

大数据软件产品研发进展及挑战

刘英博¹, 魏凯²

1. 清华大学软件学院, 大数据系统软件国家工程实验室, 工业大数据系统与应用北京市重点实验室, 北京 100084

2. 中国信息通信研究院, 北京 100084

摘要 大数据技术的蓬勃发展催生了丰富的大数据应用, 当今各种大数据产品形成的复杂的生态系统。从数据的存储和分析两个角度概述了大数据产品的核心技术, 结合权威评测机构的结果, 分析了国内市场上大数据产品的现状。未来中国大数据产品研发在开源社区的参与度、复合型人才培养、产品细分和跨学科协同创新上还需进一步努力。

关键词 大数据系统; 大数据分析; NoSQL; NewSQL

大数据的概念自 2011 年提出之后, 迅速得到了全球各界的广泛认可和大力推动^[1-2]。大数据技术的快速发展, 使得有关产品不断出现, 以往仅有少数大型企业才能掌握的技术, 如今可以被其他行业的企业掌握, 并形成规模的应用^[3]。目前的大数据产品无论是在形态、关系上, 还是在应用的领域上, 已经发展成为一个庞大而复杂的生态系统, 据调查, 在全球范围内, 已经有超过 1300 多家和大数据有关的企业各自在独特的领域发展^[3]。本文从目前大数据的核心技术展开论述, 结合当前中国大数据产品的现状, 展望中国大数据产品的现状和挑战。

1 大数据产品的核心技术

在理解大数据产品之前, 需要对大数据产品依

赖的核心技术有所了解, 主流观点认为数据本质上是人与软件之间的互动而产生的^[4-5], 由于互联网和移动互联网的不断渗透, 产生了超出现有技术处理能力的数据带动了大数据技术的产生与发展, 这些技术主要集中在数据管理和数据分析技术两个核心, 因此着重围绕这两个层面展开介绍。

1.1 数据管理技术

在大数据概念未被广泛接受之前, 占统治地位的数据管理技术是以结构化查询语言 SQL^[6]以及关系数据库管理系统(即 RDBMS)为代表的数据库管理产品, 其基本思想是将数据抽象为明确格式的表, 通过表之间的关系表示一个完整的应用所涵盖的数据。在 20 世纪 80 年代, 关系数据库实现了逻辑层和物理层分离, 并且具有更好的数据查询功能, 使其快速成为当时居统治地位的数据管理产品, 并

收稿日期: 2019-11-08; 修回日期: 2020-02-01

基金项目: 国家科技重点研发计划项目(2016YFB0501504); 国家自然科学基金项目(U1509213)

作者简介: 刘英博, 副研究员, 研究方向为软件工程、制造业信息化、工业大数据系统与应用, 电子信箱: csluoyb@tsinghua.edu.cn

引用格式: 刘英博, 魏凯. 大数据产品研发进展及挑战[J]. 科技导报, 2020, 38(3): 84-93; doi: 10.3981/j.issn.1000-7857.2020.03.005

且持续了长达30年的时间。进入21世纪以后,随着应用的发展,关系数据库技术在特殊的应用需求面前开始力不从心,因此,产生了一系列以非关系数据库为基础的大数据技术,这些数据库被统称为NoSQL数据库。

1.1.1 NoSQL数据库的崛起

NoSQL数据库的概念最早在2009年提出^[7, 8],为了应对当时关系数据库管理系统难以解决的新需求,这些数据库的开发者开始放弃规范化的关系数据模型;放开对数据操作的原子性、一致性、隔离性和持久性的控制;减少查询数据类型的覆盖面并获得了成功。NoSQL的缩写通常被理解为“不仅是SQL(not only SQL)^[9]”,一般而言,和传统关系数据库相比NoSQL数据库表现出如下优势:(1)更高的性能,包括高速写入、并发查询和大容量存储等;(2)易于通过增加网络节点实现数据和处理的分布,从而实现可扩展性和容错性;(3)在数据的描述方面,使用无固定格式的数据描述,使得应用开发更灵活。

时至今日,NoSQL数据库之间存在差异很大,而且还在随着应用的发展而快速发展,所以很难对其进行一个精确的分类,公认的一些NoSQL数据库如下。

1) 键值数据库。键值存储可能是数据库管理系统的最简单形式。它们只能保存成对的键(key)和值(value)的记录,在查询的时候必须给定明确的键才能命中待查询的结果。这些简单的系统通常不适合复杂的应用,但正是这种简单性使其可以实现远超传统数据库的能力。键值存储的典型代表产品如:以分布式内存为基础的Redis^[10-11]、Memcached^[12]。键值存储也在不断发展,例如能够对键进行排序,从而支持范围查询以及键的有序处理^[13]。还有一些产品库逐步向宽列数据库和文档数据库过渡。

2) 宽列数据库。宽列数据库也称为记录可伸缩存储,它的每条记录能够容纳大量动态增加列,是一种无固定模式的存储方式。由于列名称和记录键不是固定的,一行记录甚至可以有数十亿列,因此,宽列存储可以看作是二维键值存储的扩展形

式。宽列数据库的这种单行多列特性非常适合进行搜索引擎中的关键字为键和以网页链接为值之间的配对关系管理,因此,得到了大量互联网公司的应用。这类数据库的典型代表是Cassandra^[14]、HBase^[13]。

3) 文档数据库。文档数据库也称面向文档的数据库系统,这种数据库中的记录不需要具有类似于表格的严格结构。对于每个记录,各个列的值的类型可以不同,甚至是有多个值或数组,不仅如此,记录的值还可以具有嵌套结构。文档存储通常使用约定的格式标准,主要是JSON,这些格式可直接在应用程序中处理。带动文档数据库发展的动力是当今大量出现的Web应用和移动互联网应用,这些应用更倾向于基于JSON格式返回数据开发应用,而文档数据库完美的满足了这一需求,这使得软件的架构大幅度简化,进而使得高速迭代开发成为可能。典型的文档数据库有MongoDB^[15]、CouchDB^[16]。

在谈及文档数据库时,很容易被名字误导,认为文档数据库用于管理业务层面图文档的数据库,事实上,此类数据库更多落入内容存储(content store)的范畴。

4) 内容存储。内容存储也称内容存储库,是专门用于管理数字内容(如文本、图片或视频等,包括其元数据)。除了通常使用SQL或XPath的存储和查询之外,内容存储支持的功能还有全文搜索、版本控制、层次结构内容和访问控制的能力。内容存储的概念提出并不晚,许多内容存储支持Java的内容库API(content repository API for Java, JCR)^[17]。

市面上内容存储更多是以解决方案产品出现,IBM、微软都提供内容存储,虽然内容存储自身也提供了一些对内容的分析能力,但是侧重点仍然是内容管理,当需对内容进行深度分析时,还应该配合搜索引擎。

5) 搜索引擎。搜索引擎是专用于支持对内容搜索的NoSQL数据库管理系统。搜索引擎数据库通常还提供以下功能:支持复杂搜索表达式、全文搜索、分词、搜索结果的排序和分组、地理空间搜

索,分布式搜索以及可扩展性方案。与内容管理存储相比,搜索引擎提供了强大的数据存储能力和内容分析能力。搜索引擎数据库的出现,满足了希望在内部建立类似谷歌、百度的小型搜索应用的需求,对于机构用户非常具有吸引力。这种数据库有代表性的产品是开源社区产品 ElasticSearch^[18]。

6) 图数据库。图数据库又称面向图形的 DBMS,图数据库将图形结构中的数据表示为节点和边,其侧重点放在节点之间的关系上。它们特别擅长针对图的特定属性进行查询,例如查询从一个节点到另一个节点的所需步数。图数据库通常不提供所有节点上的索引,在这些情况下,不能基于属性值直接访问节点。图数据库的发展与近年来围绕社交网络实现的分析,例如反欺诈的情况有关。图数据库的代表产品是 Neo4J^[19]。

7) 资源描述数据库。资源描述框架(RDF)是一种描述信息的方法,最初是为描述 IT 资源的元数据而开发的。如今,它被更广泛地应用于语义网络相关的场景,但也用于其他应用程序。RDF 模型以主谓对象(subject-predicate-object)的形式将信息表示为三元组。可以说,能够存储和处理这样三元组数据的数据库,称为 RDF 存储。

RDF 存储可以看作是图 DBMS 的一个子类,通过在上方的符号中将谓词解释为主语和宾语之间的连接。然而,RDF 存储提供了超出一般图数据库的扩展功能。例如,大多数 RDF 存储都支持类似于 SQL 的 RDF 数据查询语言 SPARQL^[20]。

8) 时间序列数据库。时间序列数据库是针对处理时间序列数据进行了优化的数据库管理系统,时序数据库中的每个条目都与一个时间戳相关联,特别适合存储物联网中的传感器、智能仪表或 RFID 产生的数据库,也可以描绘高频股票交易系统的股票行情。尽管时间序列数据可以通过其他类型的 DBMS(从关键值存储到关系系统)进行管理,但是在速度、存储和查询层面还是无法替代专用的时序数据库。

近年来,由于对物联网(IoT)应用的持续关注,时间序列数据库技术再次迎来发展,在这个方向上,可以分成两个技术流派:一个技术流派是从传

统工业时序数据库发展而来的,例如 PI 数据库强调可靠性和实时存储;另一个则是基于互联网的应用发展而来的,例如,InfluxDB^[21]、OpenTSDB^[22]强调广泛接入和数据分析。清华大学大数据系统软件国家工程实验室提出了支持云端和终端合一的时间序列数据库 IoTDB,既可以在终端以文件形式运行又将文件上传到云端作为大数据分析^[23]。

9) 面向对象的数据库。面向对象的数据库管理系统(通常称为对象数据库)是在 20 世纪 80 年代由面向对象编程语言的普遍使用所推动的。其目标是能够简单地将对象以与编程语言中的表示对应的方式存储在数据库中,无需转换或分解。此外,还应在数据库中维护对象之间的关系,例如继承^[24]。对象数据库通常使用它们自己的类似 SQL 的查询语言来操作对象。近年来,经典的关系数据库管理系统得到了扩展,具有面向对象的特性,例如用户定义的数据类型和结构化的属性。其中一些扩展甚至在 SQL 中被标准化。这一事实以及现在为将对象存储到关系数据库(例如 Hibernate 或 JPA)中而提供的舒适的特性、工具和体系结构阻碍了面向对象系统的广泛使用。

1.1.2 NewSQL 数据库的复兴

NoSQL 数据库的蓬勃发展并未宣告传统关系数据库的终结,在全球广泛接纳的 343 种数据库中,排名前 10 的数据库中仍然存在 50% 以上的关系数据库^[25]。大量传统关系数据库用户一直希望能够存在一种兼具大数据技术的独特优势,同时又可以保持其原有的使用习惯的解决方案。

在这一需求驱动下,NewSQL 数据库的概念应运而生。这类数据库提供和 NoSQL 系统相同的扩展性能,且保持 ACID 和 SQL 等特性^[26]。大多数情况下,面向传统数据库解决的联机分析处理(OLAP),也有少数面向以分布式联机事务处理(OLTP)的场景^[27]。

在 NewSQL 这个阵营中的产品中,可以看到 3 种技术流派:第一,基于 NoSQL 技术体系发展而来,例如采用 Hadoop 技术栈和 MapReduce 数据处理框架的数据库,例如 Hive^[28]和交互式分析引擎 Impala^[29],以大规模并行处理技术为基础的高性能

SQL分析引擎HAWQ^[30]、Kyline^[31-32]等;第二,基于传统关系数据库引擎改进而来的分布式版本,例如基于PostgreSQL数据库改造的Greenplum^[33];第三,完全自行研发的产品,例如HANA数据库^[34]等。

从应用角度上看,上述3个技术流派中,第一种流派忠于NoSQL设计理念,所以大数据的生态中与其他产品的对接能力比较好,但是如前文所述,NoSQL技术一开始是在放弃了SQL本身的特点而发展起来的,位于这个流派的NewSQL产品在兼容的问题上不得不做出妥协^[35],因此,这些更适合完全基于大数据技术栈建设的解决方案;第二种流派的产品由于继承了传统关系数据库多年来沉淀的技术,SQL标准符合性和生态兼容性做得比较好,如果存在以关系数据库为基础的历史遗留系统需要集成的时候会比较理想;第三种,则更加适合与研发厂商自身产品无缝衔接的场景,例如已经实施了某些特定厂家的ERP的企业。

1.2 大数据分析框架

在大数据存储技术突破的同时,数据分析也成为大数据技术研发的重点,驱动这些新兴分析框架技术的诞生有两个条件:第一,被分析对象在数据层面上的正交性可分解性,这意味着针对单一对象数据的分析方法可以在其他相似对象数据上重复运用;第二,以存储与计算合并的节点为基础的分布式特性。这使得以节点为单位,即可实现计算和数据的融合。

人们发现,在互联网环境下满足这两个条件的场景普遍存在,因此,有机会将数据分析的工作重点从以往孤立的研究存储如何分布、计算任务如何分布,转向研究如何根据数据的特点有效将计算任务分布到计算节点上,进而直接完成分析。和传统的分布式计算架构相比^[36],大数据分析框架大幅度减少了装载数据导致的通信开销,进而表现出更好的性能和更强的扩展性。

1.2.1 批处理分析框架

在大数据分析框架中,最具代表性的是以谷歌早期工作为基础研发的MapReduce分析框架^[37-38],它将数据分析的任务抽象为3个基本操作:第一,映射(map),每个工作节点将映射函数应用于其本

地存储数据,并将输出写入临时存储;第二,重整(shuffle),工作节点根据映射输出的分组标志,重新分配数据,使属于一个分组的所有数据都迁移到相同的工作节点上;第三,归并(reduce),在重整后得到数据的基础上,工作节点同时并行执行,处理每个分组对应的数据输出数据结果。这种处理数据模式非常适合低成本,成规模的处理任务,例如网页内的词频统计、搜索关键字倒排索引等。谷歌在工程上通过大量的工作,优化了分布式执行引擎,从而为各种应用程序实现的伸缩性和容错性提供了基础。在这一工作基础上,Doug Cutting基于谷歌的思想在Apache开源社区公开了MapReduce系统的一个开源版本,命名为Hadoop^[37]。Hadoop的出现给渴望使用大数据分析技术的人们提供了机会,进而引爆了后续一系列大数据开源社区的产品。不仅如此,基于Hadoop的开源生态孵化了一大批以大数据商业版为产品和咨询服务为主要业务的上市公司^[39]。

然而,在Hadoop的繁荣景象背后,却暗藏着危机,因为MapReduce技术的映射、重整和归并操作会产生大量的磁盘和网络开销^[35],当数据量非常大时,这些开销带来的副作用会被大量的分布计算任务消耗的时间掩盖,使人们无法察觉。当人们试图用其解决现实世界中经常出现的数据量不大且需要快速产生结果的任务时,这一缺陷便暴露无遗^[40]。

针对这一问题,加州大学伯克利分校“可靠的自适应分布式系统实验室(RAD Lab)”,找到了一个基于分布式内存集群的解决方案^[41],并且提出了一套新的分析框架名为Spark^[42],此后,加州大学伯克利分校“算法、机器与人的互动实验室(AMP Lab)”进一步发展了这一思路,大幅度改进了MapReduce分析框架性能,再次引爆了大数据分析框架的市场,今天大量以批处理为基础的大数据产品均基于此框架开发^[42]。

1.2.2 流数据处理框架

现实世界中的数据往往不是静止不变的,数据会在不同的时间持续不断的到达系统,因此在批处理数据分析框架的基础上,还需要处理大量以持续分析为基础的流数据分析。

谈及流数据处理框架,就不得不提两家互联网公司 LinkedIn 和 Twitter,前者向开源社区贡献了 Kafka 项目,后者则向开源社区贡献了 Storm 项目。Kafka 是一个分布式消息队列系统,其最大的特性就是可以通过分布式的方式处理大量消息数据的能力^[43]。这使得人们有机会通过增加机器的方式实现兼具大吞吐量和低延时的流处理方案。

而 Storm 则是一个完全以消息为基础的分布式计算框架,其最初由 Marz, Nathan 于 2011 年在其产品项目 BackType 开始实现,该项目被 Twitter 收购后被贡献给 Apache 开源社区。Storm 假设消息和消息处理过程之间是互不干扰的,并将消息(例如博文)的处理过程抽象为一个有向无环图,每个节点代表一种处理操作,当消息到达的并发量足够大时,就可以利用分布式计算的特性加快数据处理的速度^[44]。

在现实应用中,Kafka 作为消息接收以后的队列缓存,而 Storm 则作为消息的复杂处理组件共同使用,每当消息到达就马上得到处理。然而,如果前后到达的消息之间有依赖性需要成组地处理这种架构则面临困难(例如滑动窗口分析),Spark Streaming 框架^[45]则试图将消息分解为小组,并利用 Spark 的集群实现接近实时流数据处理的目的,从技术上看,Spark Streaming 用细粒度的批处理来模拟流处理的场景,本质上是一种存在局限性的方案,因为在实时流处理的时候,消息处理的延迟大小和分组的大小密切相关。

而 Apache 开源社区的后起之秀 Flink 框架,则试图反其道行之,以流处理为基础,将批处理作为流处理的极端退化情况一并考虑,同时提供流处理和批处理两种操作接口,和 Storm 框架相比,Flink 在内核基础上提供了状态控制机制,克服了其固有的数据乱序和出错恢复的问题,这为统一流处理和批处理提供了一个不错的解决方案^[46]。

1.2.3 大数据分析算法库

批处理和流处理分析框架的提出改变了以往以单一节点为基础实施数据分析的工作方式^[47],人们为了把已有的数据分析和挖掘技术搬到这种思路上了开发了基于 Hadoop 或者 Spark 的分析算法库,

这些分析库将传统的统计分析、数据挖掘和机器学习的算法进行改进,以便充分发挥分布式计算集群的效能。比较有代表性的项目有基于 Hadoop 的机器学习库 Mahout^[48],它提供了从基础矩阵运算到高层次的机器学习算法,并采用 MapReduce 进行改写。在 Spark 兴起以后,其推出了一个专门的机器学习库 MLlib^[49],充分利用 Spark 的特性提供机器学习的基本算法。此外,还有面向图计算的 Pregel^[50]、GraphX^[51]等。近年来,随着数据的爆发性增长,云计算的不断普及和半导体技术的突破^[52],人工智能领域沉寂多年的连接学派的再度复兴^[53],通过深度神经网络算法在图像识别、语音视频和自然语言理解领域大放异彩,谷歌、亚马逊、百度等大型互联网公司纷纷推出自己的深度学习算法库^[54],目前还很难说哪个深度学习的算法库能够占据统治地位^[54]。

2 中国大数据产品现状

近年来,随着中国大数据战略的深入推进,催生了大数据相关软件产品的繁荣,据《中国大数据发展调查报告(2018)》预测,2018 年的产值约为 330 亿元。纵观大数据各项关键技术的现状可以看到,现在技术的发展呈现出欣欣向荣的局面,从积极的角度看,每项大数据技术各自解决了非常明确的问题。但这种局面也给大数据技术选型与应用带来了很大麻烦,如何针对某个特定业务需求构建个性化的大数据系统,是 CIO 面临一大挑战,在国内这个局面表现得非常突出^[39]。

从 2014 年开始,中国信息通信研究院就开始围绕国内的大数据产开展“大数据产品能力评测”,通过 5 年的努力已经进行了第 8 批评测,发展了 171 个评测项,并针对国内的 112 款产品开展了测试,根据最新的评测结果,目前中国市场上的大数据产品可以分为基础类产品、数据管理类产品、分析应用类产品以及解决方案类产品。

2.1 大数据基础类产品

大数据基础类产品是整个大数据技术体系的基础部分,负责数据存储和基本查询功能,提供其他上层大数据产品运行所必须依赖的基础计算能

力。中国市场上主要的基础类产品包括分布式批处理平台、分布式流处理平台、分布式分析型数据库、分布式事务型数据库、时序数据库等。

总体上来看,中国大数据基础类产品的市场成熟度相对较高,主要表现在以下5个方面。

1) 产品种类丰富。已经逐步从最早的Hadoop类产品,分化为批处理、交互分析、流处理、事务处理等7大类产品。

2) 提供商越来越多,从最早只有几家大型互联网公司和星环科技等创业公司,发展到目前的近60家公司,覆盖了互联网、金融、电信、电力、铁路、石化、军工等不同行业,产品近百款。

3) 产品功能日益完善。根据测试,分布式批处理平台类参评产品功能项通过率均在95%以上。

4) 大规模部署能力有很大突破。例如阿里云MaxCompute通过了10000节点批处理平台基础能力评测,华为GuassDB通过了512台物理节点的分析型数据库基础能力测试,新华三的H3C DataEngine MPP DB完成了200节点物理机的分析型数据库性能测试。

5) 自主研发意识不断提高。目前有很多基础类产品源自对于开源产品进行的二次开发,特别是分布式批处理平台、流处理平台等产品九成以上基于已有开源产品开发。虽然基于开源技术开发可以藉由开源生态迅速丰富完善产品的功能特性,但同时也存在一定的风险和安全问题。近些年自主研发成为国内基础类产品的发展趋势,例如阿里云推出MaxCompute、星环科技的Transwarp等。时序数据库方面,约50%由国内厂商自主研发完成。

2.2 大数据管理类产品

大数据管理类产品主要负责数据的加工、流转、治理等功能,国内市场最常见的数据管理类产品包括数据集成工具、数据管理平台、数据共享交换平台等。相对于基础类产品,数据管理类产品出现时间较晚,2017—2018年随着数据资产管理概念的普及才受到产业界的重视,相关概念和市场认知还处于形成的初期。

目前,国内常见的有20多款相关的软件。数据管理类产品虽然涉及的内容庞杂,但技术实现难

度相对较低,一些开源软件如Kettle、Sqoop和Nifi等^[55],为数据集成工具提供了开发基础。除数据集成工具外,国内其他产品很少使用开源技术进行开发。数据管理类产品的发展还处于初期,面临着产品功能差异较大、标准化程度较低等问题,中国信息通信研究院结果显示,参照囊括功能全集的大数据管理软件评测标准,所有参评产品符合程度均在90%以下。随着数据资产的重要性日益突出,数据管理类软件的地位也将越来越重要,未来将机器学习、区块链等新技术与数据管理需求结合,还有很大的发展空间。

2.3 大数据分析类产品

大数据分析应用类产品包括数据挖掘平台、BI工具等,主要承担对于数据的分析挖掘工作,是用于释放数据价值的重要工具。由于不同领域对数据分析产品的需求千差万别,这造成此类产品的多样性。

目前,中国市场上的大数据分析类产品发展呈现以下3个特点:一是满足跨行业需求的通用数据分析工具类产品也逐渐应运而生;二是随着深度学习技术的相应发展,数据挖掘平台从以往只支持传统机器学习算法转变为额外支持深度学习算法以及GPU计算加速能力;三是数据分析类产品由于与业务人员更接近,更强调易用性,大部分产品都拥有直观的可视化界面以及简洁便利的交互操作方式。常见的大数据分析类产品如百度的机器学习平台Jarvis、阿里云的机器学习平台PAI、数澜科技的数栖平台-算法平台等,

2.4 大数据解决方案类产品

大数据解决方案类产品不同于其他几类大数据产品,拥有更强的行业属性,往往是针对特定行业和应用场景形成的整套定制化可实施方案,例如用户行为分析、行业知识图谱等,例如北京国双科技有限公司、GrowingIO、神策网络科技(北京)有限公司等的用户行为分析,海致网络科技(北京)有限公司、明略科技集团、腾讯、厦门渊亭信息科技有限公司等公司的知识图谱工具。以用户行为分析解决方案为例,该产品能够实现数据采集、数据分析、产品改进方案、推广投放等端到端的功能,通过

工具、分析方法和预置方案结合,来指导客户根据用户行为分析结果进行产品改进或广告投放。由于具有较高的定制化特征,能够以产品化方式对外提供服务的还不多,除了上述几个面向营销的领域外,在金融、工业、医疗、政务等行业的场景仍有很多需求未得到满足,未来具有较大的发展空间。

3 中国大数据产品发展面临的挑战

3.1 开源成为推动大数据核心技术发展的主导力量

从核心技术层面上看,虽然中国的大数据产品繁多^[4],但是仔细观察,这些产品的底层技术仍然是国外开源社区主导。之所以开源会成为大数据技术的发源地,笔者认为,大数据软件不直接面向用户解决问题,在开发人者群体内得到认可是决定其生存发展的重要因素,通过开源拉低门槛,不仅可以限制同类产品低水平竞争,而且可以加快技术在全球范围的开发者社区的传播,进一步促进了其成熟,一旦最终成为事实标准,开发者的使用习惯就固定了。中国主流观点很难理解开源社区的这种强调免费和运营的文化背后的逻辑^[56],所以从理念上无法接受这种做法,再加上语言和文化差异,就更难融入国际开源社区的工作中,这已经成为中国大数据发展的挑战。

3.2 具备大数据技术的复合型人才培养困难

人才方面,则是中国发展大数据技术面临的另一个挑战。由于大数据系统自身的复杂性远超以往的软件产品,加上数据的规模日益庞大,大数据系统管理员、大数据工程师和数据科学家等岗位分工愈发精细,国内市场对具备大数据运维能力的人才缺口很大,高端人才目前仍然集中在处于头部的互联网公司,而传统行业需要同时具备行业理解和大数据分析能力、能够独立分析问题人才,很难以通过简单引进方式完成人才队伍建设。国外的顶尖大学已经开始围绕这一市场需求提供教育产品^[57],国内目前还处于起步状态。

3.3 中国市场对大数据产品的需求差异显著

需求侧角度观察^[58],中国大数据产品的用户对大数据产品的用途理解上仍然存在很大的差距,有

的公司在大数据产品的运用水平上已经达到国际先进,可以熟练使用数据技术驱动业务的发展^[59];处于第二梯队的用户,能做到运用大数据技术解决已有的问题;更多行业的企业在采集数据的层面上还处于起步阶段;中国大数据产品的研发者还需要进一步深耕市场,更多关照处于不同发展阶段的细分市场的用户需求。

3.4 底层技术的协同创新机制尚未形成

从发展路径上看,导致大数据技术持续创新的底层逻辑与芯片、软件技术的突破密切相关。中国大数据核心技术还面临尚未形成跨领域的协同创新的挑战,从体制机制上看半导体、软件、数据及工业之间还是各自为战的状态,并未形成配合的局面。虽然短期内可能可以在大数据核心技术上实现局部性突破,但是长期来看,一旦底层技术随着应用发生变化,例如智能芯片、5G 或者操作系统,这些优势也会被迅速瓦解^[52]。

4 结论

从大数据核心技术、国内产品现状、发展趋势和挑战介绍了大数据技术的发展脉络和中国大数据产品的现状。虽然中国大数据产品和解决方案众多,但是仍然存在很大的挑战。在产品方面,国产大数据产品核心技术仍然没有实现自主,从业人员的开源社区贡献度很低;在市场方面,中国大数据产品还需要进一步针对细分市场改进;在人才方面,具备独立工作能力的跨专业复合型人才十分稀缺;在产业方面,围绕大数据、软件、半导体等领域的协同创新机制还需进一步培育。

参考文献(References)

- [1] 涂子沛. 大数据:正在到来的数据革命[M]. 广西:广西师范大学出版社, 2013.
- [2] 国务院关于印发促进大数据发展行动纲要的通知[A/OL]. (2015-09-05). http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-09/05/content_10137.htm.
- [3] Turck M. Great power, great responsibility: The 2018 big data & AI landscape[J/OL]. [2019-10-31]. <https://mathttur>

- ck.com/bigdata2018/.
- [4] 曾鸣. 龙行天下: 中国制造未来十年新格局 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2008.
- [5] 尉迟坚. 价值魔方: 互联网与e立方经济 [M]. 北京: 北京交通大学出版社, 2016.
- [6] Eisenberg A, Melton J. SQL standardization: The next steps[J]. ACM SIGMOD Record, 2000, 29(1): 63-67.
- [7] Lith A, Mattsson J. Investigating storage solutions for large data—A comparison of well performing and scalable data storage solutions for real time extraction and batch insertion of data [M/OL]. [2019-10-31]. <http://publications.lib.chalmers.se/records/fulltext/123839.pdf>.
- [8] Evans E. NOSQL 2009 [J/OL]. [2019-10-31]. [<http://blog.sym-link.com/05/12/nosql.html>].
- [9] Han J, Hailong E, Le G, et al. Survey on NoSQL database [C]//Proceedings of the 2011 6th International Conference on Pervasive Computing And Applications. Piscataway N J: IEEE, 2011, doi: 10.1109/ICPCA.2011.6106531
- [10] Carlson J L. Redis in action[M]. Greenwich: Manning Publications Co., 2013.
- [11] About redis[EB/OL]. [2019-10-31]. <https://redis.io/>.
- [12] About Memcached[EB/OL]. [2019-10-31]. <http://www.memcached.org/about>.
- [13] George L. HBase: The definitive guide—Random access to your planet-size data[M]. New York: O'Reilly Media, Inc., 2011.
- [14] Lakshman A, Malik P. Cassandra: A decentralized structured storage system[J]. ACM SIGOPS Operating Systems Review, 2010, 44(2): 35-40.
- [15] Chodorow K. MongoDB: The definitive guide—Powerful and scalable data storage[M]. New York: O'Reilly Media, Inc., 2013.
- [16] Anderson J C, Lehnardt J, Slater N. CouchDB: The definitive guide—Time to relax[M]. New York: O'Reilly Media, Inc., 2010.
- [17] Nuescheler D, Piegaze P, Anderson T, et al. Content repository API for Java technology specification[M/OL]. [2019-10-31]. <https://www.docin.com/p-1147687815.html>
- [18] Gormley C, Tong Z. Elasticsearch: The definitive guide: A distributed real-time search and analytics engine [M]. New York: O'Reilly Media, Inc., 2015.
- [19] Holzschuher F, Peinl R. Performance of graph query languages: Comparison of cypher, gremlin and native access in Neo4j[C]//Proceedings of the Joint EDBT/ICDT 2013 Workshops. New York: ACM, 2013, doi: 10.1145/2457317.2457351.
- [20] Seaborne A, Manjunath G, Bizer C, et al. SPARQL/Update: A language for updating RDF graphs[EB/OL]. [2019-10-31]. <https://www.hpl.hp.com/techreports/2007/HPL-2007-102.pdf>.
- [21] Persen T, Winslow R. Benchmarking InfluxDB vs Cassandra—InfluxDB outperforms Cassandra by 4.5x[J/OL]. [2019-11-15]. <https://www.influxdata.com/resources/benchmarking-influxdb-vs-cassandra-for-time-series-data-metrics-and-management/>.
- [22] Prasad S, Avinash S B. Smart meter data analytics using OpenTSDB and Hadoop[C]//Innovative Smart Grid Technologies—Asia (ISGT Asia), 2013 IEEE. Piscataway N J: IEEE, 2013, doi: 10.1109/ISGT-Asia.2013.6698774.
- [23] IoTDB Homepage[J/OL]. [2019-11-15]. <http://iotdb.apache.org/>.
- [24] Coad P, Yourdon E. Object-oriented design[M]. New York: Yourdon Press, 1991.
- [25] Ranking D E. DB-Engines[J/OL]. [2019-10-31]. <http://www.db-engines.com>.
- [26] Pavlo A, Aslett M. What's really new with NewSQL[J]. ACM Sigmod Record, 2016, 45(2): 45-55.
- [27] Han J, Kamber M. Data mining: Concepts and techniques [M]. 1st ed. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2001.
- [28] Thusoo A, Sarma J S, Jain N, et al. Hive: A warehousing solution over a map-reduce framework[J]. Proceedings of the VLDB Endowment, 2009, 2(2): 1626-1629.
- [29] Kornacker M, Behm A, Bittorf V, et al. Impala: A modern, open-source SQL engine for Hadoop[C]//7th Biennial Conference on Innovative Data Systems Research (CIDR'15), Asilomar, California, January 4-17, 2015.
- [30] Chang L, Wang Z, Ma T, et al. HAWQ: A massively parallel processing SQL engine in hadoop[C]//Proceedings of the 2014 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. New York: ACM, 2014: 1223-1234.
- [31] Announcing Kylin: Extreme OLAP engine for big data [EB/OL]. [2019-11-15]. <https://tech.ebayinc.com/engineering/announcing-kylin-extreme-olap-engine-for-big-data/>.
- [32] Ranawade S V, Navale S, Dhamal A, et al. Online analytical processing on hadoop using apache kylin[J/OL]. [2019-10-31]. <http://www.ijais.org/archives/volume12/number2/ranawade--ijais-451682.pdf>.
- [33] Waas F M. Beyond conventional data warehousing—Massively parallel data processing with greenplum data-

- base[M]// Business Intelligence for the Real-Time Enterprise. Berlin: Springer, 2009.
- [34] Färber F, Cha S K, Primsch J, et al. SAP HANA database: Data management for modern business applications [J]. *ACM Sigmod Record*, 2012, 40(4): 45–51.
- [35] Dewitt D, Stonebraker M. MapReduce: A major step backwards[J]. *The Database Column*, 2008, 1: 23.
- [36] Gropp W, Thakur R, Lusk E. Using MPI-2: Advanced features of the message passing interface [M]. Cambridge: MIT Press, 1999.
- [37] Hadoop A. MapReduce tutorial[EB/OL]. [2019-10-31]. <https://hadoop.apache.org/docs/r1>.
- [38] Dean J, Ghemawat S. MapReduce: Simplified data processing on large clusters[J]. *Communications of the ACM*, 2008, 51(1): 107–113.
- [39] 姜春宇, 魏凯. 大数据平台的基础能力和性能测试 [J]. *大数据*, 2017, 3(4): 37–45.
- [40] Sverdlik Y. Google dumps MapReduce in favor of new hyper-scale cloud analytics system [J/OL]. [2019-10-31]. <http://www.datacenterknowledge.com/archives/06/25/google-dumps-mapreduce-favor-newhyper-scale-analytics-system>.
- [41] Patterson D A. How to build a bad research center[J]. *Communication of the ACM*, 2014, 57(3): 33–6.
- [42] Zaharia M, Chowdhury M, Franklin M J, et al. Spark: Cluster computing with working sets[J]. *Hot Cloud*, 2010, 10(10): 95.
- [43] Narkhede N, Shapira G, Palino T. Kafka: The definitive guide: real-time data and stream processing at scale[M]. New York: O'Reilly Media, Inc., 2017.
- [44] Toshniwal A, Taneja S, Shukla A, et al. Storm@ twitter [C]//Proceedings of the 2014 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. New York: ACM, 2014, doi: 10.1145/2588555.2595641.
- [45] Chintapalli S, Dagit D, Evans B, et al. Benchmarking streaming computation engines: Storm, flink and spark streaming[C]//2016 IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium Workshops (IPDPSW). Piscataway N J: IEEE, 2016, doi: 10.1109/IPDPSW.2016.138.
- [46] Carbone P, Katsifodimos A, Ewen S, et al. Apache flink-TM: Stream and batch processing in a single engine[J]. *Bulletin of the IEEE Computer Society Technical Committee on Data Engineering*, 2015, 36(4): 28–38.
- [47] Hall M, Frank E, Holmes G, et al. The WEKA data mining software: an update[J]. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 2009, 11(1): 10–18.
- [48] Lyubimov D, Palumbo A. Apache Mahout: Beyond MapReduce[M]. North Charleston: CreateSpace Independent Publishing Platform, 2016.
- [49] Meng X, Bradley J K, Yavuz B, et al. MLlib: Machine learning in apache spark[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2016, 17(1): 1235–1241.
- [50] Malewicz G, Austern M H, Bik A J, et al. Pregel: A system for large-scale graph processing[C]//Proceedings of the 2010 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. New York: ACM, 2010: 135–146.
- [51] Xin R S, Gonzalez J E, Franklin M J, et al. GraphX: A resilient distributed graph system on Spark[C]//First International Workshop on Graph Data Management Experiences and Systems. New York: ACM, 2013, doi: 10.1145/2484425.2484427.
- [52] 尹首一, 郭珩, 魏少军. 人工智能芯片发展的现状及趋势[J]. *科技导报*, 2018, 36(17): 45–51.
- [53] Domingos P. The master algorithm: How the quest for the ultimate learning machine will remake our world [M]. New York: Basic Books, 2015.
- [54] Erickson B J, Korfiatis P, Akkus Z, et al. Toolkits and libraries for deep learning[J]. *Journal of digital imaging*, 2017, 30(4): 400–405.
- [55] Casters M, Bouman R, Van Dongen J. Pentaho kettle solutions: Building open source ETL solutions with pentaho data integration[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2010.
- [56] Anderson C. Free: The future of a radical price [M]. New York: Random House, 2009.
- [57] Information U B S O. Online master of information and data science[EB/OL]. [2019-10-31]. <https://datascience.berkeley.edu/academics/curriculum/>.
- [58] 周润松. 大数据产品、解决方案与案例测评认定结果分享[J]. *软件和集成电路*, 2018(4): 32–33.
- [59] Ellis S, Brown M. Hacking growth: How today's fastest-growing companies drive breakout success[M]. Strawberry Hills: Currency Press, 2017.

Big data software research and development: progresses and challenges

LIU Yingbo¹, WEI Kai²

1. School of Software, National Engineering Laboratory of Big Data System Software; Beijing Key Laboratory of Industrial Big Data System and Applications, Tsinghua University, Beijing 100084, China
2. China Academy of Information and Communications Technology, Beijing 100084, China

Abstract The rapid development of the big data technology brings about the emergence of various big data products. Today, the ecosystem based on various big data products is very large. Behind the prosperity, the current state of the development of the big data products is difficult to understand for users and practitioners. This paper reviews the core technology of the big data products from two perspectives: the data storage and analysis. Based on the results of authoritative evaluation organizations, the current situation of the big data products in the domestic market is analyzed. Looking forward to the future, China's big data product R&D needs the participations of the open source community, the cultivation of compound talents, the product segmentation and the interdisciplinary collaborative innovation.

Keywords bigdata software; bigdata analysis; NoSQL; NewSQL ●



(责任编辑 刘志远)