



观点

大数据平台云化技术

王 峰, 杨明川, 刘 圆, 王和宇

(中国电信股份有限公司北京研究院 北京 100035)

摘 要: 论述了大数据技术领域的发展趋势, 从资源、能力、业务 3 个层面阐述了大数据平台云化的必要性和可行性; 然后, 结合 Amazon EMR/Kinesis、VMware BDE、OpenStack Sahara 等典型案例探讨了大数据平台云化的关键技术; 最后, 就大数据平台云化在未来发展中面临的关键问题进行了深入分析, 为相关技术的研发和应用提供了重要参考。

关键词: 大数据即服务; 实时数据处理; 云基础设施; 融合

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2015168

Cloud-Based Big Data Technology

Wang Feng, Yang Mingchuan, Liu Yuan, Wang Heyu

(Beijing Research Institute of China Telecom Co., Ltd., Beijing 100035, China)

Abstract: The development direction of big data technology was analyzed. The necessity and feasibility for integrating cloud computing and big data were discussed. Then, typical case studies of current mainstream technology were present, and the most critical problems and corresponding solutions for future development of cloud-based big data technology were concluded.

Key words: big data as a service, real-time data processing, cloud infrastructure, integration

1 大数据技术领域的发展趋势

大数据技术一直在快速的演进中。作为 Hadoop 平台的核心组件的 MapReduce 计算框架一度被视作大数据处理领域的事实标准, 但是随着大数据分析业务需求的不断增加, 已经有越来越多的创新计算技术被提出。当前, 典型的大数据业务场景和相关技术类型如图 1 所示。

在典型的大数据业务场景中, 用户通常通过 Web 方式发起对大数据平台的访问, 进行数据查询和访问请求, 并进而获得数据处理和分析的结果。在这一过程中, 系统

返回的结果来自于大数据平台的数据处理和分析系统。其中, 交互式分析系统 (如 Impala) 主要负责针对用户访问需求的实时响应, 后台数据系统则负责为交互式分析系统提供海量数据处理支持。

大数据平台的后台数据系统的主要工作是利用强大的计算平台运行数据处理和分析算法, 进而从海量数据中发掘隐藏其中的信息。根据数据处理的时间需求差异, 后台数据系统采用的计算模型主要分为批量数据处理 (如 MapReduce) 和流式数据处理 (如 Storm) 两种类型^[1]。其中, 以流式数据处理为代表的大数据处理与分析系统的特点

收稿日期: 2015-02-09; 修回日期: 2015-07-08

论文引用格式: 王峰, 杨明川, 刘圆等. 大数据平台云化技术. 电信科学, 2015168

Wang F, Yang M C, Liu Y, et al. Cloud-based big data technology. Telecommunications Science, 2015168

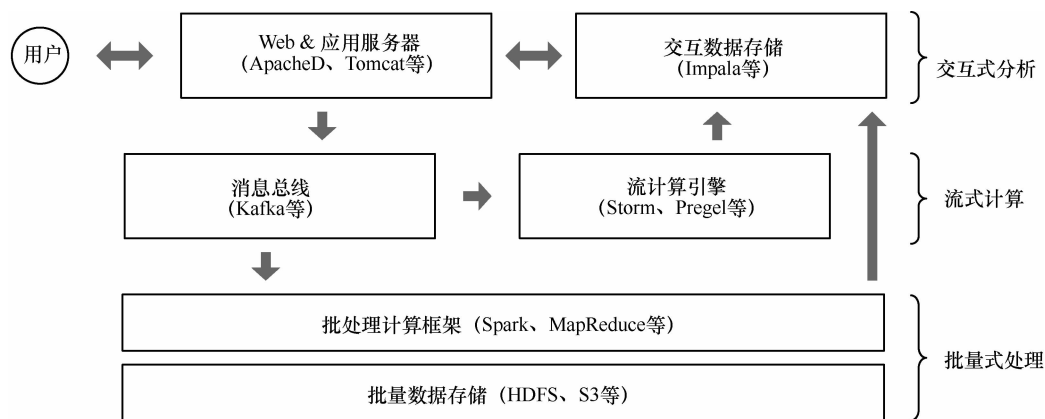


图1 大数据典型业务场景及相关技术类型分析

之一在于能够提供秒级甚至毫秒级的响应能力,以满足数据处理与分析特别是交互式分析的实时性要求。因此,计算的实时性成为大数据领域发展的重要趋势,这一点从Google公司的大数据技术演进历程中得到印证,例如在其发布了MapReduce之后,又先后研发了Pregel图计算模型、Dremel实时计算数据库、MillWheel流处理编程模型等支持更高实时性的计算技术,并将其广泛运用在Google公司的大数据业务中。

在Google公司的引领下,众多新兴的计算框架也都具有较好的实时性支持。例如,Storm不进行数据的收集和存储,而是直接通过网络实时接收数据并且实时处理,进而通过网络实时传回结果;Impala建立了与商用并行关系数据库中类似的分布式查询引擎,可以直接在HDFS或HBase上提供实时互动的SQL查询分析;Spark针对MapReduce的不足,在Hadoop架构基础上进行了改良,把中间数据存放在内存中而不是硬盘里,从而具有更高的性能。

从上述分析可知,多样化的平台使得MapReduce不再是大数据领域唯一的技术标准,而计算的实时化也正在成为大数据领域的重要需求。

2 大数据平台云化的必要性

在大数据技术发展面临计算实时化、平台多样化的趋势下,多种多样的分布式大数据计算框架的部署、运行、维护将成为一个巨大的难题。而支持资源便捷管理和按需交付的云计算技术则在这方面具有得天独厚的优势,因此云计算技术与大数据平台的协同发展成为了业界关注的话题。

当前的大数据平台普遍采用了分布式软件中间件的技术路线,通过将分布式软件安装在多台x86架构服务器

上构成计算集群,进而实现海量数据的处理与分析。但是,随着集群规模的增加,大量服务器节点的管理与配置将导致极高的复杂度,而大数据平台本身也在IT基础设施方面具有一些独特的要求,主要体现在:经常需要开展迭代的、尝试性的数据处理和分析工作;数据处理通常不具备稳定的负载,存在着高峰与低谷;平台并不关注单个节点的性能,关键是整体计算能力。

而随着x86架构服务器虚拟化技术的成熟,虚拟机与物理服务器的性能差异日益缩小。因此,针对大数据平台的上述需求,以IT资源虚拟化及其自动化管理为核心内容的云计算技术能够很好地为大数据平台的部署和运维提供支持,主要体现在:云计算资源池拥有海量的、几乎无限的资源容量;IT基础设施的按需交付适合迭代和尝试性部署;错峰填谷的管理机制适合负载变化大的应用场景;虚拟机间高效通信能够加速并行计算的执行性能。

因此,利用基于虚拟化技术的云计算资源池承载大数据平台是一种行之有效的方案,它支持以虚拟机克隆的方式快捷获得大量配置类似的计算节点并构建集群,实现大数据平台规模的按需调配,进而有效降低平台运维复杂度。同时,云化资源池支持硬件资源的共享复用,有助于提升大数据平台的资源利用。

基于上述分析,云计算资源与大数据平台拥有先天的协同发展基因,两者的融合能够使得云计算充分发挥其在IT管理方面的特长,同时使得大数据能够更加关注于业务的研发,云计算与大数据融合将会推动BDaaS(big data as a service)^[2]的服务出现。

2.1 云计算与大数据的资源层融合

云计算与大数据在资源层面的融合是指建立云计算与大数据共享的资源池,该资源池可针对不同类型业务的



实际要求实现资源的统一部署和协同调度,支持资源的集约化利用。其中,利用云资源池承载大数据平台,需要做的主要工作包括按照大数据集群规模要求,首先申请作为计算节点的虚拟主机的硬件资源,进而选定计算节点模板部署软件系统,最后通过必要的配置形成最终的集群。这一过程中能够获得云管理平台的自动化支持。

当前,云计算与大数据在资源层面的融合已经成为业界的普遍共识,并拥有很多案例。在 Hadoop 的官方 wiki 上就论述了“virtual Hadoop”的好处,认为利用基于虚拟化的云计算技术承载 Hadoop,能够有效地降低大数据平台的运维复杂度和成本^[3]。在很多企业的 IT 系统中,大数据平台都已经部署在云计算资源之上。同时,也有很多云计算服务提供商基于其云计算平台运行大数据平台,进而提供大数据服务,例如 Amazon 公司的 EMR (elastic MapReduce) 服务、Google 公司的 Hadoop on Google cloud platform 服务、阿里巴巴的 ODPS 服务等。

2.2 云计算与大数据的能力层融合

云计算与大数据在能力层面的融合是指两者相互借鉴彼此的技术思路,提升自身的实现效能。在这一层面上,云计算在此前就已经引入了很多大数据平台的先进技术,最典型的是大数据领域的分布式存储技术,凭借其出色的扩展性、容错性以及性价比,已经成为当前云存储服务的核心。

大数据平台融合云计算技术能力则是当前业界关注的热点,主要的研发和应用方向如下。

(1) 计算能力方面

虚拟机承载大数据平台是云计算和大数据在资源层面融合的关键。在虚拟化环境中,多个计算节点可以共享同一物理资源,因此对于相同数据集的处理和分析可以在内存中完成而无需经由 I/O,提升性能。同时,在计算负载的错峰填谷方面,通过系统的自动调度,可以更好地发挥计算资源效用。

(2) 存储能力方面

基于分布式技术的大数据平台通常利用基于 x86 服务器的计算节点的本地存储资源保存数据,从而会受到节点本身存储资源规模的限制。如果将云存储服务与大数据平台对接,则可以利用拥有无限容量的云存储服务提供数据存储空间。

(3) 网络能力方面

大数据平台的计算节点通常存在频繁的海量数据通

信,典型的流量类型包括数据批量转移、数据聚合、数据划分、控制消息等,同时计算节点间组网架构变化大、带宽需求灵活,这都需要创新的网络技术支持,而云计算领域的 SDN (software defined networking, 软件定义网络) 就可以为其提供很好的支持,特别是 SDN 和大数据平台通常都具有集中化的资源调度节点,更为两者的融合提供了便利^[4]。另外,大数据平台的跨域部署当前还是一个难题,而云数据中心的跨域组网技术也是帮助大数据平台规模扩展的利器。

2.3 云计算与大数据的业务层融合

云计算与大数据在能力层面的融合主要体现在云计算平台可以为大数据平台提供技术产品和用户行为等方面的数据供其做处理和分析,而大数据技术则可用于丰富云计算服务类型,同时可以提供分析结果,优化云计算服务的设计与交付。

随着云计算理念的深入人心,越来越多的用户开始将云服务作为其 IT 资源的重要组成部分,因此大量的数据都在云中产生和保存,通过云计算与大数据在业务层面的融合,大数据平台能够更便捷地获取丰富的数据,从而挖掘出更准确、有效的数据价值。而在利用大数据技术扩展云服务方面,也有很多的尝试,除了前文提及的基于云计算资源提供大数据集群服务外,还有很多云计算平台在引入了大数据技术后,能够为用户提供大数据的处理和分析服务,例如 Google 公司云服务体系中的 BigQuery 能够支持对海量数据的实时查询。

3 主流大数据平台云化系统剖析

随着平台云化日益成为大数据技术发展的共识,创新的技术研发和服务实践在不断地向前推进,比较典型的大数据平台云化系统包括 Amazon 公司的 EMR 和 Kinesis、VMware 公司的 BDE (big data extension)、OpenStack 开源项目中的 Sahara 等。其中,Sahara 因为其开源特征以及它与云管理平台 OpenStack 的密切联系,引起了业界的极大关注。

3.1 EMR 和 Kinesis

Amazon 公司于 2009 年发布了 EMR 服务,其核心理念是利用 AWS 服务中的 EC2 虚拟机实例部署 Hadoop 集群,并用其处理和分析存储在 S3 对象存储或者 DynamoDB 中的数据,从而为用户分担 Hadoop 集群架构的设置、管理、优化等工作,使得用户可以即刻利用按需定制的分

式计算能力完成数据密集型任务^[5]。

EMR 提供了对多个 Hadoop 发行版本 (如 Amazon、MapReduce 等) 的支持,并同时支持 Hive、Pig、HBase 等多种应用的部署。客户在访问 EMR 服务时,需要首先将数据放入 S3 对象存储(或者利用 HDFS 文件系统)中,然后启用客户的大数据计算集群。其间,客户通过 AWS 服务门户完成选择 Hadoop 发行版本、设置节点数量、确定节点类型和资源配置、加载 Hadoop 应用类型等操作。最后,待集群搭建完成后,即可实现对海量数据的处理和分析。在大数据平台的运行过程中,客户可以随时调整集群的规模,并利用 AWS 的 Spot Instance 定价系统将系统中没有被使用过的资源剔出来,以实现按需计费。

EMR 特别推荐利用 S3 服务作为数据存储,而不使用 EC2 主机自带存储组建的 HDFS 文件系统。这主要是因为虚拟化环境下,虚拟机存储普遍来自存储网络而非直连存储,因此如果在进行大数据处理时,所有虚拟机同时访问存储系统,会产生极大的数据访问压力,并使得存储系统成为性能的瓶颈,而 S3 服务则使得多个大数据集群同时处理同一数据集成为可能。另外,S3 服务提供的高持久性的数据存储也使得客户可以随时停止 Hadoop 集群,而不会导致数据损失。

针对面向批量数据处理的 MapReduce 难以完全满足大数据平台的多样化计算需求的情况,Amazon 公司在 2013 年又推出了 Kinesis 服务,其核心是大规模数据的实时处理和分析,支持以每小时上千个数据源的、近百万兆的数据流为单位量级,实时地收集和这些处理数据^[6]。和其他的流式数据计算系统一样,Kinesis 能够在数据被传输到另一个数据存储点之前,实时对数据进行处理,而比其他系统更为强大的是它维持数据处理的时间可以长达 24 h,这也得益于为其提供数据计算和存储能力的 AWS 系列云服务。

3.2 BDE

VMware 公司于 2013 年 11 月发布了基于 vSphere 虚拟化平台的大数据插件 BDE。BDE 能够支持 HortonWorks、MapReduce、Cloudera 以及 VMware 的合作伙伴 Pivotal 等多家不同供应商发布的 Hadoop 版本,用户可以通过 VMware 公司的先进基础架构管理平台管控其搭建的 Hadoop 集群^[8]。

BDE 是开源的 Serengeti 项目的商业化版本,支持以虚拟器件(virtual appliance)的方式与 vCenter 服务器相整合,

并由 vCenter 服务器管理和监控。BDE 虚拟器件中主要包括了两个虚拟机:一个是 Serengeti management server(管理服务服务器),另一个是 Hadoop template server(模板服务器)。在 BDE 运行和使用的过程中,Serengeti 管理服务服务器将负责计算集群的创建,例如建立和配置虚拟机、指派 master(主)节点和 slave(从)节点等。一旦集群被建立,Serengeti 管理服务服务器就会通过克隆 Hadoop 模板完成集群的部署和扩展,并启动 Hadoop 服务。

BDE 利用 VMware 公司在虚拟化领域的领先技术对 Hadoop 系统的部署和应用进行了诸多改进,例如利用其高资源整合能力提升资源利用率、利用其 HA/FT 提高系统可靠性等。同时,BDE 还对 Hadoop 的系统结构进行了改进和创新,其中比较关键的一点是把 Hadoop 中将计算和存储整合在一起的一体化节点分解为计算节点和数据节点两种类型。在传统的 Hadoop 中,计算节点同时担负着存储数据的职责,以尽量减少计算过程中数据的传输开销,但是这也使得计算节点的生命周期依赖于其存储空间是否仍被需要,进而导致计算节点的弹性扩展能力受到限制。而 BDE 通过将计算节点和数据节点进行分割,有效地提升了计算节点的弹性部署能力,能够为不同租户提供其所需的计算集群,确保租户安全和资源隔离。同时,BDE 会保证计算节点和数据节点部署于相同的物理主机上,以提高节点间通信的性能。

BDE 通过发挥虚拟化技术的优势,有效地降低了大数据平台的运营复杂度,提升了 Hadoop 整个堆栈的可用性,并为不同租户的大数据平台提供了良好的扩展能力和安全隔离保障。而在 2014 年 6 月推出的 BDE 2.0 中,BDE 已经能够支持 Hadoop 2.0,从而具有更广阔的应用前景。

3.3 Sahara

Sahara 于 2014 年 10 月成为 OpenStack 开源云管理平台 Juno 版本的集成组件之一,实现了大数据资源平台的云化承载^[9]。Sahara 支持两种工作模式:一种是基本利用虚拟化承载大数据平台的集群应用模式,另一种是通过 EDP(elastic data processing)机制引入的分析即服务模式。

第一种模式中,用户在 OpenStack 环境中按照其需求自行创建基于虚拟机的 Hadoop 集群,然后像使用普通的 Hadoop 集群一样,登录 JobTracker 节点进行使用。在这种模式下,用户需要了解在 OpenStack 上通过 Sahara 创建和管理 Hadoop 集群的工作流程以及 Hadoop 集群的使用,仍



旧具有较高的使用门槛。

第二种模式中,Sahara 对底层的 Hadoop 集群管理和 Hadoop 业务操作进行了封装,进而开放给用户非常简单的编程 API(application programming interface,应用程序编程接口)。在这种模式下,用户只需指定数据存放位置、数据处理程序以及执行此次处理任务的 Hadoop 集群 3 个要素,即可实现对海量数据的处理和分析,体现了 BDaaS 的特征。同时,Sahara 通过图形操作界面提供了 click-and-play 能力,从而更有效地降低了大数据服务的应用难度。

作为 OpenStack 平台的核心组件,Sahara 尽可能复用了 OpenStack 自身提供的 IaaS 层组件及其服务。例如,利用 Nova 提供虚拟机资源、利用 Keystone 提供权限认证、利用 Glance 提供镜像管理、选用 Horizon 提供 GUI 界面等。通过对 OpenStack 已有组件的复用,Sahara 的开发避免了过多的重复劳动,且在交付大数据服务时也能像 Amazon 公司的 EMR 一样充分利用 IaaS 平台的相关资源。

Sahara 充分贯彻了 OpenStack 项目的模块化、可配置的设计思想,其拥有的大量功能和机制都基于可选择、可配置的模块化插件实现。例如,通过对 provisioning engine 的配置选择不同的 Hadoop 集群编配引擎、通过对 vender plugin 的配置选择不同的 Hadoop 发行版安装与部署方式和工具等,这充分保证了 Sahara 的使用灵活性与可扩展性。

4 大数据平台云化问题

虽然业界已有很多案例证明大数据平台云化的可行性和有效性,但是纵观相关技术的发展,两者的协同发展还存在一些问题。

(1)流式数据计算框架的云化方案不足

当前众多的云计算大数据融合系统首先考虑的是为 Hadoop 的云化承载提供支持。而其他新兴的流式数据计算框架,在技术架构与 Hadoop 存在较大差异,例如强调采用基于内存计算的高性能计算方式,从而对相应的云计算技术提出了新的挑战。加之新兴计算框架的成熟度有待验证,更使得面向此类计算框架的云化承载技术的发展水平未能满足业界的预期。

(2)融合系统的技术选型和调优困难

大数据平台与其他云化应用系统存在差异,例如更加

关注存储和网络的 I/O 性能,这使得针对大数据需求开展技术选型和调优成为很大挑战。以利用虚拟化技术改善计算节点通信为例,云化的大数据平台如何利用物理服务器本地 DAS 和外部 SAN/NAS 存储,在消除本地有限资源限制的同时,减少虚拟计算节点间额外的数据传递开销,就缺少切实可行的实践指南。

(3)BDaaS 服务交付任重道远

云计算与大数据协同发展的一个必然趋势就是 BDaaS 的推出与完善。BDaaS 的关键在于开发者可以通过服务的统一入口获取用户业务的各类准确信息,进而提供更多的高级功能,为系统的资源调度、作业管理、统计分析等提供有力的支持,从而真正实现前文所述的业务层融合。当云计算与大数据在资源层面的融合成为共识并日益成熟时,当前更多的目光还主要关注在两者的能力融合层面,而实现在业务层面的融合还远未成熟。

5 结束语

大数据技术一直在持续保持着极高的推进速度,平台多样化、计算实时化成为其发展的主要特征。为了满足大数据技术和业务的发展要求,改善大数据平台的基础设施管理能力,云计算与大数据的融合成为当前业界关注的焦点。本文将大数据平台云化作为云计算与大数据融合的切入点,从资源、能力、业务等层面全面论述了两者融合的重要价值。结合业界现有的主流方案,研讨了大数据平台云化关键技术和发展方向,并对相关技术的研发和应用中存在的问题进行了深入分析。

从本文的论述可知,当前以 Hadoop 为代表的批量数据处理平台的云化已有诸多实践,并取得了很好的效果。而更多的针对新兴流式数据处理大数据计算架构的云化以及云计算与大数据在能力层和业务层的融合,还有待业界进行深入的探索和挖掘。

参考文献

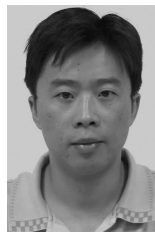
- 1 Hu H, Wen Y G, Chua T S, *et al.* Towards scalable systems for big data analytics: a technology tutorial. IEEE Access, 2014(2): 652~687
- 2 Marr B. Big data as a service is next big thing. Forbes Website, 2015
- 3 Hadoop Wiki. Virtual Hadoop. <http://wiki.apache.org/hadoop/Virtual%20Hadoop>, 2013

- 4 Wang G H, Eugene Ng T S, Shaikh A. Programming your network at run-time for big data applications. Proceedings of Hot Topics in Software Defined Networking (HotSDN), Helsinki, Finland, 2012
- 5 Amazon elastic MapReduce. <http://aws.amazon.com/cn/elasticmapreduce/>, 2015
- 6 Harris D. Amazon's streaming data service, kinesis, is now available. Gigaom Website, 2013
- 7 Amazon kinesis. <http://aws.amazon.com/cn/kinesis/>, 2015
- 8 Big data extensions. <http://www.vmware.com/products/big-data-extensions/>, 2015
- 9 Rationale-Sahara. <http://docs.openstack.org/developer/sahara/overview.html>, 2015

[作者简介]



王峰,男,中国电信股份有限公司北京研究院高级工程师,主要研究方向为数据中心网络、云管理平台、分布式计算技术。



杨明川,男,中国电信股份有限公司北京研究院云计算与大数据产品线总监,主要研究方向为大数据平台与业务关键技术。



刘圆,男,中国电信股份有限公司北京研究院高级工程师,主要研究方向为数据中心及云存储技术。



王和宇,女,中国电信股份有限公司北京研究院高级工程师,主要研究方向为数据中心网络、云管理平台技术。

2015168-6

(上接 2015175-5)

参考文献

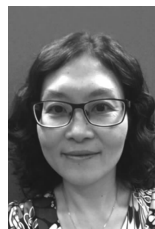
- 1 Petersen L B, Person P, Nash C. Connect-How to Use Data and Experience Marketing to Create Lifetime Customer. Wiley, UK, 2014
- 2 Simon P. The Visual Organization. Wiley, UK, 2014
- 3 Brandt R. 一键下单——杰夫·贝佐斯与亚马逊的崛起. 马志彦译. 北京: 中信出版社, 2013
Brandt R. One Click, Jeff Bezos and the Rise of Amazon com. Translated by Ma Z Y. Beijing: China Citic Press, 2013
- 4 Isson J P, Harriott J S. 大数据分析: 用互联网思维创造惊人价值. 漆晨曦, 刘斌译. 北京: 人民邮电出版社, 2014
Isson J P, Harriott J S. Win with Advanced Business Analytics-Creating Business Value from Your Data. Translated by Qi C X, Liu B. Beijing: Posts & Telecom Press, 2014
- 5 Charles W, Chase J. 大数据预测: 需求驱动与供应链变革. 漆晨曦, 张淑芳译. 北京: 人民邮电出版社, 2015
Charles W, Chase J. Demand-Driven Forecasting-A Structured Approach to Forecasting. Translated by Qi C X, Zhang S F. Beijing: Posts & Telecom Press, 2015
- 6 Simon P. 大数据应用: 商业案例实践. 漆晨曦译. 北京: 人民邮电出版社, 2014
Simon P. Too Big to Ignore-The Business Case for Big Data. Translated by Qi C X. Beijing: Posts & Telecom Press, 2014
- 7 Laursen G H N. 精确营销方法与案例: 大数据时代的商业分

析. 漆晨曦, 林清怡译. 北京: 人民邮电出版社, 2013

Laursen G H N. Business Analytics for Sales and Marketing Managers. Translated by Qi C X, Lin Q Y. Beijing: Posts & Telecom Press, 2013

- 8 Simon P. 大数据可视化: 重构智慧社会. 漆晨曦译. 北京: 人民邮电出版社, 2015
Simon P. The Visual Organization: Data Visualization, Big Data, and the Quest for Better Decisions. Translated by Qi C X. Beijing: Posts & Telecom Press, 2015
- 9 Rampton J. Smart Insights: 2015 年内容营销的变化趋势. <http://www.199it.com/archives/339350.html>, 2015
Rampton J. Smart insights: trend of content marketing. <http://www.199it.com/archives/339350.html>, 2015

[作者简介]



漆晨曦,女,中国电信股份有限公司广州研究院市场运营研究所副所长、高级经济师,主要研究方向为电信企业数据分析、数据挖掘、精确营销、BI 架构及规范等。

于一鸣,男,北京邮电大学在读。

2015175-6