

基于 Hadoop 平台电力数据服务匹配查询性能研究

滕爱国,单新文,王鹏飞,陶晔波,闫 龙,顾玉皎

(国网江苏省电力有限公司,江苏 南京 210016)

摘 要:电网大数据的数据结构复杂、种类繁多,除传统的结构化数据外,还包含大量的半结构化、非结构化数据,如服务系统的语音数据,检测数据中的波形数据、直升机巡检中拍摄的图像数据和地理信息数据等。针对电力大数据的复杂性和地理图数据在服务匹配查询中困难的问题,提出一种基于描述逻辑的匹配模型,该模型描述逻辑包括 TBox 和 ABox,其方法是将个体和整体分开进行量化。在匹配用户输入本体数据库时,该模型采取正式化信息域作为类和实例,同时基于 RDF 框架的描述逻辑将结构化数据转换为 DL。该模型通过 Hadoop 组件生成 SPARQL 查询语言,然后查询语言与 MongoDB 匹配输出查询处理结果。最后基于实际数据进行大量对比实验,结果证明了该模型提供了最小的搜索时间和最佳的匹配准确度。

关键词:电网大数据;Hadoop;查询;服务匹配;RDF

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2020)09-0182-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2020.09.033

Research on Matching Query Performance of Power Data Service Based on Hadoop Platform

TENG Ai-guo, DAN Xin-wen, WANG Peng-fei, TAO Ye-bo, LYU Long, GU Yu-jiao

(State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210016, China)

Abstract: The data structure of power grid big data is complex and diverse. In addition to the traditional structured data, it also contains a large amount of semi-structured and unstructured data, such as voice data of service system, waveform data in detection data, image data and geographic information data that helicopter captured. Aiming at the complexity of power big data and the difficulty of geographic map data in service matching query, we propose a matching model based on description logic, including TBox and ABox, which is to quantify the individual and the whole separately. When matching the user input ontology database, the model takes the formalized information domain as a class and instance, and converts the structured data into DL based on the description logic of the RDF framework. It generates a SPARQL query language through Hadoop components, and then the query language matches MongoDB to output query processing results. Finally, a large number of experiments are carried out based on actual data. It is showed that the proposed system model provides the minimum search time and the best matching accuracy.

Key words: grid big data; Hadoop; query; service matching; RDF

0 引 言

随着电力信息化的推进和智能变电站、智能电表、实时监测系统、现场移动检修系统、测控一体化系统以及一大批服务于各个专业的信息管理系统的建设和应用,电力系统的数据的规模和种类快速增长,这些数据共同构成了智能电力大数据^[1]。这些电力系统大数据不仅包括电力设备的运行状态参数数据,也包含了电力设备台账、电力系统周边气象环境、设备所处的地理信息等相关数据。由于电力系统大数据的数据量大、涉及的结构类型多、数据增长快的特征,传统的大

数据存储技术已经无法适应电力系统大数据环境下的存储查询需求,目前国内外研究者主要是基于 Hadoop 平台的分布式文件系统为海量数据提供服务匹配查询^[2-7]。当前不少研究是将语义网思想引入大数据处理能力的云计算 Hadoop 技术^[8-9],其主要针对 Hadoop 平台的 RDF 数据存储和服务匹配查询方法。RDF 是用于语义 Web 数据管理的定向标记图和数据模型,RDF 的每个语句都将主语,谓语和宾语表示为三元组,表示用于创建 SPARQL 查询。创建 SPARQL 查询语言并与 URI 匹配并生成新的 RDF 图,对于新的 RDF

收稿日期:2019-10-28

修回日期:2020-03-04

基金项目:国家电网公司科技项目资助(SGZJ0012,SGJS0000CWYJ18003531600314)

作者简介:滕爱国(1974-),男,硕士,高级工程师,研究方向为大数据、数据库。

图,将创建 SPARQL 查询并执行 MapReduce 作业描述逻辑^[10-13]。此外部分研究首先通过定义相关概念来表示应用程序域的知识域,然后使用概念来指定域中发生的对象和个体的属性^[13-16]。为了减少存储在 HDFS(Hadoop 分布式文件系统)中的电力数据集,当前主要研究使用了 MapReduce 框架^[17-19]。部分研究是通过资源描述框架(RDF)存储和表示数据的有效模型,其使用 RDF 框架将结构化数据转换为机器可读形式^[20-22]。但是由于电力市场数据数据结构复杂、种类繁多,除传统的结构化数据外,还包含大量的半结构化、非结构化数据,如服务系统的语音数据,检测数据中的波形数据、直升机巡检中拍摄的图像数据等。提取用户输入的准确信息是电力大数据中信息匹配检索系统的主要缺点和难点。

为了克服匹配问题,文中基于描述逻辑提出一种匹配模型,该模型的描述逻辑包括 TBox 和 ABox,其模型将个体和普遍分量化。该模型可以匹配用户输入本体数据库,并能正式化电力信息域作为类和实例。DL 结构化数据和非结构化信息格式通过 Hadoop 处理以获得最佳格式匹配服务平台,SPARQL 查询用于查询存储在 Mongoddb 中的数据进行匹配处理查询。文中提出的匹配系统在查询响应时间方面有所改进,在迭代时间上大幅度降低。

1 Hadoop 和 MapReduce

为了有效地处理和存储大量 RDF 数据,文中使用了 Hadoop 框架。Hadoop^[12]是一个开源实现,支持跨商品服务器集群分布式处理大型数据集。它能够连接和协调集群内的数千个节点。Hadoop 框架有两个组件,如 HDFS^[6]和 MapReduce^[13]。Hadoop 平台生态系统包括两部分:分布式存储和并行计算机。Hadoop 系统平台主要使用名字节点作为分布存储的主控节点,其目的用名字节点来存储和管理分布式文件系统的元数据。Hadoop 系统使用数字节点作为实际存储大规模数据的从属节点,每个从属节点存储实际的电力大数据。在并行分布计算架构上,Hadoop 系统使用 JobTracker 作为 MapReduce 的并行计算框架主控节点,其目的用来管理、调度作业的执行。MapReduce 的并行计算框架是基于 HDFS 之上建立的,其框架包含一个 JobTracker 和若干 TaskTracker。

为了提高大数据处理的效率,Hadoop 系统首先让每个 TaskTracker 处理存储在本地数字节点的数据。MapReduce 是 Hadoop 平台的最核心的组件之一。MapReduce 技术是采用对数据“分而治之”的策略实现并行化处理。每一个 Map 的任务根据不同的键值对产生新的键值对,然后将这些新产生的键值对传递

给 Reduce,之后再由每个 Reduce 根据所提出的需求分别执行相应的任务,最后,Hadoop 系统汇总所有 Reduce 任务的数据结果。Hadoop 平台的主控节点主要负责作业的调度和处理,同时将任务进行分割和分配从属节点,和重新启动已经失败的任务等各种工作。从属节点与数据节点一般都是配置在同一个节点上,其主要目的是负责执行 JobTracker 分发下来的任务和管理各自节点上的任务,并与 JobTracker 进行交互通信。任务一般分为 Map Task 和 Reduce,且由 TaskTracker 启动。JobTracker 与 TaskTracker 是通过心跳进行实际通信的。

使用 DataNode 创建并与 NameNode 匹配的 SPARQL 查询,并生成 RDF 图。为 RDF 图创建 SPARQL 查询语言,并从 HDFS 中检索数据。Gapstetep 有两个节点,如主节点和工作节点^[5]。主节点拆分数据并分配数据 keyvalue 对。主节点选择空闲工作器并为每个工作服务器分配一个映射任务以设置 HDFS 专为数据存储而设计,MapReduce 用于数据处理。MapReduce 用于执行 SPARQL 查询并在大量节点上提供并行处理以简化数据^[11]。将密钥值对对发送回主节点。主节点存储有关数据位置的详细信息。Reduce 函数采用中间键值对,并缩减为较小的解。基于较小的解决方案,再次创建 SPARQL 查询语言^[15-16]。

2 基于描述逻辑服务匹配架构模型

本体是通过概念之间的交互关系来进行描述概念的一种语义,也是一种能够有效表达概念层次结构和语义的模型。目前本体模型广泛应用于计算机科学的各个领域。最近几年国内外主要流行的本体语言有很多种,但是每种流行的本体语言各有其不同特点,在这些流行的本体语言中以 W3C 最为代表性。目前 OWL 是 W3C 的最新标准。OWL 语言主要分为三个子语言,分别是 OWL-Lite、OWL-DL 和 OWL-Full。其中 OWL-DL 是基于 DL 的语言,OWL-DL 不同可以用来自动推理,而且也可以用来判别本体中的分类层次和概念的一致性,其表达能力最为丰富。

文中基于描述逻辑提出一种服务匹配架构模型,如图 1 所示。该架构包括用于存储和查询 RDF 数据的几个组件。描述逻辑基于 RDF 框架的格式将结构化数据转换为 DL。处理结果通过 Hadoop 组件生成 SPARQL 查询语言,查询语言与 Mongoddb 匹配输出处理结果。在该体系模型结构中,转换用户输入非结构化的数据是通过匹配用户输入来构造本体数据库并将信息形式转化为类。用户输入通过匹配转换为结构格式用户输入,并以本体数据库形式化信息作为类和实

例。模型中的说明语言转换器使用 TBox 和 ABox 来描述概念定义,包含和断言。OWL DL 公理是基于

RDF 框架来形式化数据,同时基于 Hadoop 框架存储和查询 RDF 数据。

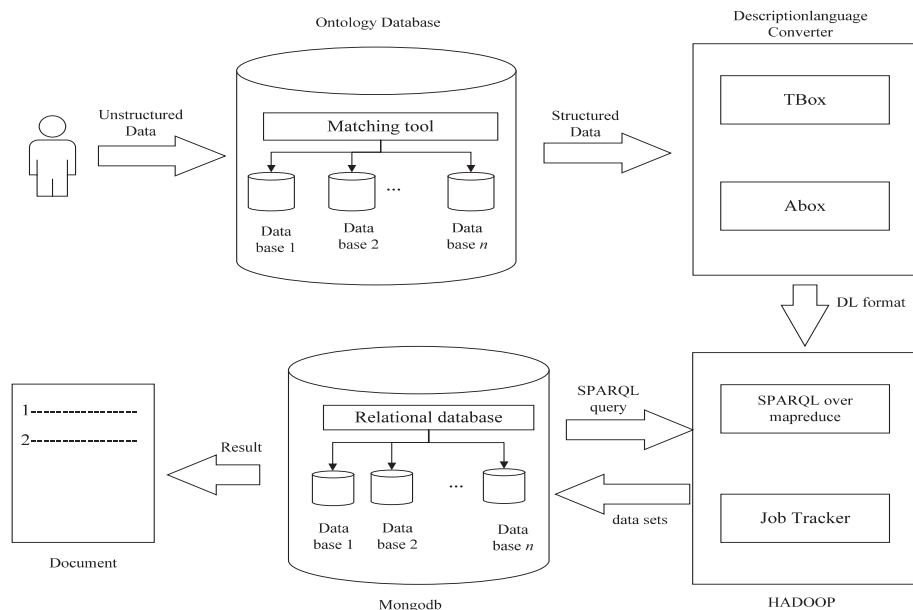


图 1 基于描述逻辑的服务匹配模型架构

通常描述逻辑表示知识库主要是由 TBox 和 ABox 两部分组成。其中 TBox 主要定义了特定知识领域的结构和包含一系列公理,包括通过已有概念构成新的概念。而 ABox 则主要包含 TBox 中概念的实例。一般来说 TBox 具有分类的能力,而 ABox 主要是将与 TBox 中的类相对应的实例写入,其所建立的实例必须符合 TBox 中类设计的限制和属性。一般来说这些类的实体称为实例,主要因为这些实例能够将原来只具有概念的架构,组合成具体实体知识关系的架构。其中 TBox 可以描述领域结构的公理的集合引入概念的名称,例如表示类(一元谓词) $\{x \mid \text{Byaqi}(x)\}$ 。此外 TBox 还可以声明包含关系的公理(属性,二元谓词) $\{ \langle x, y \rangle \mid \text{Byaqi}(x, y) \}$ 。ABox 描述具体清晰的公理:例如表达一个对象是否属于某一个概念 $b: C \text{ or } C(b)$, $\text{Byaqi}(\text{Tom})$ 表示 Tom 是一个变压器,也可以用 Tom:变压器表示, ABox 关系断言:表示两个对象是否满足一定的关系 $\langle a, b \rangle: R \text{ or } R(a, b)$ 。

HBase 平台是采用与传统关系数据库类似的表概念来表达,在 HBase 中 HTable 行键是行的唯一标志符, HBase 数据库对行键提供与 B+ 树类似的高效索引^[14]。由于三元组所表达的三个成分的谓词数量比较少,如果在实现过程中不进行切分,容易导致以谓词作为 HTable 的行键的表过宽,最终导致列名和值进行匹配耗时,从而影响 HBase 数据库的查询效率。因此在实际实现中将每个谓词对应两张 HTable, 这样以谓词的三元组主语/宾语作为行键,另外的一成分为列名。这样做的好处是,对固定的三元组谓词进行查询的时候,能快速匹配出结果,但对于谓词不固定的三元

组,不得不需要遍历所有的数据表,导致匹配的速度变慢。为了解决这个问题,文中在上述基础上增加 CP_O、PO_C 和 OC_P 三张索引表,目的是加速响应不固定的三元组谓词匹配,从而达到快速匹配效果。谓词表行的结构采用如下表达方式。

```
Row Key: 主体 1 {
Column 变压器 {
Column: 客体 1
Column: 客体 2
Column: 客体 3
...
}
```

文中在 CP_O 表行结构中采用如下形式表达,即把主语和谓词的有序对作为行键对。其中 PO_C 和 OC_P 的表结构与 CP_O 类似。

```
Row Key: ( 主体 1, Predicate1 ) {
Column 变压器 {
Column: 客体 1
Column: 客体 2
Column: 客体 3
...
}
```

3 实验

3.1 实验环境和实验设置

采用 Hadoop2.6 和 HBase2.0 版本在五台 PC 机 (Intel 酷睿核 CPU, 内存 8 GB) 上进行实验,将 Hadoop

作为运行平台, HBase 用来存储 RDF 数据。实验基于电力网地理数据集。生成了地理数据集, 并将 RDW 模型中的本体类型以 OWL 格式表示。收集了 9 个 RDF 类和 14 个属性, 收集数据集的 RDF 三元组以表示 OWL-DL 格式。来自用户的查询用 OWL 表示以找到语义关系。出于实验的目的, 使用 SPARQL 查询语言。这是因为实验测试了使用本体匹配为查询提取准确信息的性能。用于评估的示例查询显示如表 1 所示。

表 1 中, 电力地理数据集拆分大小可提高使用复制模型的 Hadoop 性能。SPARQL 查询的大量三元组作为文件存储在 HDFS 中, 并且使用了更多的空间。实验基于信息检索 (IR) 的语义搜索。在搜索引擎中, IR 基于关键字并返回不太相关的文档。提出的搜索方法是使用本体匹配技术和 MapReduce 来开发信息检索的有效查询。该模型通过应用 MapReduce, 本体模型基于语义相似性给出相关的 RDF 数据集。可以在特定的 reducer 中加入相关的 RDF 数据集, 因此, 在搜索引擎中准确地检索相关信息以用于用户输入。三个查询分别作用在三元组 250 K, 1 M, 5 M, 及其相对应的 RDF 数据 37 M, 158 M, 782 M。文档分别是 11, 43, 202, 每个文档的行数是 25 000。

表 1 查询集

编号	查询	形状
第一个	SELECT ? x WHERE { ? x geog:hasCapital ? y }	点
第二个	SELECT ? s ? p WHERE { ? s geog:isLowestPointOf geog:Assam. }	点
第三个	SELECT ? m ? p WHERE { ? p rdf:type ex:Park. ? m rdf:type ex:Monument. geog:within ? p }	图

上述最佳分割尺寸地理数据集, 以减少文本数据的大小。第一列表示查询, 第二列表示三元组的集合。作为三倍数大小增加 RDF 数据大小, 文档和行每个文档的大小也会增加。三倍大小为 250 K, 1 M 和 5 M, 提供了 25 000 英寸的一致结果。观察到文件的分割大小减少了响应查询的时间。

3.2 实验结果与分析

实验基于语义搜索信息检索 (IR)。在搜索引擎中, IR 基于关键字和返回不太相关的文件。该模型的搜索方法是使用本体匹配技术和 MapReduce 开发高效查询信息检索。通过应用 MapReduce, 本体模型给出了基于语义相似性的相关 RDF 数据集。可以加入相关的 RDF 数据集在特定的减速机中, 因此, 相关信息是在搜索引擎中准确检索用户输入。

3.2.1 查询处理的迭代时间

为电力地理数据集生成了 SPARQL 查询, 并以秒为单位计算了迭代时间。在图 2 ~ 图 4 中, X 轴表示数据格式, Y 轴表示以秒为单位的迭代时间。对于 X 轴, 有四列分别显示非结构化数据格式, OWL 格式, OWL-DL 和 OWL-DL 与 Hadoop 实现的结果。实验中, OWL 和 OWL-DL 计算迭代时间基于 SPARQL 查询中的三元组数。在图 2 中, 非结构化数据格式的后续迭代需要 9.3 秒, 而使用 Hadoop 的 OWL-DL 需要 0.5 秒。图 2 和图 3 中的结果表明, 非结构化数据格式提供了最差的迭代时间, 而使用 Hadoop 的 OWL-DL 提供了最佳的迭代时间。在图 4 中, 查询大小增加, 第 1 列中的后续迭代时间为 591.5 秒, 第 4 列为 123.4 秒。观察到 OWL-DL 与 Hadoop 的性能在大型地理数据集中也很有效。查询 Q4 中的 FILTER 条件减少了图 4 中的迭代时间, 并且提高了性能。因此, 这些结果表明, 带有 Hadoop 的 OWL-DL 为地理数据集提供了最佳的迭代时间。

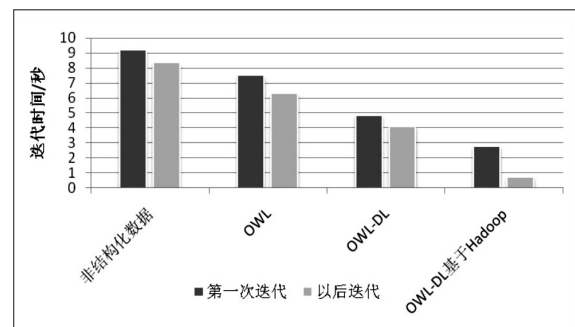


图 2 第一个查询的迭代时间

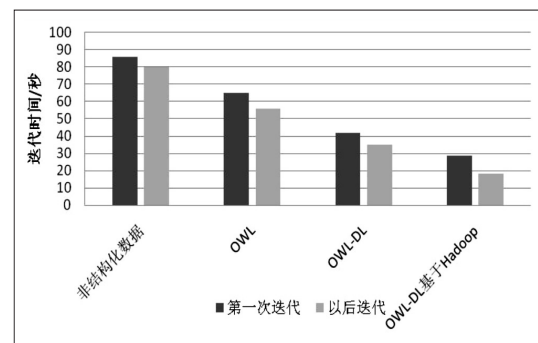


图 3 第二个查询的迭代时间

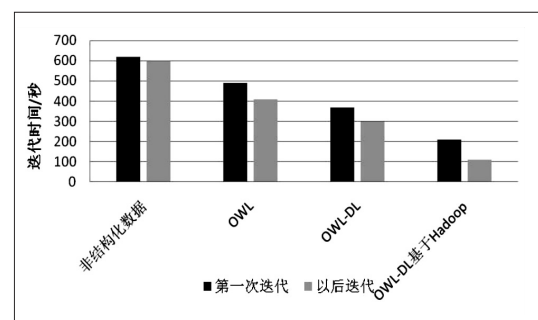


图 4 第三个查询的迭代时间

3.2.2 查询处理的响应时间

测量了电力地理数据集的不同 SPARQL 查询的响应时间。在图 5 ~ 图 7 中, X 轴表示数据格式, Y 轴表示以秒为单位的响应时间。该实现显示了不同数据格式的性能比较, 以秒为单位。MapReduce 在 OWL-DL 中与 Hadoop 一起使用, 以减少数据集并提供最佳响应时间。

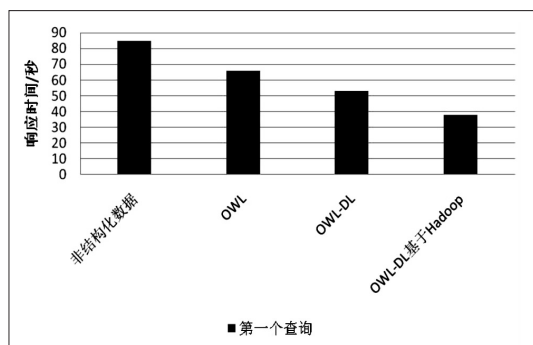


图 5 第一个查询的响应时间

在图 5 中, 非结构化数据格式需要 80.3 秒, 而带有 Hadoop 的 OWL-DL 需要 39.1 秒。结果表明在使用 Hadoop 的 OWL-DL 中实现了有效的查询处理, 并且与其他格式相比, 响应时间较短。

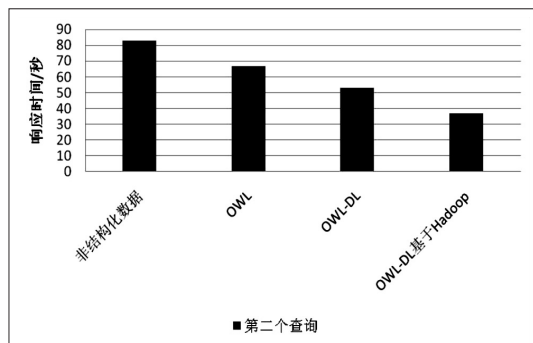


图 6 第二个查询的响应时间

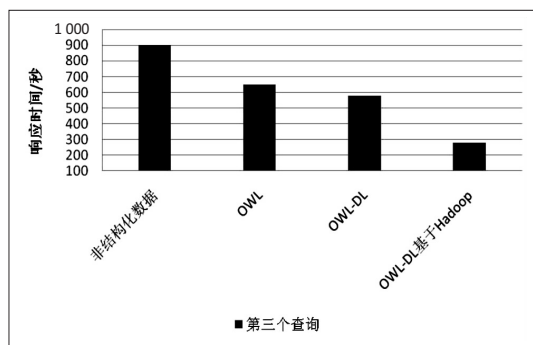


图 7 第三个查询的响应时间

图 6、图 7 显示每个 SPARQL 查询的查询时间因线性大而增加, 因为大型 RDF 数据集显示了使用 Hadoop 的 OWL-DL 中的最佳响应时间。观察到 X 轴的第一列显示最差响应时间, 最后一列显示最佳响应时间。带有 Hadoop 的 OWL-DL 使用 MapReduce 并减少不需要的数据集。

3.2.3 查询地理数据集的运行时间

电力地理数据集的查询运行时间基于三元组的数量计算。表 2 显示了从地理数据集收集的不同数量的三元组的查询时间。第一列表示三元组的数量, 范围在 1 200 万到 6 000 万之间。第 2 列到第 6 列表示来自表 1 的 5 个选定查询并计算运行时间。查询 Q1 很简单, 120 万次三重奏需要 67.4 秒, 1 200 万次传输需要 242.8 秒。由于查询大小的增加, 查询 Q5 花了 68.5 秒到 220.8 秒。观察到三元组的数量增加了, 回答查询的时间也增加了。

表 2 地理数据集查询运行时间

三元组 单位百万	地理数据集		
	第一个查询	第二个查询	第三个查询
12	67.4	52.3	162.2
24	88.7	224.4	297.3
36	121.5	296.7	458.8
48	131.2	370.4	596.6
60	164.8	422.4	739.3

4 结束语

针对电力大数据呈现的复杂性和异构性以及地理图数据在服务匹配查询中困难的问题, 提出基于 Hadoop 平台电力数据服务匹配查询模型, 该模型是基于 TBox 和 ABox 组件的描述逻辑。该模型采用描述逻辑使得 MapReduce 操作在执行 Hadoop 简化了查询和匹配过程, 其查询 DL 结构化数据存储在 Mongoddb 中。最后基于实际数据进行大量实验, 结果证明了所提出的系统模型提供了最小的搜索时间和最佳的匹配准确度。下一步的工作包括扩展 DL 模式通过集成 Hyperclique 和 Lattice 模式进行匹配。

参考文献:

- [1] 孟祥萍, 周 来. 基于 hadoop 云平台的智能电网 HDFS 资源存储技术研究[J]. 电测与仪表, 2014(19): 24-30.
- [2] LE W, LI F, KEMENTSIETSIDIS A, et al. Scalable keyword search on large RDF data[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2014, 26(11): 2774-2788.
- [3] LIU C, WANG H, YU Y, et al. Towards efficient SPARQL query processing on RDF data[J]. Tsinghua Science and Technology, 2010, 15(6): 613-622.
- [4] FRANKE C, MORIN S, CHEBOTKO A, et al. Efficient processing of semantic web queries in HBase and MySQL cluster[J]. IT Professional, 2012, 15(3): 36-43.
- [5] JIANG D, TUNG A K H, CHEN G. Map-join-reduce: toward scalable and efficient data analysis on large clusters[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 23(9): 1299-1311.

- [6] 王晓军,孙 惠. 基于 MapReduce 的多路连接优化方法研究[J]. 计算机技术与发展,2013,23(6):59-62.
- [7] HUSAIN M, MCGLOTHLIN J, MASUD M M, et al. Heuristics-based query processing for large RDF graphs using cloud computing[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2011, 23(9):1312-1327.
- [8] BAADER F, HORROCKS I, SATTLER U. Description logics [M]//Handbook on ontologies. Berlin, Heidelberg: Springer, 2004:3-28.
- [9] PAN J Z, HORROCKS I. Rdfs (fa):connecting rdf (s) and owl dl[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2006, 19(2):192-206.
- [10] PAN J Z. A flexible ontology reasoning architecture for the semantic web[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2006, 19(2):246-260.
- [11] LIU B, HUANG K, LI J, et al. An incremental and distributed inference method for large-scale ontologies based on mapreduce paradigm[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 45(1):53-64.
- [12] LIU J, LIU F, ANSARI N. Monitoring and analyzing big traffic data of a large-scale cellular network with Hadoop[J]. IEEE Network, 2014, 28(4):32-39.
- [13] CHEN Cheng, LIU Zhong, LIN Weihua, et al. Distributed Modeling in a MapReduce framework for data-driven traffic flow forecasting[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(1):22-33.
- [14] SHVAIKO P, EUZENAT J. Ontology matching: state of the art and future challenges[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2011, 25(1):158-176.
- [15] VALENCIA-GARCÍA R, GARCÍA-SÁNCHEZ F, CASTELLANOS-NIEVES D. OWLPath: an OWL ontology-guided query editor[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2010, 41(1):121-136.
- [16] RAJMOHAN R, PADMAPRIYA N. A domain ontology based service matching for CHORD based super peer network[C]//2012 international conference on data science & engineering (ICDSE). Cochin:IEEE, 2012:214-219.
- [17] HENDAWI A M, ALALI F, WANG X, et al. Hobbits: Hadoop and Hive based Internet traffic analysis[C]//2016 IEEE international conference on big data (Big Data). Washington:IEEE, 2016:2590-2599.
- [18] 吕婉琪,钟 诚,唐印浒,等. Hadoop 分布式架构下大数据集的并行挖掘[J]. 计算机技术与发展, 2014, 24(1):22-25.
- [19] 王林童,赵 腾,张 焰,等. 基于 Hadoop 的风力发电监测大数据存储优化及并行查询方法[J]. 电测与仪表, 2018, 55(11):1-6.
- [20] 周长俊,宗 平. Hadoop 备份数据存放策略的改进[J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(1):11-16.
- [21] 周宁宁,李爱群,钟苏阳. 基于 Hadoop 平台的评价系统设计与实现[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(8):180-185.
- [22] 李远方,邓世昆,闻玉彪,等. Hadoop-MapReduce 下的 PageRank 矩阵分块算法[J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(8):6-9.
-
- (上接第 181 页)
- consensus of multi-agent systems with general linear models [J]. Automatica, 2013, 50(2):552-558.
- [17] 黄红伟,黄天民. 事件触发机制下的多智能体领导跟随一致性[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(6):29-33.
- [18] LIU Xiangdong, DU Changkun, LIU Haikuo, et al. Distributed event-triggered consensus control with fully continuous communication free for general linear multi agent systems under directed graph[J]. International Journal of Robust & Nonlinear Control, 2017, 28(1):132-143.
- [19] WU Yuanqing, SU Hongye, SHI Peng, et al. Consensus of multi-agent systems using aperiodic sampled-data control [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(9):2132-2143.
- [20] HU Wenfeng, LIU Lu. Cooperative output regulation of heterogeneous linear multi-agent systems by event triggered control[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 47(1):105-116.
- [21] GIRARD A. Dynamic triggering mechanisms for event-triggered control[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2015, 60(7):1992-1997.
- [22] GE Xiaohua, HAN Qinglong. Distributed formation control of networked multi-agent systems using a dynamic event-triggered communication mechanism[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(10):8118-8127.
- [23] GUO Ge, DING Li, HAN Qinglong. A distributed event-triggered transmission strategy for sampled-data consensus of multi-agent systems[J]. Automatica, 2014, 50(5):1489-1496.
- [24] JIANG Yulian, WANG Shenquan, LI Yuanchun, et al. Distributed consensus tracking control for multiple simple-pendulum network systems[C]//Proceeding of the 35th Chinese control conference. Chengdu: [s. n.], 2016:7556-7560.