

数据管理系统发展趋势与挑战



Development Trends and Challenges of Data Management Systems

韩银俊/HAN Yinjun^{1,2}, 牛家浩/NIU Jiahao^{1,2},
屠要峰/TU Yaofeng^{1,2}

(1. 中兴通讯股份有限公司, 中国 深圳 518057;
2. 移动网络和移动多媒体技术国家重点实验室, 中国 深圳 518055)
(1. ZTE Corporation, Shenzhen 518057, China;
2. State Key Laboratory of Mobile Network and Mobile Multimedia, Shen-
zhen 518055, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202304012

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20230725.1301.002.html>

网络出版日期: 2023-07-26

收稿日期: 2023-06-10

摘要: 数据是数字经济时代重要的生产要素。数据管理成为释放数据价值的重要引擎。回顾了数据管理技术的迭代变迁历程, 分析了构建新一代数据管理基础设施的关键技术及挑战。结合中兴通讯在数据管理领域进行的创新和研发实践, 展示了应对这些挑战的思路、方案及取得的成效。最后, 对数据管理技术发展进行了总结和展望。指出数据域技术栈应当走低碳高效、可持续发展路线, 而高能效数据管理技术是可持续发展的关键。

关键词: 数据管理; 数据分析; 数据库; 大数据; 人工智能

Abstract: Data is an important factor of production in the era of digital economy. Data management is an important engine for releasing the value of data. The iterative evolution of data management technology is reviewed, and the key technologies and challenges of building a new generation of data management infrastructure are analyzed. Combined with ZTE's innovation and R&D practices in the field of data management, the ideas to solve these challenges, solutions, and results achieved are demonstrated. Finally, the development of data management technology is summarized and prospected. It is pointed out that the data domain technology stack should follow a low-carbon, efficient, and sustainable development path, and high energy efficiency data management technology is the key to sustainable development.

Keywords: data management; data analysis; database; big data; artificial intelligence

引用格式: 韩银俊, 牛家浩, 屠要峰. 数据管理系统发展趋势与挑战 [J]. 中兴通讯技术, 2023, 29(4): 64-71. DOI: 10.12142/ZTETJ.202304012

Citation: HAN Y J, NIU J H, TU Y F. Development trends and challenges of data management systems [J]. ZTE technology journal, 2023, 29 (4): 64-71. DOI: 10.12142/ZTETJ.202304012

数据作为新型生产要素, 对传统生产方式变革具有重大影响, 要构建以数据为关键要素的数字经济。数据、算法、算力是数字经济时代核心的3个要素。其中, 数据具有可共享、可复制、可无限供给等特征, 是推动数字经济发展的关键生产要素, 已上升到国家战略高度。

随着应用需求的发展, 数据管理系统也在不断完善, 每10年会出现一次比较大的技术变革, 产品形态不断繁荣发展——从20世纪60年代的文件系统、数据库、数据仓库、数据湖发展到现在的湖仓一体, 产业规模也在持续扩大。数据管理系统如今已在各个行业得到广泛应用, 成为数字经济不可或缺的通用基础设施。

随着信息技术的高速发展和数据量的迅速膨胀, 大规模、高性能的新型数据管理系统不断涌现。云基础设施的逐渐成熟以及企业用户需求的推动, 使得云原生数据管理系统近年来蓬勃发展, 催生出各类基于云架构的数据管理

服务。人工智能(AI)技术和数据管理技术相辅相成: AI技术越来越多地应用在数据管理系统的计算、存储和运维等方面, 数据管理系统为AI训练和推理提供高效的数据服务。异构处理器、新型存储和网络技术的快速发展, 正在改变数据管理系统依赖的底层环境, 给数据管理与分析技术的发展带来新的机遇与挑战。湖仓一体为用户提供的数据管理平台不仅具有数据仓库的结构化和治理优点, 还拥有数据湖的扩展性和机器学习的便利性。数据要素的可信流通使得数据安全成为热点。如何保证数据的安全和隐私成为数据管理系统的核心诉求。

1 数据管理技术的迭代变迁

数据管理是计算机科学中一个非常重要的领域, 涉及大量的技术创新和研究成果。该领域共获得5次计算机图灵奖, 并衍生出网状层次数据库、关系数据库、数据仓库、

NoSQL（指非关系型数据库）、NewSQL（指新型关系型数据库）、数据湖、湖仓一体等面向不同场景、具有多种形态的数据管理系统。如图1所示，以应用需求变更为主线，数据管理系统的发展历程分为信息化初期、互联网时代、云计算时代3个阶段。

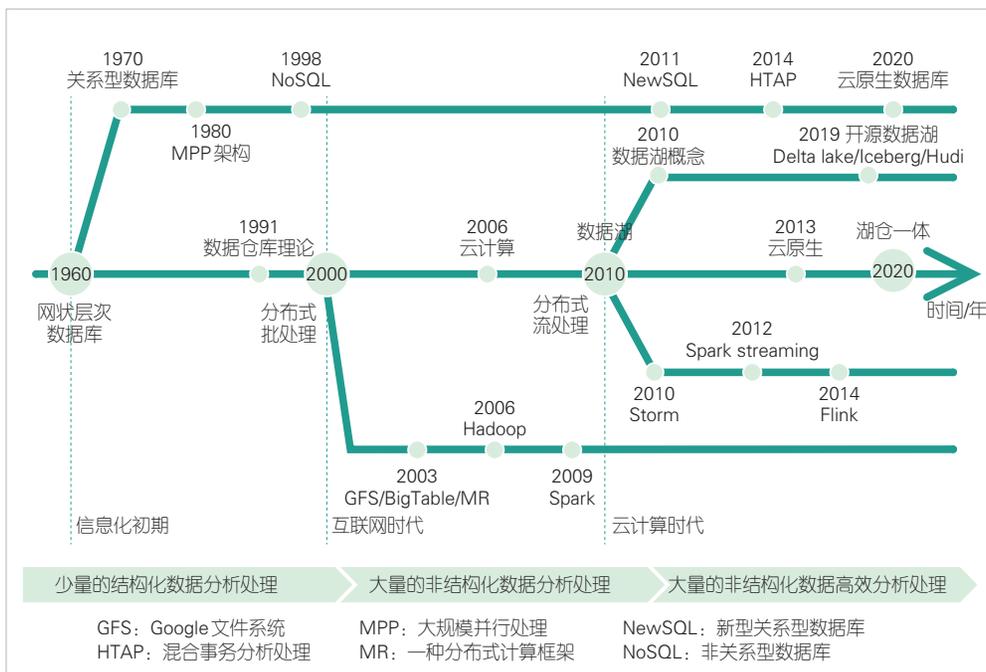
在信息化初期阶段，数据管理系统主要针对少量、结构化数据进行管理。第1代数据管理系统是网状层次数据库。网状层次数据库很好地解决了数据集中和共享问题，但是在易用性、数据独立性和抽象方面仍有很大欠缺^[1]。1970年，IBM提出数据关系模型的概念^[2]。关系模型把现实世界抽象为二维表，借助关系代数的集合运算和关系运算，具有强大的查询表达能力，有力地支撑了信息化初期的数据管理需求。因此，关系模型迅速取代了层次模型和网状模型，成为数据库事实标准。早期的关系数据库主要面向实时交易，支持多并发、快速增删改查。这类应用被称为联机事务处理（OLTP）^[3]。20世纪90年代中期，以MySQL、PostgreSQL为代表的OLTP开源数据库迅猛发展。早期MySQL抓住了开源LAMP（指Linux-Apache-MySQL-PHP）架构的先机，在互联网的快速中获得广泛应用。近年来，由于拥有更强大的技术先进性和更友好的开源协议，PostgreSQL发展势头强劲。随着累积的历史数据越来越多，如何让这些数据发挥更大的作用是一个亟待解决的问题。1991年B. INMON提出了数据仓库建设方法。1993年E. F. CODD提出联机分析处理（OLAP）^[4]的概念，以便满足决策支持、报表展示以及多维

数据查询的需求。

20世纪90年代，随着互联网的快速发展，数据量急剧增加。严格的事务一致性要求制约了关系数据库的系统扩展能力，使得低成本的弹性扩展成为数据库的首要需求。在此背景下，以Google为代表的互联网公司开发了NoSQL数据库，在牺牲数据库的事务特性和某些结构化查询语言（SQL）功能的前提下获得了较强的可扩展性。NoSQL泛指非关系型数据库，不同的NoSQL数据库有不同查询语言，难以统一应用程序接口，不具备结构化查询功能。为了解决这些问题，NewSQL^[5]数据库被提出。NewSQL是各种新的可扩展和高性能数据库的简称，这类数据库在具有高可扩展性的同时，又保留了传统关系数据库的原子性、一致性、隔离性、持久性（ACID）等特性。由于互联网的高速发展，数据越来越多，数据类型也越来越丰富，传统数据库存不下、无法建模、无法及时入库等问题逐渐凸显。在此背景下，Google相继提出GFS^[6]、MapReduce^[7]和Bigtable^[8]，开启了大数据时代。2006年开源生态Hadoop^[9]的诞生，改变了企业对数据的存储、处理和分析的过程，加速了大数据的发展，带来了行业变革。

随着云计算的发展，数据形式及应用场景变得更加多样化。数据管理系统需要基于云计算基础设施提供更加灵活、高效、可靠、安全的解决方案。云原生数据管理是基于云计算架构而设计和构建的，充分利用云基础设施的能力，具备弹性伸缩、多租户、分布式部署等特性，满足多源异构的大

规模数据处理需求。实时推荐、即时决策等场景提出了海量数据联机处理与实时分析的需求。实时数据仓库和流式计算引擎（Storm^[10]、Spark Streaming^[11]、Flink^[12]）等应运而生，可满足一些实时性要求高的场景。Hadoop因生态复杂、事务支持能力弱、交付及运维成本高，无法替代核心数仓，逐渐形成了自身特殊的定位——数据湖（Data Lake）。数据湖^[13]是一种数据存储方法，即在系统或存储库中以自然格式存储数据的方法，通常是企业中全量数据的单一存储，可提供各类报表、数据可视化、高级分析和机器学习等



▲图1 数据管理技术的迭代变迁

服务。数据湖提供了更为完善的数据管理能力，但仍无法满足用户在性能、事务等方面的要求。2020年Databricks提出了Lakehouse和面向湖仓一体的体系架构^[14]。Lakehouse是由Data Lakes与Data Warehouses组合而成的一种新的数据架构，目的是打破数据湖与数据仓库割裂的关系，结合数据仓库企业级能力与数据湖的灵活性，同时满足商业智能（BI）与AI两类场景需求。湖仓一体要在数据处理方面实现数据湖和数据仓库的互通，是数据一体化思想的体现。随着数据要素的流通和发展，湖仓一体将被赋予更多的含义和价值。

由数据管理技术60多年的迭代变迁历程可以看出，计算模式的改变和应用需求的变化，对数据管理系统形态的发展起到了至关重要的作用，数据管理技术和架构也随之不断迭代更新。在负载特征方面，针对不同业务场景的数据管理系统不断涌现，包括联机事务处理（OLTP）、联机分析处理（OLAP）、混合事务分析处理（HTAP），以及面向流批计算和湖仓融合的数据处理；在数据模式方面，数据模型从关系型向非关系型拓展，包括键值、文档、图、列族和时序等；在系统架构方面，传统单机数据库通过主从复制的方式满足数据库的可用性，而分布式和多主架构则进一步满足数据管理容量和性能的需求。此外，云计算和AI的普及，使得数据管理更具弹性和智能。

2 数据管理的关键技术及挑战

近年来，云原生、AI、新型硬件、安全隐私以及大模型等技术迅速发展，为数据管理系统的创新带来机遇和挑战^[15]。利用新型交叉学科技术构建的新一代数据管理基础设施正在兴起。

2.1 云原生数据管理

随着云基础设施的逐渐成熟以及企业用户需求的推动，云原生数据管理近年来得到了蓬勃发展，催生出各类基于云架构的数据管理服务。目前云数据库包含数据库云服务和云原生数据库两大类。数据库云服务主要采用云托管的形式，即云服务商将数据库看作一种部署到云平台的普通软件，在架构层面没有质变，无法充分复用云平台的强大能力，存在计算存储紧耦合、数据存储冗余、同步延时严重等问题。云原生数据库则是为云架构而原生设计的数据库。Amazon Aurora^[16]和Snowflake^[17]分别是云原生OLTP数据库和云原生OLAP数据库的全球引领者。云原生数据库采用计算存储分离的架构，遵循“日志即数据”的原则，计算层能够自动实现读写分离，扩缩容过程对上层透明，存储层采用分布式高可用存储系统，该架构实现了独立的计算节点弹性伸缩和存

储节点弹性扩缩容，进而提升了数据库性价比。

通过存储与计算分离，云原生数据库很好地解决了数据库云服务的高可靠、高可用和高可扩展性问题，但还存在诸多挑战：首先，存储和计算分离带来存储和计算之间访问时延的开销；其次，当前云原生数据库基本都只支持一写多读，不能实现多节点写，造成了写扩展性受限，特别是不能支持对写需求大的应用；此外，当前云原生数据库往往是针对一种负载类型设计的，对于HTAP的混合负载数据库缺乏有效的支持。

为了应对上述挑战，中兴通讯基于电信云基础设施（TCF）研发了云原生数据库EBASE-C和云原生数据仓库EBASE-A。EBASE-C采用存储与计算分离架构，利用全局事务处理模块，将多个节点读写的事务ID的分配和事务并发控制进行统一协调处理，支持基于多节点的读写功能，提升了数据库的读写扩展性；引入全局缓存，通过高性能的网络把各个节点的共享缓冲池连成一个整体，并对外提供高效、一致的缓存服务，减少了网络数据传输；在计算节点之间仅同步Redo Log相关的元数据信息，降低了节点间的复制延迟。EBASE-A在计算层引入向量化加速引擎，利用指令集的原生加速实现高效OLAP查询，借助算子下推能力将SQL操作下推到存储层中，在存储层过滤掉不必要的数据，减少了计算节点和存储节点之间数据传输的开销；在存储层采用行列混合的存储方式，支持数据压缩，有效支持了HTAP混合负载的访问；利用统一元数据架构，提供统一数据资产视图，管理全局事务和全局对象，打破了数据湖与数据仓库之间的界限，实现了湖仓一体化实时分析。

Serverless是云原生数据管理的下一个阶段，通过隐藏服务器，提供突出的弹性伸缩和按需服务能力，兼容处理各种类型的负载，实现更细粒度、更精准的资源调度。

2.2 智能化数据管理

传统的数据管理系统在大规模服务、性能调优和运维管理等方面面临很多挑战。AI技术因其强大的学习、推理、规划能力，为数据管理提供了新的发展机遇。AI赋能的数据管理技术得到了广泛关注。

以AI4DB为代表的智能化数据管理将AI技术应用到数据管理领域，提供自检测、自配置、自调优、自诊断、自愈、自安全和自组装等功能。从AI与数据管理系统的作用关系看，AI4DB分为外置AI优化和内置AI优化。其中，外置AI优化主要充当数据库管理员（DBA）的角色，对数据库进行调优和诊断，包括参数配置、参数调优、SQL改写、索引推荐、根因分析等；内置AI优化则包括基数估计、查

询优化和学习型索引等。基数估计是数据管理系统查询优化的一大核心问题，更精确的基数估计能够帮助优化器选择更优的查询计划。AI驱动的学习型基数估计方法将基数估计作为回归问题，该类方法收集具有真实基数（作为标签的查询池），提取查询特征并将它们编码为向量，随后训练模型并将查询映射到基数。在推理时，查询被编码为特征向量，通过输入回归模型得出基数估计结果。由AI驱动的学习型查询优化器受到研究者的广泛关注。Neo^[18]是第一个学习型查询优化器，通过强化学习方法生成延迟最低的执行计划。这类优化器能够以更少的代价取得更好的性能。麻省理工学院首次提出学习型索引^[19]概念，使用机器学习模型替代传统的索引结构。学习型索引可以大幅降低传统索引的空间代价，提高查询性能。

中兴通讯-北京大学联合实验室围绕智能化数据管理进行创新和实践，研发了智能化数据管理模块DBRobot，如图2所示。

DBRobot包括外置智能优化和内核智能优化两大功能。外置智能优化实现了业务无感一键式诊断优化，包括智能监控、智能诊断、智能优化和数据库（DB）大模型4个部分。其中，智能监控模块采集日志和参数等多维指标，进行趋势预测和异常检测，对发现的异常及时告警；智能诊断模块通过细粒度性能诊断、异常分析和多指标关联分析等手段实现慢SQL诊断、系统亚健康诊断和系统故障诊断，识别问题根因；智能优化模块针对问题根因通过智能参数调优、索引智

能推荐、SQL智能重写等技术，排除诊断出的故障；DB大模型模块利用大语言模型的上下文学习和思维链能力实现数据库的智能问答、智能运维和Text-To-SQL等功能。

内核智能优化聚焦AI4DB和DB4AI两个方向。在AI4DB方向，EBASE实现了基于AI的查询优化器LOGER^[20]。LOGER使用深度强化学习方法，在搜索过程中对部分查询计划进行评价，并生成完整的查询计划。在DB4AI方向，引入支持向量计算的训练算子，可实现库内数据训练和训练模型的存储；引入模型调用接口，使库内数据能够在查询后进行推理分析。

ChatGPT引发的大模型浪潮，催生了向量数据的存储、检索需求。传统的数据库索引结构难以有效地处理向量之间的相似度搜索和邻近性查询。向量数据库应运而生。向量数据库的核心思想是：将向量和对应的标识符存储在数据库中，并构建索引以加速相似度搜索，满足如图像检索、推荐系统、人脸识别和语义搜索等应用的需求。中兴通讯向量数据库EBASE-Vector能够高效地解决向量相似度检索和高密度向量聚类等问题，支持拍字节（PB）级向量数据的管理，通过与大模型技术和LangChain生态的融合，在高效存储和检索向量数据的同时，使得AI应用开发更加高效便捷。中兴通讯EBASE在大模型与数据管理融合领域持续创新，发布了业界领先的数据库大模型Nebula-EBASE。该模型具备Text-To-SQL、智能问答和智能运维等能力。

近几年，AI技术被广泛应用在数据管理领域中。总体



▲图2 中兴智能化数据管理模块DBRobot

上讲，AI在智能运维和系统管理方面的应用较为成熟，但在系统内核的智能化和DB4AI方面还需要不断探索。

2.3 新型硬件适配

数据管理系统在基础硬件和上层软件之间起到“承上启下”的作用，向上支撑上层应用，向下发挥硬件算力作用。以高性能处理器和硬件加速器、非易失内存（NVM）和远程直接内存访问（RDMA）高性能网络为代表的新硬件技术，正在改变传统的数据管理系统的底层载体支撑。数据管理系统将向异构计算架构、混合存储环境和高性能互连网络逐步演进^[21]。在存储层面，按字节存取的持久内存（PMEM）在提供更高的事务吞吐量的同时，也引入了一致性挑战。如何针对PMEM的特性管理设计高效的索引结构是一个关键问题。在网络层面，RDMA极大降低了主机间数据传输的时延，有效改善了分布式系统的运行环境。但由于RDMA在内存之间直接访问，系统设计需要重新考虑如何有效管理和分配内存资源，对事务一致性也提出了更高的要求。在计算层面，众核高性能处理器和各类硬件加速器，例如图形处理器（GPU）、现场可编程门阵列（FPGA）等，已被广泛用于加速处理数据。在系统设计时需要重新优化计算模型，以充分利用异构处理器的并行计算能力，面临着任务划分、资源调度、数据分发和算法优化等方面的挑战。

中兴通讯EBASE围绕新型硬件技术和软硬协同进行创新研发。在PMEM适配方面，EBASE绕过原有的文件系统内核输入输出（IO）层，直接对PMEM进行操作，实现了PMEM原生的日志机制和存储引擎。针对PMEM跨非统一内存访问（NUMA）带来的数据访问性能下降问题，EBASE实现了NUMA感知的数据访问机制，能够将同一个NUMA节点内的中央处理器（CPU）和PMEM设备进行绑定，确保了数据访问的局部性。EBASE利用PMEM大容量来扩大内存空间，基于DRAM/PMEM两级内存的缓冲区，实现热度感知的高速缓冲，提高系统查询处理的性能。在异构处理器加速方面，EBASE采用与CPU协作的加速器方式，将Join、Agg、Scan等算子或算子组合卸载到异构处理器FPGA设备上，与CPU协同完成查询语句的执行。如图3所示，异构加速架

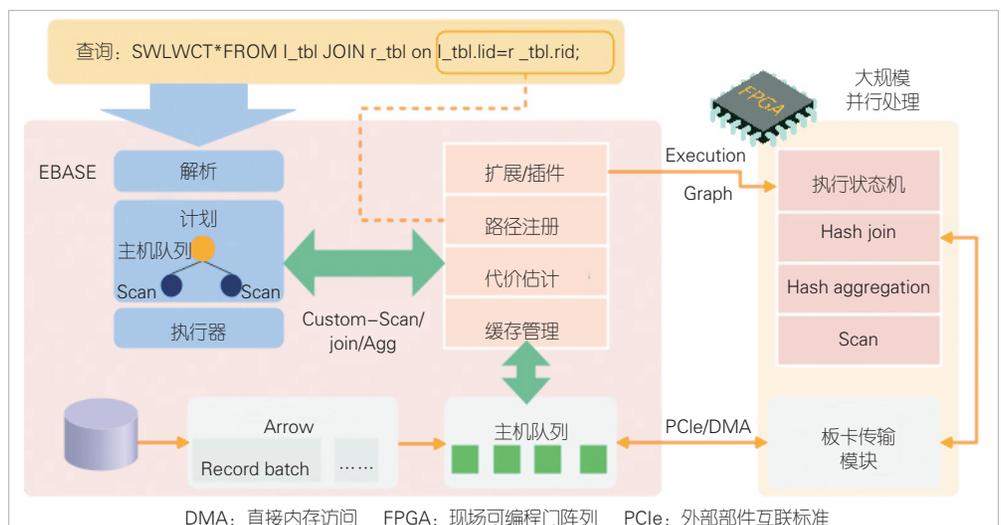
构通过加速扩展层实现异构算子路径注册、异构算子调用、数据传输等功能，由查询优化器自动选择最优的物理计划，无须上层业务干预，实现了异构加速与数据管理系统的无缝集成。

新的硬件还在不断发展演进，以CXL^[22]为代表的高速总线协议将有效提升处理器和设备之间的内存互联互通的效率，将带来更大的内存扩展空间。如何对此进行软件层面的优化和适配，是数据管理系统后续的改进方向。

2.4 湖仓融合的数据一体化

湖仓一体是新的概念，目前并没有统一且成熟的定义。各大厂商均对湖仓一体进行探索和实践。有些厂商基于数据湖架构对数据仓库进行能力扩展，通过在开放文件存储格式之上构建一套表格式Table Format和元数据管理系统，使数据湖具备ACID事务能力，并提高了数据管理水平，如开源系统Apache Iceberg^[23]、Apache Hudi^[24]、DeltaLake^[25]。有些厂商推出的方案基于数据仓库向数据湖能力扩展，通过各种连接器以外部表的方式访问数据湖底层存储系统中的数据，多采用存算分离的架构来完善自身的调度、计算、存储功能，扩展自身的能力，使自身形成一个数据处理平台。相关的技术方向往往更注重实时高并发场景应用和非结构化数据治理。

湖仓一体在成本和性能上还不足以与传统成熟的大数据存储解决方案竞争，成熟的产品和系统较少。在海量存储上搭建能够保证ACID的高性能湖仓一体架构仍然是主要挑战。在湖仓存储层，随着文件数量大幅增长，数据湖存储Hadoop分布式文件系统（HDFS）的NameNode节点遇到了元数据容量瓶颈，这限制了湖仓存储能力。同时，大集群的



▲图3 异构加速架构示意图

NameNode 启动速度非常缓慢，其全局锁处理机制大大限制了并发访问能力。湖仓元数据和计算层面临着 ACID 事务性能提升、高效并发更新及写入、海量元数据管理、查询优化等方面的挑战^[26-28]。

湖仓一体不仅仅在数据处理上将数据湖和数据仓库互相打通，还实现了数据一体化。通过整合大数据、数据仓库、AI 等技术，中兴通讯研发了新一代面向湖仓融合的数据管理系统 DAIP。DAIP 兼顾性能和成本效率，通过以表格格式 Table Format 为代表的新技术，将数据湖和数据仓库功能融合，实现一体化存储，形成一套基于统一元数据的数据服务体系；结合云原生技术，采用存算分离架构，提供统一开放的存储接口；对接多样的计算引擎，实现存储和计算灵活部署，实现资源按需使用。DAIP 能够有效简化企业的数据基础设施架构，让数据管理的灵活性与成长性得到了统一。DAIP 架构如图 4 所示，其中虚线内功能模块表示中兴通讯自主研发的功能或者在开源基础上实现的增强功能。

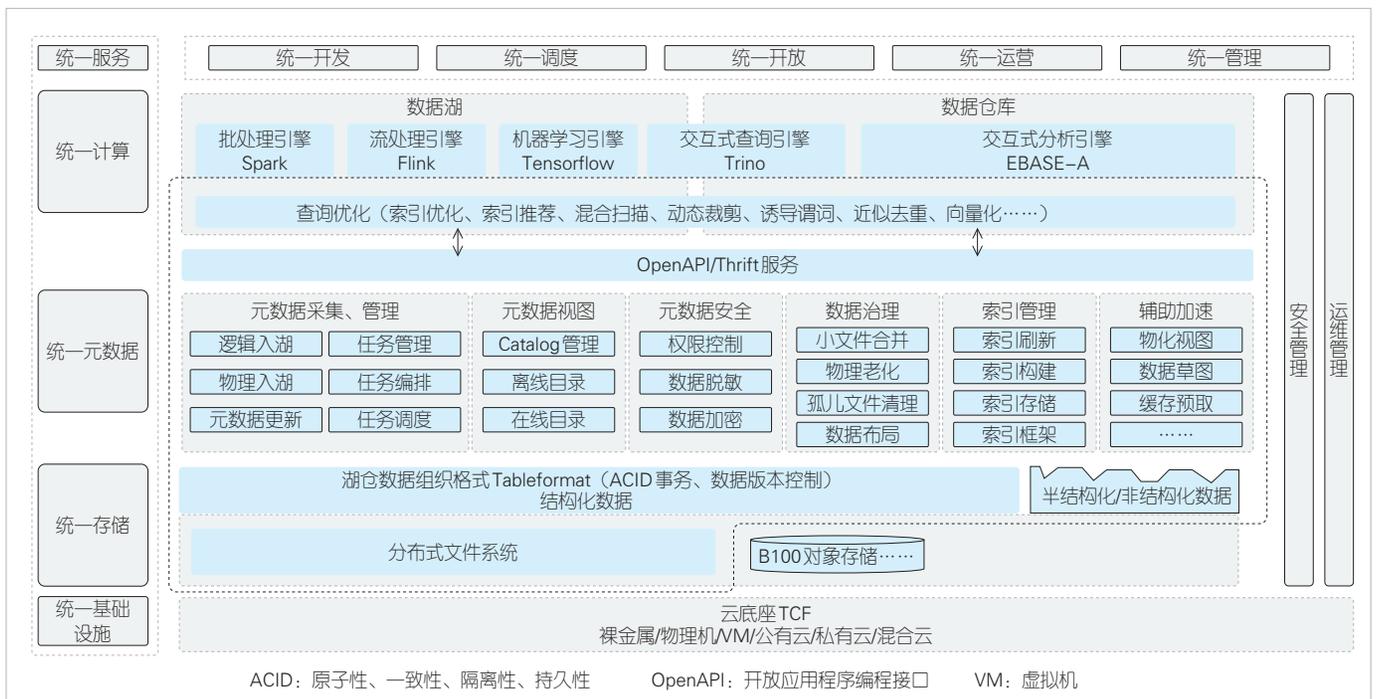
DAIP 基于自研大容量分布式元数据持久化技术，突破了原生 NameNode 元数据全内存架构的限制，纵向扩展了单 NameNode 节点的元数据容量。目前，单个 NameNode 可支持的文件数量达到百亿以上，与原生联邦横向扩展架构兼容。二者叠加可满足千亿级文件存储的需求，有效应对大容量湖仓存储挑战。在流处理场景下应用不断向数据湖表中数据插入数据或者进行 merge、update 等操作时，会产生大量的小

文件。过多的小文件会导致计算引擎的查询过程变慢，并且会引起系统扩展性和稳定性问题。DAIP 研发了数据湖治理功能，支持压缩合并表文件、物理老化和孤儿文件清理等，实现了自动数据布局和优化，以保持文件访问最佳性能，将查询运行时间和占用存储容量减少了 10% 以上。围绕大规模元数据管理及查询优化技术进行创新和实践，DAIP 构建了一个面向湖仓融合的低成本索引系统，为湖仓不同计算引擎提供统一计算加速能力。通过将元数据管理与数据管理同等看待，以分布式方式管理和处理元数据，该系统可以存储非常丰富的元数据并扩展到非常大的表，可同时嵌入到多个计算引擎中，结合查询优化技术允许各个计算引擎直接跳过无关文件，以提升实时数据分析及查询效率。

湖仓一体技术仍在不断迭代发展。中兴通讯新一代面向湖仓融合的数据管理系统将以提升用户体验为目标，为湖仓提供更大的容量、更快的速度、更好的稳定性，并构建智能数仓、流式数仓等外围生态，在数字经济建设中发挥更重要的作用。

2.5 数据要素可信流通

数据作为新型生产要素，是数字化、智能化的基础，已快速融入生产、分配、流通、消费和服务各环节。如何保证不同场景下数据要素安全可信流通，构建数据治理新体系，是工业界与学术界研究的热点问题。



▲图 4 新一代面向湖仓融合的数据管理系统架构图

隐私计算^[29]是涵盖众多学科的交叉融合技术，目前主流的隐私计算技术主要分为三大方向：1) 以多方安全计算为代表并基于密码学的隐私计算技术；2) AI与隐私保护融合而衍生的技术；3) 以可信执行环境为代表并基于可信硬件的隐私计算技术。借助隐私计算机制，在技术层面可通过隐私计算技术，从数据采集、存储、协作等方面提升数据安全和隐私保护水平，保护数据全生命周期的安全，将数据所有权与使用权分离，使计算过程中不发生数据所有权的转移，从而实现“数据可用不可见”，为数据要素安全可信流通提供有力支撑。如何保证数据不受恶意篡改是数据维护中关乎数据安全的基础性问题。随着数据规模的不断增长和云服务的逐渐普及，传统防篡改机制难以适应在复杂环境下对大规模数据的保护要求。如何构建高效的数据防篡改机制，如何在不可信环境下保护数据安全，都是亟待解决的问题。不可篡改性、去中心化、可追溯性等特性保证了区块链能在不可信环境中构建可信的计算环境。

中兴通讯结合自身在区块链和隐私计算领域的多年深耕与积淀，提出数据要素可信流通1+2+3+N架构^[30]，成功实现了两者的融合部署应用，如图5所示。

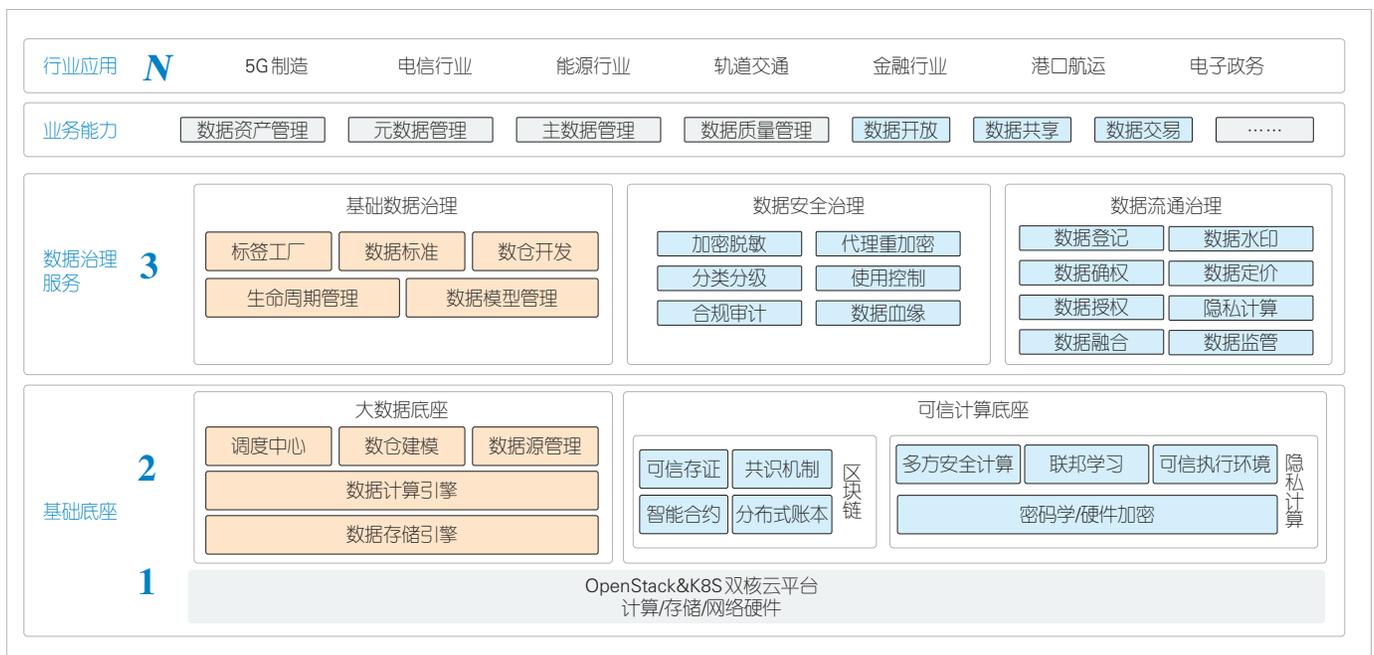
隐私计算技术能解决区块链的扩展和隐私保护问题，区块链技术也能使得隐私计算技术更加安全、更加可信赖。通过两者结合，中兴通讯进一步拓展了各个垂直行业应用的场景，实现了数据在存储、流通和计算过程中端到端的安全和可审计，为数据要素可靠、安全、合规和高效流通奠定了扎

实技术基础。

3 数据管理技术发展展望

回顾数据管理60年的发展历程，计算模式和应用需求的变化对数据管理系统形态产生了重要影响，推动了数据管理架构和技术迭代更新。近年来，全球数据管理新技术蓬勃发展，但仍然存在两个亟待解决的问题：1) 数据规模高速增长，计算处理能力依然是主要瓶颈；2) 数据虽上升为生产要素，但数据价值释放不充分。

全球数据量的持续高速增长，“碳达峰、碳中和”目标的提出，都要求数据域技术栈必须走低碳高效、可持续发展的路线。因此，高效数据管理技术是可持续发展的关键。云数据管理系统具有资源共享、节能高效的特点，将是未来数据管理的主要基础形态。数据管理与处理的成本成为重要考量因素。数据管理系统的设计理念从传统的“扩展性优先”向“以性能优先”转变。智能化数据管理、近数处理、新型硬件驱动等新兴管理和处理方法，成为性能优先设计的重要技术手段。GPU、FPGA、深度学习处理器（DPU）等专用加速器从专用领域走向通用计算，对数据管理技术产生重要影响，特别是在高维数据分析和大规模非结构化数据处理方面。近年来，不少国家在云数据管理的基础上开始探索国家范围内的一体化高效数据管理。中国提出了算力网络的概念并制定相关国际标准，正式启动“东数西算”工程。由于算力和数据要素的大规模调度与流通，如何在云数据管



▲图5 中兴通讯数据要素可信流通平台“1+2+3+N”架构

理基础上进行云、边、端以及多云之间数据和计算的协同,实现全国一体化的高效率数据管理,形成低碳发展新格局,成为未来数据管理的主要方向。

在海量数据和丰富应用场景的驱动下,更多的数据技术和应用创新将全面落地。数据采集、数据治理、数据流通、数据开发利用、数据安全保护等各方面将协同推进。数据要素规模化产业集群和规范化产业生态将逐步形成。数据要素的价值将得到充分挖掘和释放,从而进一步促进数字经济和实体经济深度融合,助力数字经济高质量可持续发展。中兴通讯将持续致力于新型数据管理系统的研发,协同推动数据一体化、新硬件加速、智能化数据管理等新技术的快速商用落地,实现横向跨域拉通和智能敏捷赋能,繁荣生态合作,助力客户在数字经济时代建立可持续的竞争优势。

参考文献

- [1] 杜小勇, 卢卫, 张峰. 大数据管理系统的历史、现状与未来 [J]. 软件学报, 2019, 30(1): 127-141. DOI: 10.13328/j.cnki.jos.005644
- [2] CODD E F. A relational model of data for large shared data banks [J]. Communications of the acm, 1983, 26(1): 64-69
- [3] GRAY J, REUTER A. Transaction processing: concepts and techniques [M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1992
- [4] HAN J W, KAMBER M. Data mining: concepts and techniques, second edition [M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2002
- [5] PAVLO A, ASLETT M. What's really new with NewSQL [J]. ACM sigmod record, 2016, 45(2): 45-55
- [6] GHEMAWAT S, GOBIOFF H, LEUNG S T. The Google file system [C]// Proceedings of the nineteenth ACM symposium on Operating systems principles. ACM, 2003: 29-43. DOI: 10.1145/945445.945450
- [7] DEAN J, GHEMAWAT S. MapReduce [J]. Communications of the acm, 2008, 51(1): 107-113. DOI: 10.1145/1327452.1327492
- [8] CHANG F, DEAN J, GHEMAWAT S, et al. Bigtable: a distributed storage system for structured data [J]. ACM transactions on computer systems, 2008, 26(2): 1-26. DOI: 10.1145/1365815.1365816
- [9] Apache Software Foundation. Apache Hadoop [EB/OL]. [2023-05-25]. <https://hadoop.apache.org>.
- [10] HUSSAIN IQBAL M, SZABIST, RAHIM SOOMRO T. Big data analysis: apache storm perspective [J]. International journal of computer trends and technology, 2015, 19(1): 9-14. DOI: 10.14445/22312803/ijctt-v19p103
- [11] ZAHARIA M, XIN R S, WENDELL P, et al. Apache spark [J]. Communications of the ACM, 2016, 59(11): 56-65. DOI: 10.1145/2934664
- [12] CARBONE P, KATSIFODIMOS A, EWEN S, et al. Apache flink: stream and batch processing in a single engine [EB/OL]. [2023-05-25]. <http://sites.computer.org/debull/A15dec/p28.pdf>
- [13] 维基百科. 数据湖 [EB/OL]. [2023-05-25]. <https://zh.wikipedia.org/wiki/%E6%95%B0%E6%8D%AE%E6%B9%96>
- [14] ZAHARIA M, GHODSI A, XIN R, et al. Lakehouse: a new generation of open platforms that unify data warehousing and advanced analytics [EB/OL]. [2023-05-25]. https://cs.stanford.edu/~matei/papers/2021/cidr_lakehouse.pdf
- [15] 李战怀, 李国良, 陈跃国. “十四五”数据库发展趋势与挑战 [J]. 中国计算机学会通讯, 2022, 6: 8-11
- [16] VAN AKEN D, PAVLO A, GORDON G J, et al. Automatic database management system tuning through large-scale machine learning [C]// Proceedings of the 2017 ACM International Conference on Management of Data. ACM, 2017: 1009-1024. DOI: 10.1145/3035918.3064029
- [17] VUPPALAPATI M, MIRON J, AGARWAL R, et al. Building an elastic query engine on disaggregated storage [C]//NSDI. USENIX, 2020: 449-462
- [18] MARCUS R, NEGI P, MAO H Z, et al. Neo [J]. Proceedings of the VLDB

- endowment, 2019, 12(11): 1705-1718. DOI: 10.14778/3342263.3342644
- [19] KRASKA T, BEUTEL A, CHI E H, et al. The case for learned index structures [C]//Proceedings of the 2018 International Conference on Management of Data. ACM, 2018: 489-504
- [20] CHEN T Y, GAO J, CHEN H D, et al. LOGER: a learned optimizer towards generating efficient and robust query execution plans [J]. Proceedings of the VLDB endowment, 2023, 16(7): 1777-1789. DOI: 10.14778/3587136.3587150
- [21] 梅宏, 杜小勇, 金海, 等. 大数据技术前瞻 [J]. 大数据, 2023, 9(1): 1-20
- [22] DAS SHARMA D. Compute Express Link: an open industry-standard interconnect enabling heterogeneous data-centric computing [C]// Proceedings of 2022 IEEE Symposium on High-Performance Interconnects (HOTI). IEEE, 2022: 5-12. DOI: 10.1109/HOTI55740.2022.00017
- [23] Apache Iceberg. Apache Iceberg homepage [EB/OL]. [2023-05-25]. <https://iceberg.apache.org>
- [24] Apache Hudi. Apache Hudi homepage [EB/OL]. [2023-05-25]. <https://hudi.apache.org>
- [25] Delta Lake. Delta Lake homepage [EB/OL]. [2023-05-25]. <https://delta.io>
- [26] EDARA P, PASUMANSKY M. Big metadata [J]. Proceedings of the VLDB endowment, 2021, 14(12): 3083-3095. DOI: 10.14778/3476311.3476385
- [27] POTHARAJU R, KIM T, SONG E, et al. Hyperspace [J]. Proceedings of the VLDB endowment, 2021, 14(12): 3043-3055. DOI: 10.14778/3476311.3476382
- [28] TA-SHMA P, KHAZMA G, LUSHI G, et al. Extensible data skipping [C]// Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). IEEE, 2021: 372-382. DOI: 10.1109/BigData50022.2020.9377740
- [29] 全国信标委大数据标准工作组. 2022. 数据要素流通标准化白皮书(2022版) [R]. 2022
- [30] 中兴通讯. 2023 Netnumen Ztpcc 数据要素可信流通平台 [R]. 2023

作者简介



韩银俊, 中兴通讯股份有限公司数据智能研发总工、中兴通讯青年领军人才; 负责新型数据库技术、大数据湖仓融合技术和高性能存储相关技术的研发工作, 主要研究方向为数据库、人工智能、大数据及存储; 获省级科技进步奖一等奖3项。



牛家浩, 中兴通讯股份有限公司数据智能系统架构师、中兴通讯青年领军人才; 负责大数据平台规划和技术研究工作, 主要研究方向为大数据、湖仓融合、数据安全及隐私保护等。



屠要峰, 中兴通讯股份有限公司中心研究院副院长、数据库技术专家委员会主任, 中国计算机学会杰出会员、南京分部副主席、数据库专委会、大数据专委会、信息存储常委, 中国人工智能学会常务理事, 中国开源软件联盟理事; 负责中兴通讯数据智能平台研发, 主要研究方向为大数据、人工智能、数据库及存储。