示出 ZC 系统的列车移动授权 (movement authority, MA) 回撤故障定位案例。ZC 系统发生此项报警时，系统通过 Kafka 队列将数据 (ZC 数据、计轴数据、道岔数据、联锁数据、信号机数据及列车数据) 传入 Flink 形成数据源，由 Transformations 模块根据规则引擎提供的规则进行计算和转化。计算过程完成后，由 Data Sink 模块将故障定位数据输出至应用层。

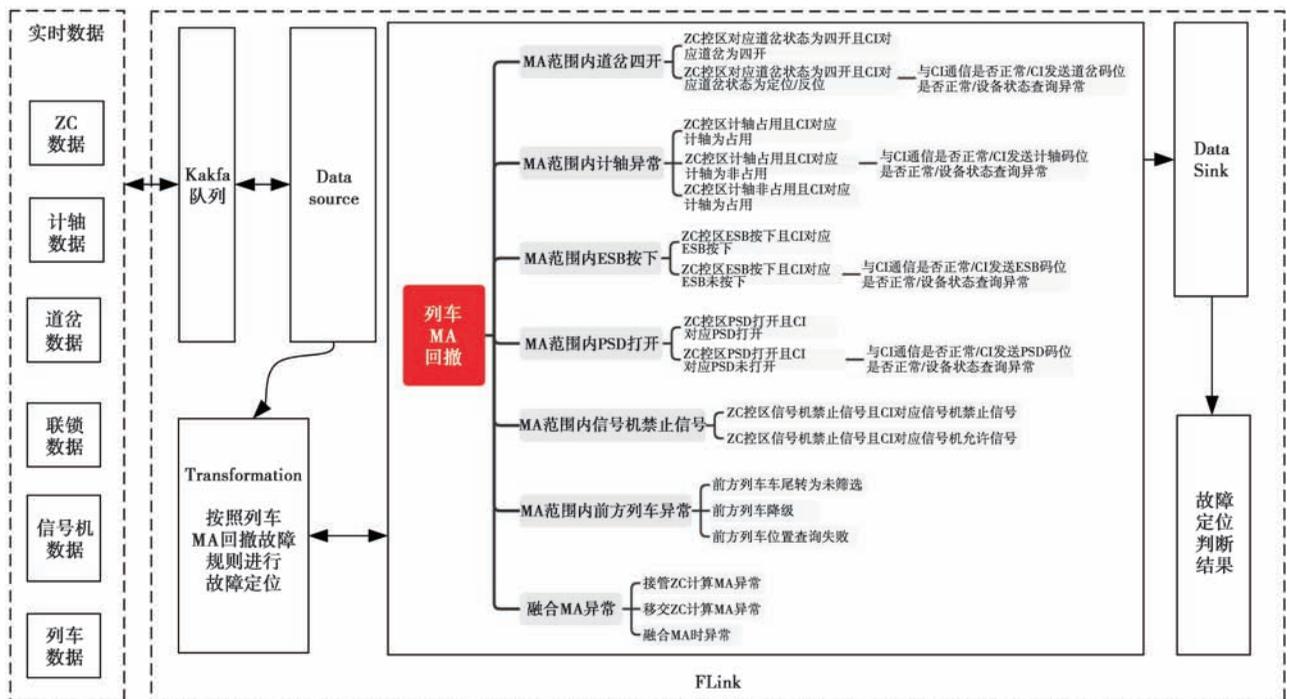


图 7 ZC 系统列车 MA 回撤故障定位
Fig. 7 Fault location of train MA fallback in ZC system

3 系统应用

城轨信号智能运维系统数据平台利用大数据技术生态实现了对各信号子系统与信号基础设施海量数据的采集、存储、分析和处理，其通过数据平台的数据采集层、数据存储层、数据服务层和数据应用层4层架构支撑业务系统的应用，是实现系统可视化监测、健康管理、智能分析、规则引擎等核心模块的基础设施^[13-14]。与传统的数据平台架构相比，本数据平台在数据采集与利用效率、离线计算与实时计算效率、储存可靠性、吞吐量和成本方面更具优势。

以本系统在某城轨线路上的试点部署情况为例，信号智能运维数据平台采用5节点结构。单节点配置如下：（1）CPU，数量2，型号为英特尔4110处理器；（2）内存，数量8，容量为16 GB，速率为2 133 MT/s；（3）硬盘，容量为16 TB，转速为7 200 RPM。该数据平台性能如下：

（1）从运行效果来看，由其支撑的业务核心模块均能稳定快速运行。数据采集方面，在系统运行状态和维护网网络状态正常情况下，数据采集丢包率较低，可视化监测从接收数据到处理完毕的时间不超过1 s。

（2）数据计算分析方面，典型报警从设备产生

至系统显示时间不超过1 s，典型故障定位时间不超过5 s，单个设备数据回放加载时间不超过10 s，系统级数据回放加载时间不超过15 s，故障规则引擎每5 s运行一次，始终稳定运行。

（3）存储方面，单个硬件节点故障不会引起数据的丢失和系统的瘫痪，系统吞吐量高，且成本较传统单节点相对较低。

（4）从系统本身可靠性来看，城轨信号智能运维数据平台对系统服务有效性起到了保障，平均故障间隔时间（MTBF）、平均修复时间（MTTR）和系统可用性（Availability）等指标均优于传统架构。

以实验室仿真测试数据为例（5节点），测试监测项点数量约为10万个，测点信息如表2所示，单次测点数据处理分析性能对比、队列性能和平台吞吐量及IO性能如图8所示。从结果看，在主要性能指标方面，智能运维数据平台均优于传统单机数据平台：

（1）数据处理方面，传统单机平台单次处理时间约为12 851 ms，智能运维数据平台处理时间为2 672 ms，处理效率提高约4.8倍。

（2）队列性能方面，传统数据平台生产数据吞吐量约为26.7 Mb/s，消费数据吞吐量约为79.4 Mb/s；

表2 实验室仿真监测项点信息

Tab. 2 Laboratory simulation monitoring item informations

序号	子系统类别	数据类别	数据周期	设备数量/台	测点估算/个	1 s内测点总数/个
1	VOBC	列车告警信息	320 ms	30	54	4 860
2	VOBC	列车状态信息	320 ms	30	48	4 320
3	VOBC	列车运营信息	400 ms	30	76	6 840
4	VOBC	设备状态信息	400 ms	30	48	4 320
5	VOBC	ATO运营信息	400 ms	30	27	2 430
6	ZC	ZC实时状态信息	400 ms	10	19	570
7	DSU/DMS	实时状态信息	400 ms	1	15	45
8	ATS	版本信息	1 s	200	1	200
9	ATS	站场信息	1 s	200	200	40 000
10	ATS	设备状态	1 s	200	10	2 000
11	CI	设备信息	160 ms	10	33	1 980
12	MSS	模拟量监测交互	1 s	100	100	10 000
13	MSS	开关量监测(交互)	1 s	100	100	10 000
14	DCS	网络设备信息	1 s	500	10	5 000
15	电源系统	电源屏、UPS、电池信息	1 s	100	50	5 000



图8 智能运维数据平台与传统数据平台性能对比

Fig. 8 Performance comparison between intelligent operation and maintenance data platform and traditional data platform

智能运维数据平台生产数据吞吐量为 104.9 Mb/s, 消费数据吞吐量为 203.2 Mb/s; 整体效率提升约 2.9 倍。

(3) 数据读写方面, 智能运维数据平台吞吐量与 IO 性能在写数据时分别为 279 Mb/s, 313 Mb/s; 读数据时分别为 442 Mb/s, 863 Mb/s。

4 结语

本文研究了一种基于大数据技术的城轨信号智能运维数据平台, 与既有的数据平台架构相比, 其在数据采集、数据储存、数据实时和离线计算等方面均具备一定的优势, 平台的主要性能指标均能满足当前城轨信号智能运维系统的应用需求。但与此同时, 平台本身的开发周期长, 技术难度高, 迭代成本较高且工程实施与后期维护的专业性要求也较高。如何解决数据平台低成本迭代与降低工程实施与运维成本更需进一步地深入研究。

总体来说, 该数据平台具备数字化、标准化、智能化的基本特征, 其作为基础设施组件, 支撑了城轨信号智能运维系统的应用, 进而构建运、检、修一体化的城市轨道交通信号设备智能运维服务体系, 促进信号设备运维由传统的计划修向状态修转型, 为城市轨道交通信号设备运维工作的降本增效奠定了基础。通过本数据平台的应用, 信号智能运维的数据采集、储存、分析和处理效率逐步提高, 数据平台成本明显下降。随着《中国城市轨道交通智慧城轨发展纲要》的全面落实, 该数据平台在信号系统领域之外, 也可以提供给城轨供电、车辆、AFC、车站机电等系统进行多专业综合应用, 同时通过对数据平台的进一步挖掘, 结合物联网、人工智能及 5G 通信等技术的联合应用, 可进一步提升运维系统的智能化程度, 达到真正的运维智能化。

参考文献:

- [1] 中国城市轨道交通协会. 中国城市轨道交通智慧城轨发展纲要[J]. 城市轨道交通, 2020(4): 8-23.
- [2] 施聪. 城市轨道交通通信信号专业的智能运维系统[J]. 城市轨道交通研究, 2020, 23(8): 172-176.
SHI C. Communication and Signal Intelligent Operation and Maintenance System in Urban Rail Transit[J]. Urban Mass Transit, 2020, 23(8): 172-176.
- [3] 方光华. 城轨信号智能运维系统研究[J]. 机车电传动, 2021(2): 92-99.
FANG G H. Research on signal intelligent operation and maintenance system of Urban Rail[J]. Electric Drive for Locomotives, 2021(2): 92-99.
- [4] 陆鑫源, 朱莉, 张郁, 等. 城市轨道交通信号智能运维系统应用与实践[J]. 铁道通信信号, 2020, 56(3): 82-86.
LU X Y, ZHU L, ZHANG Y, et al. Application and practice of urban rail transit signal intelligent operation and maintenance system[J]. Railway Signalling & Communication, 2020, 56(3): 82-86.
- [5] 中国城市轨道交通协会. 基于通信的列车运行控制系统(CBTC)互联互通接口规范 第7部分: 信号各子系统与维护支持系统(MSS)间接口: T/CAMET 04011. 7-2018[S]. 北京: 中国城市轨道交通协会, 2018.
- [6] 李毅. 基于Hadoop平台的局部线性嵌入算法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2011.
LI Y. The Research of Locally Linear Embedding Algorithm Based on Hadoop Platform[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2011.
- [7] 陈志强, 陈旭东, José Valente de Olivira, 等. 深度学习在设备故障预测与健康管理中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 209-229.
CHEN Z Q, CHEN X D, José Valente de Olivira, et al. Application of deep learning in equipment prognostics and health management[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 209-229.
- [8] 段亚美, 戴翌清, 王历瑛. 基于智能运维系统的地铁信号设备维护管理研究[J]. 铁道通信信号, 2020, 56(4): 88-91.
DUAN Y M, DAI Y Q, WANG L K. Study on Maintenance Management of Metro Signalling System Based on Intelligent Operation and Maintenance System[J]. Railway Signalling & Communication, 2020, 56(4): 88-91.
- [9] 陈艳金. MapReduce模型在Hadoop平台下实现作业调度算法的研究和改进[D]. 广州: 华南理工大学, 2011.
CHEN Y J. The MapReduce Model Research and Improvement of Job Scheduling Algorithm in Hadoop Platform[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2011.
- [10] 刘晓亮. 地铁信号系统智能运维方案设计[J]. 城市建设理论研究(电子版), 2019(5): 145-146.
LIU X L. Design of intelligent operation and maintenance scheme for Metro Signal System[J]. Research on Urban Construction Theory(electronic version), 2019(5): 145-146.
- [11] 刘可安, 戴计生, 徐海龙. 城轨车辆关键部件状态修技术与系统解决方案[J]. 机车电传动, 2020(4): 1-7.
LIU K A, DAI J S, XU H L. Condition Repair Technology and System Solutions for Key Components of Urban Rail Vehicles[J]. Electric Drive for Locomotives, 2020(4): 1-7.
- [12] 詹炜. 基于深度学习的城市轨道交通车辆智能诊断系统研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2019.
ZHAN W. An Intelligent Diagnosis System of urban rail transit vehicle based on deep learning[D]. Nanjing: Nanjing University of science & technology, 2019.
- [13] 张君艳, 董娜, 彭伟, 等. 大数据平台在电力企业中的应用[J]. 河北电力技术, 2016, 35(1): 53-55.
ZHANG J Y, DONG N, PENG W, et al. Application of Big Data Platform in Electric Power Enterprise[J]. Hebei Electric Power Technology, 2016, 35 (1): 53-55.
- [14] 杨刚, 杨凯. 大数据关键处理技术综述[J]. 计算机与数字工程, 2016, 44(4): 694-699.
YANG G, YANG K. Summary of Big Data Key Processing Technology[J]. Computer & Digital Engineering, 2016, 44(4): 694-699.