

大数据

湖仓一体技术白皮书

2022



2022年12月

中国移动版权所有

大数据 湖仓一体技术白皮书

[2022]

中国移动版权所有

中国移动版权所有

中国移动版权所有

编写说明 COMPILE

本白皮书由以下单位联合发布

中国移动通信集团有限公司
中国信息通信研究院
华为技术有限公司
阿里云计算有限公司
亚信科技控股有限公司
北京东方国信科技股份有限公司
浪潮集团有限公司
曙光信息产业股份有限公司
北京偶数科技有限公司
天津南大通用数据技术股份有限公司
北京开元维度科技有限公司
新大陆数字技术股份有限公司

编写组成员

代 莎	杨志勇	段怡婷	傅茗萱	高亚京	庞 可	鲁 楠	李媛媛
刘 辉	王少鹏	顾 强	臧紫文	申 凯	李汉章	张浩然	陶 捷
侯 雁	施成龙	王 斐	张容闻	贾 岛	谢 梦	牛允诺	杨泽生
陈志伟	郑 勇	徐 凯	程川军	徐泰明	李 瑾	谢元胜	刘明杰
胥猛猛	孔 帅	张 委	石 静	唐 哲	折建峰	王 虎	刘宇媛
郭 浩	陈 蕾	史富伟	余敏学	杨 哲	宋宜旭	王洪越	白军奎
张青锋	耿云涛	朱 坚	李新胜				

前言 PREFACE

世界正迈入万物互联的智能时代，而数据将成为智能世界的关键生产资料。随着业务类型日益增多，数据量呈现爆发式增长。据《GIV2025》预测，2025年全球存储数据量将高达180ZB。

数据量的剧烈增长对企业数据基础设施提出了新的挑战，传统数据湖和数据仓库已经无法满足数据的组织、存储、分析需求。一方面，企业面临海量数据存储、分析的巨大压力，计算、存储资源投资无法匹配数据增长的速度。另一方面，数据湖和数据仓库的系统烟囱导致数据割裂，需要频繁做数据搬移和转换，消耗大量的资源，也降低了数据分析效率。

这些挑战既要求IT行业革新大数据储存与分析处理能力，又要求提高资源利用率，同时拆除系统烟囱，打通数据湖与数据仓库能力，将数据湖的灵活性与数据仓库的高效率优势融合起来，湖仓一体架构应运而生。

大数据是移动信息产业链中的重要子链，中国移动携手存储、计算、数据湖、数据仓库、数据服务等多领域伙伴，共同推出了《大数据湖仓一体技术白皮书》。

作为业界首个以大数据湖仓一体为核心主题的黑皮书，本文将全面阐述湖仓一体发展背景、概念定义、关键技术、典型应用场景、当前挑战、未来展望以及实践案例，以全局视角论述湖仓一体发展态势。

本白皮书是加强自主创新，引领中国大数据产业发展，迈出的第一步。通过凝聚产业共识，推动产业健康快速发展，协同产业界共同打破数据湖与数据仓库割裂的体系，实现数据湖和数据仓库的能力融合，充分发掘数据要素的价值，为湖仓一体技术的应用落地提供参考和指导。

目录 CONTENTS

编写说明	2
前言	3
目录	4

01

湖仓一体技术逐步走向成熟

INTEGRATED TECHNOLOGY IS GRADUALLY BECOMING MATURE

湖仓一体技术逐步走向成熟	6
企业海量数据处理催生湖仓一体需求	6
促进湖仓一体技术发展的三个因素	7
湖仓一体技术发展概况	8

02

湖仓一体的关键技术能力

INTEGRATED KEY TECHNICAL CAPABILITIES

湖仓一体的关键技术能力	9
存储和计算分离	10
事务支持	11
数据范式	11
开放数据格式	11
支持多种工作负载	12
BI 支持	12

03

湖仓一体的典型应用场景

THIS IS A TYPICAL APPLICATION SCENARIO

湖仓一体的典型应用场景	13
-------------------	----

04

湖仓一体的架构概述

OVERVIEW OF THE INTEGRATED ARCHITECTURE

湖仓一体的架构概述	15
湖仓一体架构规划原则	15
湖仓一体参考架构	16

05

现有大数据系统向湖仓一体的演进路径

EVOLUTION PATH OF EXISTING BIG DATA SYSTEMS

现有大数据系统向湖仓一体的演进路径	21
从数据湖向湖仓一体的演进路径	21
从数据仓库向湖仓一体的演进路径	22

06

湖仓一体技术发展未来展望

THE FUTURE OF TECHNOLOGY DEVELOPMENT

湖仓一体技术发展未来展望	24
--------------------	----

07

湖仓一体实践案例

INTEGRATED PRACTICE CASE

湖仓一体实践案例	27
中国移动 -- 分布式协同计算平台	27
阿里云 -- 湖仓一体架构	30
偶数科技 -- 金融湖仓一体大数据案例	31
附录	32

湖仓一体技术逐步走向成熟

INTEGRATED TECHNOLOGY IS GRADUALLY BECOMING MATURE

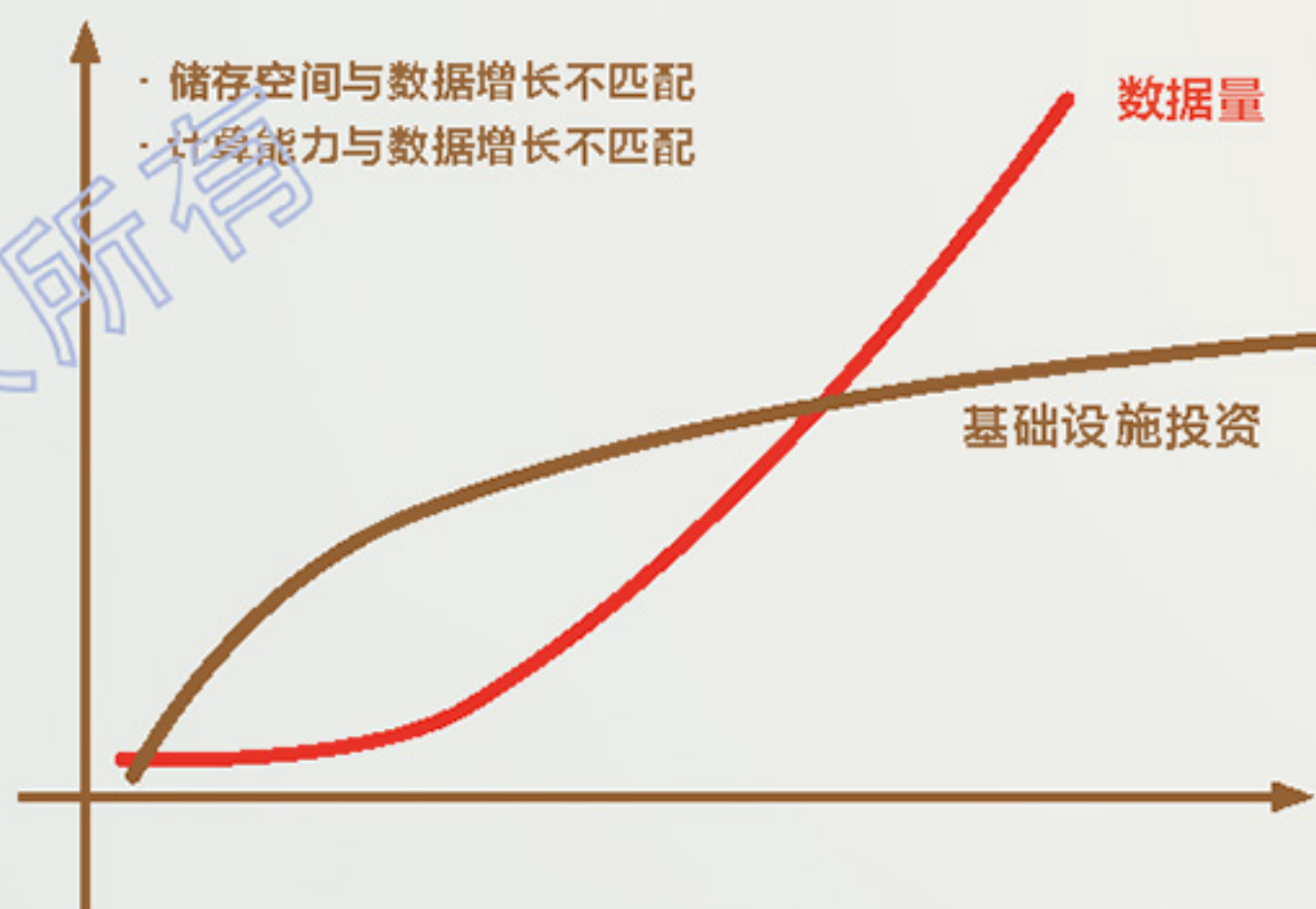
企业海量数据处理催生湖仓一体需求

· 数据指数级增长

随着 5G、云计算、大数据、AI、新技术、新应用的蓬勃发展，企业数据快速增长，容量正在从 PB 到 EB 级跨越，数据呈现大规模、多样性的特点，特别是非结构化数据呈爆发式增长。根据华为 GIV 报告，2025 年全球数据总量将达 180ZB，其中非结构数据占 95%。

数据成为企业的核心资产，而数据创新是充分释放数据要素的催化剂，对企业提升竞争力至关重要。

企业也开始关注数据剧烈增长与数据基础设施投资不匹配的矛盾，如何提升数据基础设施的效率，降低成本，将更多的投资用于数据创新。



企业基础设施投资增速与数据量增长不匹配，形成剪刀差

· 企业数字化，用户对数据探索的需求多样化

随着业务的发展，数据的来源变得多样，大量结构化、非结构化的数据需要存储下来。面对日益激烈的市场竞争，企业需要对累积的数据进行数据分析，以便获取更加准确的决策信息来完成运营管理和市场推广等工作。

为了充分发掘数据的价值，企业对灵活、高效的数据分析需求从未衰减。如今，很多企业已经开始使用数据驱动的方式，打通业务上下游的多个应用流程，促成各部门间更有效、密切的协作。

· 数据湖、数据仓库的短板

传统的数据仓库面向结构化数据，有良好的决策支持和 BI 应用支持能力，但无法有效应对非结构化数据、半结构化数据，以及多样，高性能和大容量数据处理的诉求。

数据湖的兴起，提供了海量、多样化数据的存储库，使得半结构化、非结构化数据能被分析，但数据湖缺少一些关键功能：如不支持事务、缺乏一致性 / 隔离性，无法支持数据实时处理等，成为海量数据分析的瓶颈。

为了应对数据多样化发展所带来的新的挑战就需要基于新的架构思维、新的管理理念、新的技术来设计企业的大数据系统架构。

促进湖仓一体技术发展的三个因素

· 算力

在数据爆炸式发展的同时，集成电路的发展仍在遵循着“摩尔定律”不断的发展，带来了 CPU、GPU 及各类 AI 芯片等各类设备的计算能力不断上升。

计算能力提升为大数据提供了急需的推动力，企业可以以更低的价格购买越来越多的算力机，可以按需处理数据和分析数据。

· 存力

随着技术的发展，存储介质也迎来了飞跃式发展。一方面，磁盘介质的单盘容量仍在不断增加，另一方面，闪存颗粒价格逐年下降，两方面都催生了同等数据量存储介质成本的不断降低。与此同时，存储软件的分级、归档、重删 / 压缩等技术，保证数据存储的高效性，性价比的提升也代表着数据存储成本的降低。

随着数据存储成本下降，以往企业投资只能存储一些关键数据，现在可以接入更多的数据源，存储更多的数据，能够支撑的数据应用场景也更丰富。

· 调度

经过十几年的发展，云计算平台产品与方案丰富且健全，云计算已进入成熟

阶段。云计算实现了计算和存储资源的按需可用性，具有大规模、弹性伸缩的优势。

虚拟化、容器、微服务、DevOps 等技术的发展，以及微服务带动，催生云原生理念的成熟和落地，企业应用云原生技术获得明显的降本增效的成果，云原生成为大数据发展的一个必然导向。

以上三个因素的有机结合，共同促成了以大数据为核心的数据架构新范式——湖仓一体的兴起。

湖仓一体技术发展概况

回顾大数据技术的发展，分为两个阶段：

第一阶段，传统数据仓库时代，企业通过数据仓库为分析决策服务，构建面向主题的、集成的、非易失的且随时间变化的数据集合。2000 年开始，数据仓库在国内得到了广泛的推广，电信和金融业最早建立了数据仓库。

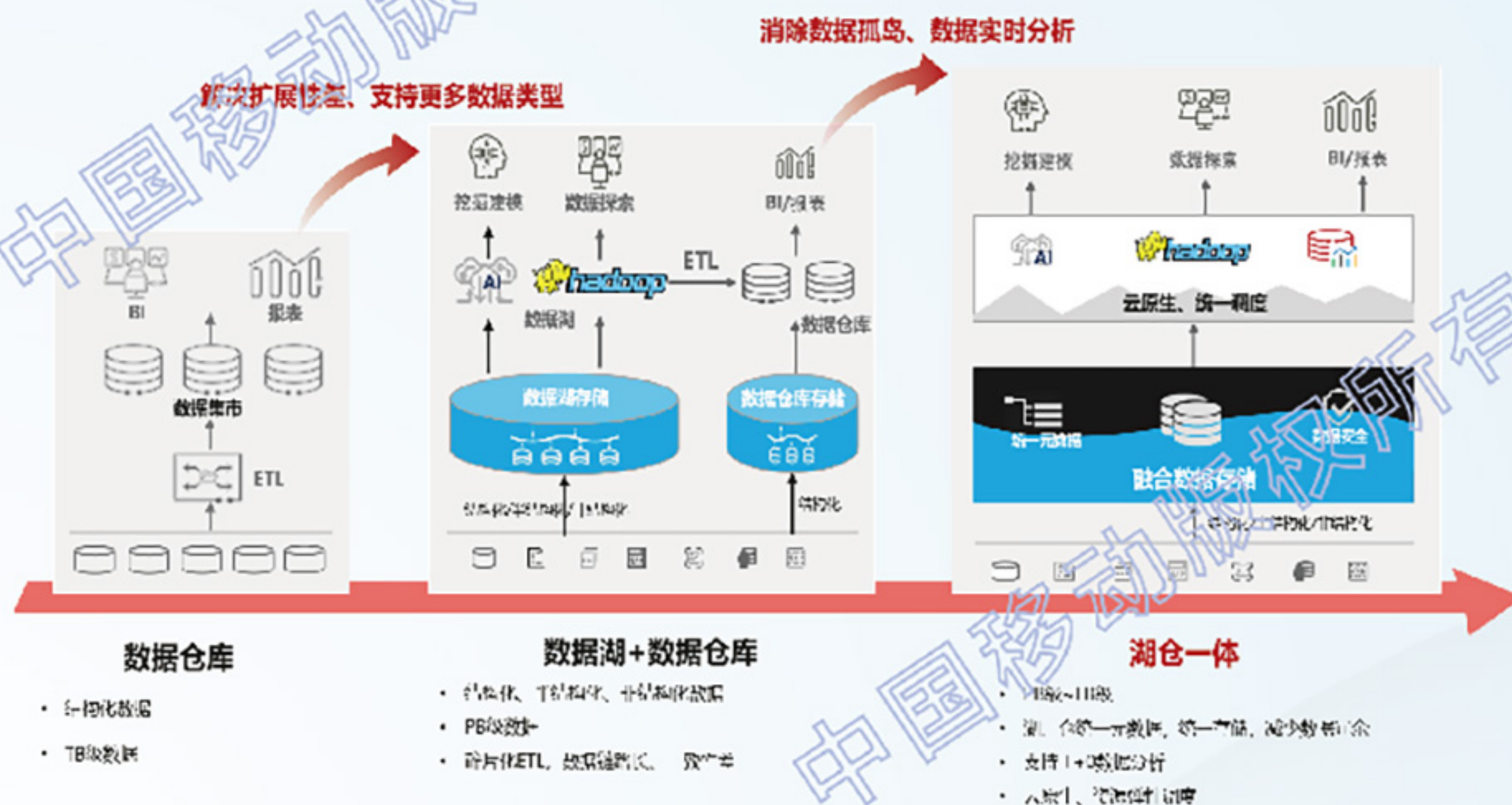
业务增长不断产生新的数据，企业累积了大量结构化、半结构化、非结构化数据。而数据仓库仍以结构化数据为主，集群规模扩展能力有限，很难超过 PB 级别，数据仓库的瓶颈逐渐突出。

第二阶段，Hadoop 技术的普及，使数据湖开始受到关注，企业开始使用 Hadoop 技术构建数据湖，处理结构化、半结构化数据，并利用实时数据处理引擎实现数据实时处理。

随着数据湖建设逐步推广，一些瓶颈也逐渐暴露出来，Hadoop 不仅性能有限，而且事务支持差，无法完全替代数据仓库的业务。

常见大数据解决方案中，使用多系统组合的方式满足业务诉求，即一个数据湖、多个数据仓库、及其它专用系统（如流、时序分析、图分析等）组合，这种方式增加了系统复杂性，使运维管理变得复杂，数据需要在不同系统间移动或复制，导致数据分析延迟。因此，这种模式不可持续，需要一种新的范式来融合这两种模式。

在数据湖发展过程中，一些新技术的推出，使数据湖支持 ACID 事物一致性，如 Apache Iceberg、Apache Hudi、Apache DeltaLake 等，数据湖开始具备数据仓库的基本能力。而 Snowflake、Databricks 等新兴的数据仓库产品也率先推出存算分离架构，通过云原生架构实现了高并发，大容量的处理能力。这些为湖仓一体实现的关键技术奠定了基础。



当前，大数据技术发展，进入了湖仓一体的新阶段：湖仓一体架构结合科学的数据分层、存算分离等理念，将多样的数据处理负载有机组合在一起，最终形成了一个完整的、高效的数据处理体系。它实现一份数据、一套任务在湖、仓之上无缝调度和管理。使用数据湖做统一的数据存储，发挥数据湖的灵活和开放优势，通过湖仓一体技术将面向生产的高频数据和任务，无缝调度到数据仓库中，发挥性能和成本优势。

湖仓一体的关键技术能力

INTEGRATED KEY TECHNICAL CAPABILITIES

湖仓一体是一种新型开放式架构，充分结合数据湖和数据仓库的优势，在数据湖低成本的存储架构之上，继承数据仓库的数据处理和管理功能。



湖仓一体结合了数据湖、数据仓库的功能优势

湖仓一体能够存储、转换和集成结构化和非结构化数据，将不同种类融合在一起，并能够从数据中提取出有价值。

实现数据分析民主化，满足不同角色用户的诉求，数据科学家应该有自己的场所来测试他们的假设，分析师能够使用他们合适工具分析数据，业务用户能够准确和及时地获得数据分析报表。

同时，具备更加健壮的数据治理框架，数据湖处理的数据量大，但缺乏有效的数据治理而容易变成数据沼泽，而数据仓库数据量小，但有良好的数据治理。湖仓一体架构力求达到平衡，为正确的数据类型实现正确的治理。

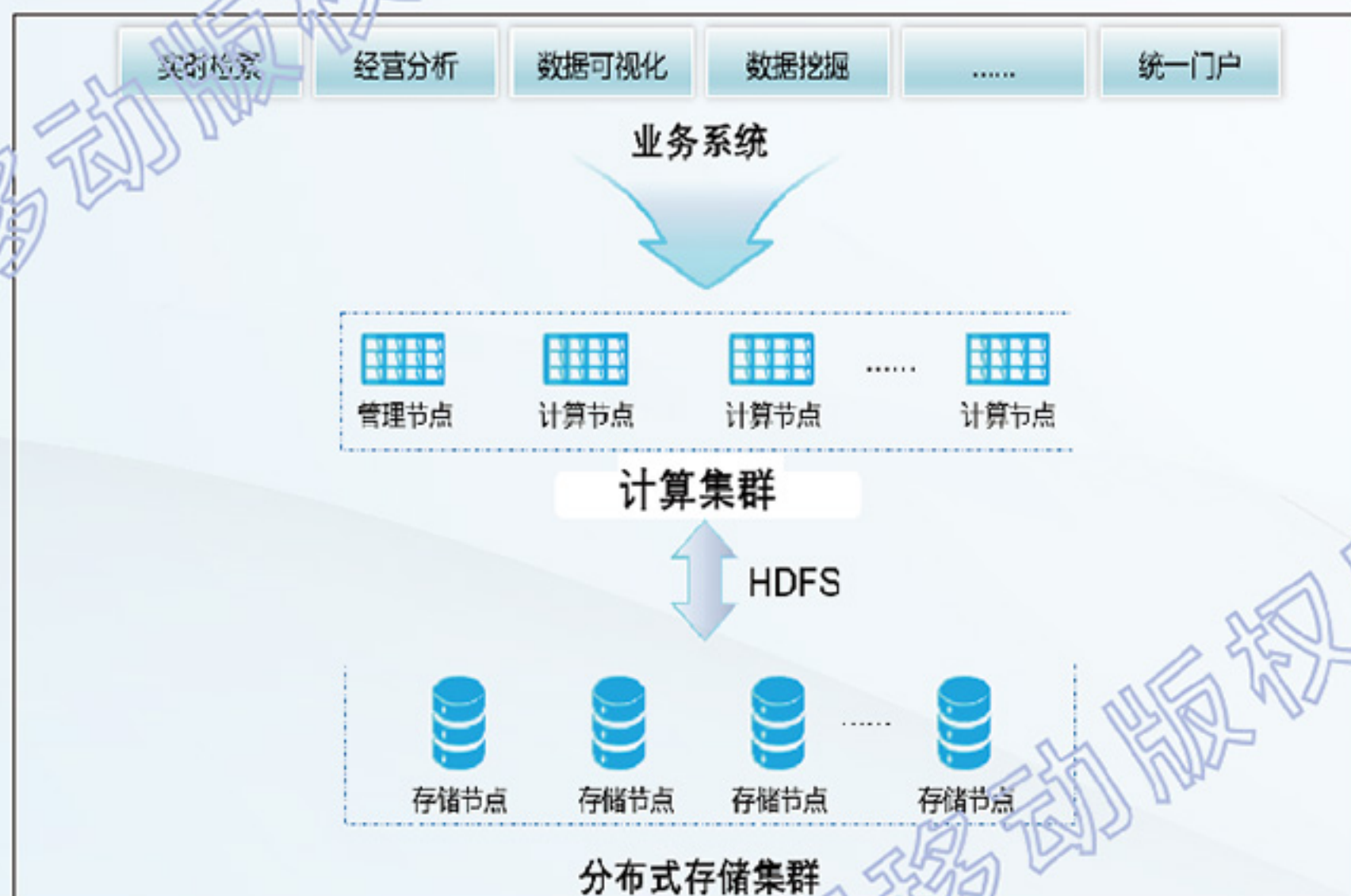
利用了云计算实现架构灵活和创新，以敏捷响应不断变化的业务需求，并减少数据周转时间。

湖仓一体具备以下几个关键能力：

存储和计算分离

传统数据仓库和大数据的部署，要求存储和计算耦合，计算靠近数据来获得更高的处理性能。随着云计算的普及，数据和服务云化趋势下，催生了大数据存算分离架构，实现存储和计算可以独立的扩展和伸缩，为大数据发展带来深远的变革。

存储和计算使用单独的集群，按需分别扩展存储或计算资源，保证湖仓一体的整体系统能够支持更多的用户并发和更大的数据量，同时最大程度地利用资源，从而实现对大规模数据进行查询和高效分析。



使用存算分离架构，存储和计算可以独立扩展

事务支持

企业大数据系统要为业务提供并发的读取和写入。对事务的支持，可确保数据并发访问的一致性、正确性。

事务的特性包含原子性 (Atomicity)、一致性 (Consistency)、隔离性 (Isolation)、持久性 (Durability)。湖仓一体架构在数据存储，在并发读写、作业异常失败、批流混合输入、历史数据归档等方面都需要事务支持，才能保证数据可靠性，避免数据存储变成无法有效使用的数据沼泽。

将事务一致性能力统一到一个平台，支持数据的增、删、改、查，实现一份数据在多个引擎间自由流动共享，避免来回迁移。

数据范式

湖仓一体的数据范式要能够具备兼容多种范式的能力，包括星型、雪花型等多种模式，在用于数据湖的低成本存储上，实现与数据仓库中类似的数据结构和数据管理功能。

根据不同的存储要求和业务需要，使用不同的范式建模存储数据。在同一数据平台中支持混合事务和分析处理，支持海量数据批处理和实时查询分析，支持数据高效的 Update/Delete 操作，支持创建索引增强数据查询效率，支持多种 OLAP 函数，扩展数据库分析能力。

开放数据格式

湖仓一体的存储系统采用开放式架构，既构建于数据湖低成本的数据存储架构上，同时具备数据仓库的数据处理和管理能力。支持 Parquet、ORC、AVRO、CSV 等标准数据格式，提供标准化 API，实现与主流大数据、AI 计算框架无缝对接，达到数据快速写入的目的。

应对前端不同的数据需求，支持湖仓融合开放数据格式，如 Hudi、Iceberg、DeltaLake 等开放格式，具备数据仓的事务一致性，同时面对各种应用场景，具备对接大数据计算引擎，如：Apache 的 Spark、Flink、Presto、Hive 等，实现对各种数据的访问，实现开放的数据访问。

针对需要进行深度分析的结构化、半结构化数据，为实现数据的统一管理和质量溯源，需要对数据进行统一元数据管理和权限管理，将数据封装为对外部应用可见的表格式。且要提供统一元数据访问途径，从而实现计算框架快速访问数据。



支持多种工作负载

面向前端丰富的数据场景，需支持包括数据科学、机器学习、流批处理以及SQL和分析的前端需求，通过同一数据存储，适配多种工具来支持这些工作负载。

为此需要以下关键能力：

第一，通过储算分离技术，提升存算资源匹配度，支持计算横向扩展，计算引擎，支持计算引擎可插拔，满足前端得各种业务需求；

第二，支持计算引擎的可扩展与可插拔。

针对不同得场景需求，提供支持批处理、流处理、交互式查询、交互式分析、机器学习等各类计算引擎。

第三，支持超高并发

满足多个用户使用复杂分析查询并发访问同一份数据。

BI 支持

支持直接在源数据上使用 BI 工具，以提高数据新鲜度，减少等待时间，减少必须同时在数据湖和数据仓库中操作多个数据副本的存储成本。

通过湖仓一体，整合分散数据，形成逻辑统一的一体化的数据服务，用户就像在一个数据库中操作数据一样的方便，因此，湖仓一体系统可以面向业务人员，提供自主数据探查、跨数据源分析等能力。

通过湖仓一体，形成逻辑统一的一体化的数据服务，用户就像在一个数据库

中操作数据一样的方便。

为此需要以下关键能力：

第一，统一数据目录，实现自助式数据服务及获取，实现数据编排能力，用户可以不关心数据的位置，是在湖还是在仓中，都可以自动的获取所需数据。

第二，数据虚拟化，支持不同类型的存储和计算统一连接，通过 SQL 语句完成各种类型的数据查询，用户无需访问不同的接口即可操作不同的数据，并支持多计算引擎及存储，在访问时不需要连接不同的计算和存储组件。

湖仓一体的典型应用场景

THIS IS A TYPICAL APPLICATION SCENARIO

湖仓一体的典型应用场景

随着企业数字化转型的深入，数据资源引起越来越多的重视，企业对海量数据的处理需求越来越迫切，同时对数据价值的实效性要求也越来越高。湖仓一体架构会参与到更多行业数字化当中。

一方面，面对新的应用需求，湖仓一体产品可从企业的核心诉求出发，更好地支撑企业的数据存储与分析；另一方面，湖仓一体架构可支持企业优化自身底层数据治理架构，从而帮助企业提升“人效”和“能效”，更精准地抓住商业机会，创造发展优势。

湖仓一体技术可以发挥其高效、快速数据处理优势，以及经济、节能的优势，目前在以下四大场景中具有广泛的应用前景：

场景一：实时数仓，数据处理从 T+1 走向 T+0

相比数据仓库，湖仓一体技术支持多引擎并发、多类型数据实时交互处理，省去了数据仓库的 ETL 过程，可有效提高对多源数据的提取和处理的效率。企业可以对不同岗位的研发及业务人员开放自由查询分析能力，无需依赖 IT 部门人员进行复杂建模，提升了应用开发的敏捷性及效率。

企业对数据处理实时处理，往往是实时数据和离线数据的融合分析场景，比

如金融交易反欺诈监测，除了分析单次交易的数据外，还需要结合历史数据作出综合分析，识别欺诈行为，传统数据湖提供的实时流处理技术，需要依赖实时消息队列保存历史数据，存在可靠性差，无法更新等短板问题、限制了实时处理业务的发展。湖仓一体中，可按任意维度对实时流数据和历史数据融合分析，实现批流一体，极大的提升实时数据分析的便利性和时效性，让数据处理时延从 T+1 走向 T+0，让企业具备更多维、更复杂的数据实时分析和决策能力。

场景二：降低管理成本，提升运营效率

湖仓一体平台作为数据基础设施，打通企业不同业务类型、不同数据类型之间的技术壁垒，实现实时分析一体化、流批一体化、多模数据一体化，最终降低数据流动带来的开发成本及计算、存储资源开销。

同时通过机器学习和 AI 算法技术的加持，实现数据湖和数据仓库的能力协同，优势互补，减少业务对接适配，无缝对接多样化的大数据计算生态，提升企业的运营效率。

场景三：支撑云原生的融合数据底座

随着云原生技术发展，企业对越来越多的数据应用进行云原生改造，会面临多个业务系统同时访问数据的处理场景。因此，底层数据平台具备大规模实时处理能力显得尤为重要。

单一的数据处理模式已经无法满足业务发展的需求，大数据平台需要同时承载实时业务与批量分析能力。湖仓一体架构可以支持实时查询、流处理和数据分析，并且同时支持结构化、半结构化和非结构化数据的存储，能够帮助企业构建起全新的、融合的数据平台，打破了数据湖与数据仓库割裂的体系，在架构上将数据湖的灵活性、数据多样性以及丰富的生态，与数据仓库的企业级数据分析能力进行融合。

湖仓一体技术同时解决了数据重复性、高存储成本、数据停滞等问题，为企业迎接云原生技术提供符合未来发展的融合数据底座。

场景四：降低能耗，绿色节能

企业为应对海量数据存储和处理，会面临更多的计算、存储资源消耗的挑战。当下，“双碳”目标对数据中心提出了更高的绿色节能、低碳环保要求。湖仓一体技术，使用一套架构满足多种负载，减少数据流动，数据冗余等，可以有效降低数据处理成本。同时通过资源弹性部署，提升资源利用率。因此，湖仓一体架构可有效减低能耗，实现企业节能减排，低碳环保的目标。

湖仓一体的架构概述

OVERVIEW OF THE INTEGRATED ARCHITECTURE

湖仓一体架构规划原则

湖仓一体架构由多个部件组成，通过遵循统一的架构原则，以确保系统能够满足业务需求，成为一个灵活的 AI 和 BI 平台，并敏捷地响应不断变化的业务需求。架构原则是湖仓一体架构构建的基础和指导方针。

· 以数据为中心

与传统“以应用为中心”的技术栈相反，湖仓一体采用以数据为中心的架构，数据独立于单一应用程序而存在，可以为广泛的业务提供支持。数据驱动各业务之间更有效、更动态的协作。

以数据为中心的架构将安全性、互操作性和可移植性等核心特性直接融入数据层，从而不必再构建专有中间件或维护自定义 API。以数据为中心还允许企业以尽量低的开销集成不同的数据源，快速交付数据。

· 层次分明，数据格式灵活

湖仓一体的各个功能层需遵循自有的数据管理方法，各层需要有明确的功能定义，不能留下任何模糊的空间。数据的组织需要具有灵活性。例如：原始数据和专题数据，具有不同级别的质量和属性，需要灵活的数据格式和存放方式，以满足快速洞察数据的诉求。

· 存储和计算解耦

湖仓一体平台存储大量结构化和非结构化数据，数据需要用不同类型的计算引擎来处理，如批处理、流式计算等。计算和存储耦合过紧，削弱了数据分析的灵活性。存储和计算解耦也能灵活、按需扩展存储和计算，以更好的控制系统的成本。

· 关注功能而不是技术

湖仓一体有大量的技术选择，部署的形式也多种多样。同时，大数据技术在不断升级和演进，开源社区和商用产品不断推陈出新，企业面临多种选择。因此，专注于使用一个组件实现功能是至关重要，随着技术的发展，我们可以很容易地通过技术替换来满足相同的功能需求。

· 部件模块化，架构可平滑演进

各部件独立设计，通过模块化组合形成统一系统，替换或添加任何部件，都不会影响其它部件。确保湖仓一体架构的灵活性、可平滑演进，在不影响现有功能的情况下无缝添加新功能。模块化架构原则确保数据保持在核心位置，根据不同的业务诉求，提供不同的数据处理服务。

湖仓一体架构融合数据湖与数据仓库的优势，实现数据湖和数据仓库的数据无缝打通，提升数据分析效率，同时还能减小数据冗余和搬迁，降低成本，支撑企业大数据系统高效运行。

湖仓一体参考架构

湖仓一体参考架构如下图所示：



· 数据接入

批量数据接入：将数据定期接入到湖仓一体平台，数据接入的频率可以是分钟级或天级，周期频率取决于许多因素，包括 NFR、数据源生成数据的能力，以及数据源推送数据或允许服务拉取数据的能力。

实时数据接入：实时数据是一种恒定的数据流，需要对数据实时存储或实时处理。实时接入通常由队列服务（如 Kafka）组成，将实时流分组并临时存储为缓存队列。

CDC 接入：实时接入还需要持续捕获更新数据，提升数据的鲜活性，在接入数据流时，需要考虑数据吞吐量和数据处理时延，以满足快速时效性要求。

· 数据存储层

数据存储是湖仓一体架构的核心部件之一，用于为平台存储海量、多样的数据，需要既有数据仓库的数据管理能力，又具备数据湖的多样化存储、实时分析能力。

接入多种数据，提供多种数据存储格式，包括数据湖的数据格式和数据仓库的数据格式（如 Parquet、avro、orc，Iceberg、Hudi 等），可以存储任意规模的结构化、半结构化、非结构化数据。通过通用的数据组织格式，实现数据的统一存储访问。基于统一数据格式，实现数据湖、数据仓库共享一份数据。

数据存储层有四种重要的存储类型：

原始数据：从数据源获取的数据，据以其自然形式存储，与数据源格式、结构和内容是一致的。

中间数据：原始数据在湖仓一体平台内做转换加工时，生成的过程数据。这些数据集可以是临时的，也可以是持久的。

专题数据：数据加工的结果集存储在数据湖中，用于下游的分析和决策。数据科学家和分析人员使用处理过的数据进行实验或分析。

归档数据：对访问频次低、需要长期存储的数据，可以转移到更便宜的存储归档。

存储层需实现对数据生命周期管理，对不同访问频次、不同容量数据提供对应的存储能力，以满足性能、成本综合效益最优，比如中间数据、专题数据使用高性能存储介质，降低访问时延，归档数据使用大容量低成本存储介质。同时，数据能自动、按需流动，以实现存储资源的最大化利用。

· 统一元数据管理

湖仓一体架构为企业提供统一的元数据管理能力。元数据作为“关于数据的数据”，其至关重要性不言而喻，它不仅是对数据的描述，随着数据复杂性的增加，元数据愈发扮演着更为重要的角色。元数据的内容除了传统意义上的模型、表、视图等数据对象的定义外，它还描述数据数据湖或数据仓库中的数据源到目标数据中的映射，在某些情况下，元数据可能与营销相关的业务方向有关。

湖仓一体架构的元数据管理可以为客户提供统一元数据视图、丰富的开放模式、支持多租户及权限控制、支持水平扩展，并且，可以提供元数据发现服务，当数据入湖时没有关联元数据，可以通过元数据发现服务一键自动关联元数据。

· 数据安全与治理

数据安全是数据存储的重要保障，保证数据不被非法盗用和修改，计算资源不被违规使用。全球病毒、勒索软件攻击影响日益严重，要求数据安全存储和有效防护，确保企业数据资产的安全。

湖仓一体架构下的数据安全治理能力主要包括数据备份、恢复、脱敏、监控、审计等。配合企业的安全管理计划、执行相关安全策略和规程，确保数据和信息资产在使用过程中有恰当的认证、授权、访问和审计等安全措施。

· 计算层

湖仓一体架构可提供多种数据计算引擎，包括大数据分析引擎、流式计算引擎、机器学习引擎、文本分析引擎、交互式分析引擎等。满足企业对湖上数据进行分析计算，例如离线分析、实时分析、交互式分析、机器学习等多种数据分析场景。

湖仓一体架构具备开放式的计算引擎扩展能力，支持企业客户将新的计算引擎添加到湖仓一体架构，满足企业的业务系统对个性化计算引擎的使用需要。



· 数据服务层

数据服务是湖仓一体平台提供数据的访问和管理能力，数据服务应包含以下功能：

· SQL 分析

结构化查询语言 (SQL) 是一种通用语言，被广泛用于查询数据，湖仓一体提供基于 SQL 的数据访问服务，能充分匹配用户的使用习惯。可以以数据仓库或数

据集市的形式出现，通常用于报表、数据分析和自助服务分析。根据系统的查询性能和成本优化，可以使用两种基于 SQL 的数据库作为数据服层。

· 流式分析

流数据是一种连续产生数据的数据源，如社交媒体评论、物联网设备和事件驱动的流程（如刷信用卡）等，数据不断产生。

湖仓一体平台提供流式分析能力，通过订阅流式数据实时分析，尽快获取数据价值，支撑实时决策。

· 查询检索

数据查询类服务包括数据资源情况的查询接口，以及各类结构化和非结构化数据的多种查询接口，支持精确 / 模糊、分类、组合、批量等多种查询方式。

应对不同的业务场景，提供数据查询检索服务，如面向文档型数据检索的文档型数据库、内存型 K-V 库、面向关系分析的图数据库，面向 IOT 数据分析时空、时序库等。

· 模型分析服务

根据数据服务及业务需要，利用分析模型，对数据进行统计、分析、规律性探索及预测等，并返回结果，以支撑应用层业务场景复杂、多变的需求。

统计类服务：可以按照数据来源、数据种类、时间范围等维度，或其他指定维度在后台运行统计服务，统计符合条件范围内的数据总量和数据日增量，并将统计结果返回给用户。

数据集碰撞：可以根据条件中需要碰撞的字段，在一个或多个数据集中比对，按照交集、并集或差集计算，并返回结果。

对象化分析服务：可以利用对象化分析模型对数据进行提取、归并、归一化等计算，逐步形成主题对象。

· 数据治理

湖仓一体的数据治理同传统的数据仓库或数据湖架构相同的是都包括元数据的管控、数据资产目录、主数据管控、数据服务、数据全生命周期管理。不同的是湖仓一体的架构下，众多原始结构的非结构化数据文件存在，需要更多考虑非结构化数据与结构化数据多元异构的元数据关系图谱的应用，由于数据格式的多元化对数据资产的记录和描述也更复杂，需要更多使用高效的方法探

索数据的价值。

数据治理主要包含以下几个方面：

（1）元数据

按照湖仓一体的结构重新设计元数据标准及采集方案、元数据应用、管理流程等，形成企业级数据资源目录与全链式数据流通追踪，清晰掌握数据资源的和监控数据流通全流程，满足分布式部署模式下数据资源完整性管理及应用的需求。

（2）数据发现和管理

建立湖仓一体的数据资源目录包含：标准口径、标签管理、数据分类、数据来源和全文检索。通过最大限度的自动化和有限的人工操作，可以从构建的数据资产目录中获得更多价值。

（3）主数据的管理

面向湖仓一体的全量数据，基于数据关系，实现自动化的主数据识别映射、主数据一致性维护主数据关系发布等功能，搭建企业核心业务对象数据的管理体系，支撑跨业务的数据联动以及基于数据驱动的业务协同。

（4）数据质量

需要针对企业缺乏对全部数据资源进行系统质量控制的现状，设计企业级数据质量规则定义、控制管理流程和手段，提高并确保数据质量，为业务应用提供规范、准确的数据支撑。有效的湖仓一体部署需要数据质量分析师、工程师与数据治理团队、数据管理员密切合作，以部署数据质量策略、分析数据并采取必要的措施来提高其质量。

（5）数据生命周期管理

湖仓一体的数据生命周期管理，包括数据的起源以及数据是如何随时间移动的。需要能够描述数据在各种处理过程中发生了哪些变化，有助于提供数据分析流水线的可见性。通过对数据的血缘分析、数据标签等方法，实现数据多版本共存条件下的统一身份和可控的数据归一化，最终实现的数据全生命周期管理和追踪。

· 运维管理

运维管理模块目的是为了用户能够及时、准确的了解系统的运行状态，发现影响整体系统运行的瓶颈，帮助运维人员及时的发现系统中的故障，减少运行维护的工作强度。应提供准确的系统监控、作业监控能力，并针对异常情况为运维人员提供监报告警，保障系统长稳运行。

现有大数据系统向湖仓一体的演进路径

EVOLUTION PATH OF EXISTING BIG DATA SYSTEMS

当前，数据湖与数据仓库的融合发展主要两个技术路径，根据不同路径的技术特性，可以满足不同场景下的客户需求。

- 一个是基于 Hadoop 体系的数据湖向数据仓库能力扩展，在数据湖中建数据仓库，通过引入数据仓库的分析功能，从数据湖直接进化到湖仓一体。

- 另一个是以独立数据库厂商为代表的梯队，其以数据库技术为基础，自研分布式平台，从调度、计算到存储不依赖第三方平台，形成可以灵活在公有云、私有云、裸金属等场景独立部署的湖仓一体平台。这类的代表厂商如海外的 Snowflake，Databricks 及国内的巨杉数据库等。

从数据湖向湖仓一体的演进路径

一般意义上的数据湖都是应大数据的数据存储和分析的需求而产生的，面临各种半结构化、非结构化的数据分析的需求。

数据湖向湖仓一体的演进，需要对现有模块能力升级，基于湖仓一体架构内的“事务支持”、“数据范式”的技术能力，尽量减少数据的各种 ETL，让 AI、批量计算、实时计算、BI 分析基于一套存储、一套模型实现，从而降低数据流转的复杂度，避免了数据在多地冗余存储，同时，也降低整体的系统复杂度，更方便实现管理。

常见的数据湖向湖仓一体的演进方法如下图所示：



从数据湖向湖仓一体演进的路径，需做存算分离改造，再扩展大数据事物处理能力

通过在数据湖存储上实现与数据仓库中类似的数据结构和数据管理功能，如 Apache Iceberg、Hudi、DeltaLake 等，架构进化到湖仓一体，虽不能完全替代数据仓库，但通过增强性能，支持实时入湖、建模、交互分析等场景。

在演进过程需要考虑的如下关键事项：

- 依照企业 / 组织的业务需要，重新梳理数据流，减少不必要的数据 ETL，让数据流尽量简洁。
- 基于梳理的数据流，在原来的各种数据模型的基础上，重新设计湖仓一体架构下的数据模型，特别是符合“数据范式”要求的数据模型
- 基于梳理的数据流，在原来的各种计算模型的基础上，修改计算模型，要求能够适配新的数据模型
- 基于已有的数据模型、计算模型，最终确定湖仓一体架构下的各种技术组件，明确技术架构
- 在新的技术架构、数据流的基础上，规划新的数据管理模型，包括必要的时候，改造或者新建数据管理应用

从数据仓库向湖仓一体的演进路径

数据仓库在技术方案以及支持的业务场景上，更加聚焦，主要就是按照业务

报表、业务 BI 分析的需要，通过 ETL 实现标准的结构化的数据模型的构建。

随着技术发展，数据仓库的数据时效性也逐渐从 T+1 越来越向 T+0 靠近，这里主要依赖的是大数据计算能力的提升，让原来只能 T+1 的数据收集、数据计算变的时效性更加好。

从数据仓库进化到湖仓一体，引入 Hadoop 大数据平台，利用分布式处理、数据虚拟化以及元数据管理等技术，实现与原有数据仓库逻辑统一、物理分开的协同体系，具备数据共享和跨库分析能力，支持互联互通、计算下推、协同计算，实现数据多平台之间透明流动。



在演进过程需要考虑的如下关键事项：

- 在现有数据仓库上扩展数据湖存储能力，将已有的模型，重新设计成湖仓一体架构下的数据模型，符合“湖仓一体数据范式”要求。同时要考虑利旧，将现有数据仓库中的 MPP 部分保留，放到湖仓一体之上。

- 按照企业 / 组织未来业务发展的需要，配置其他技术组件，包括计算、存储的技术选型。

湖仓一体技术发展未来展望

THE FUTURE OF TECHNOLOGY DEVELOPMENT

当前阶段，湖仓一体技术中的存算分离、多种类型数据存储等方面的技术发展已比较成熟的，基于大数据存储体系的数据范式、事务支持也都在发展迅速。

但值得注意的是，不同的企业的数据情况、业务需求各不相同，但是对于统一数据存储、统一数据计算、统一数据管理等诉求，实现企业数据资产的应用效能的最大化。

随着使用越来越深入，湖仓一体技术需要继续向前发展，以匹配更大的数据量、更多业务场景的诉求。

未来，湖仓一体技术需具备以下的先进技术能力：

· 近数据计算加速

大数据、AI 技术的成熟，驱动算力从以 CPU 为中心走向 CPU、GPU、DPU 等多元化算力，通过组合不同体系架构、不同指令集的计算单元，将最合适的任务分配到最擅长的计算单元，充分发挥算力资源的优势。湖仓一体面向海量的数据处理，需支持多元化算力，提升数据处理效率。

近年来，近数据计算加速技术发展迅速，在高性能、非易失性存储介质（如 NVMe SSD）上叠加算力模块（如 DPU、FPGA），构建一个新的算力单元，



对特定计算场景，将分析作业下推到靠近数据侧处理，卸载部分 CPU 负载。对比将数据传输到计算 CPU 方式，靠近数据侧处理可以获得更高的性能、节省更多的资源。

企业对大数据计算节能的需求日益增长，在湖仓一体架构下，使用近数据计算加速技术，可以有效整合 CPU、DPU 等异构算力，使用更少的算力资源，满足海量数据分析的诉求。

· AI 驱动数据全生命周期自动驾驶

随着 AI 技术广泛应用，AI 不再局限于数据的加工和处理来辅助决策，越来越多的企业开始引入 AI 来提升数据的运营自动化能力。

面向复杂多样的数据格式，使用 AI 自动识别和标注数据内容，使数据治理环节流程化、标准化和体系化，降低数据反复准备、特征筛选、模型调优迭代的成本，缩短 AI 模型的开发周期，实现跟多的数据可被分析和使用。

· 更好的数据使用体验

未来的湖仓一体应构建更简单，高效的数据开发平台，操作简便，能够快速上手，提供众筹试的开发环境，数据工程师，数据科学家，分析师等等不同的角色都能在上面协同开发。

数据科学家和数据分析师将主要精力用于关注数据、算法、模型，及其与业务场景的适配，而不应该花费大量时间在找数据和学习数据上。

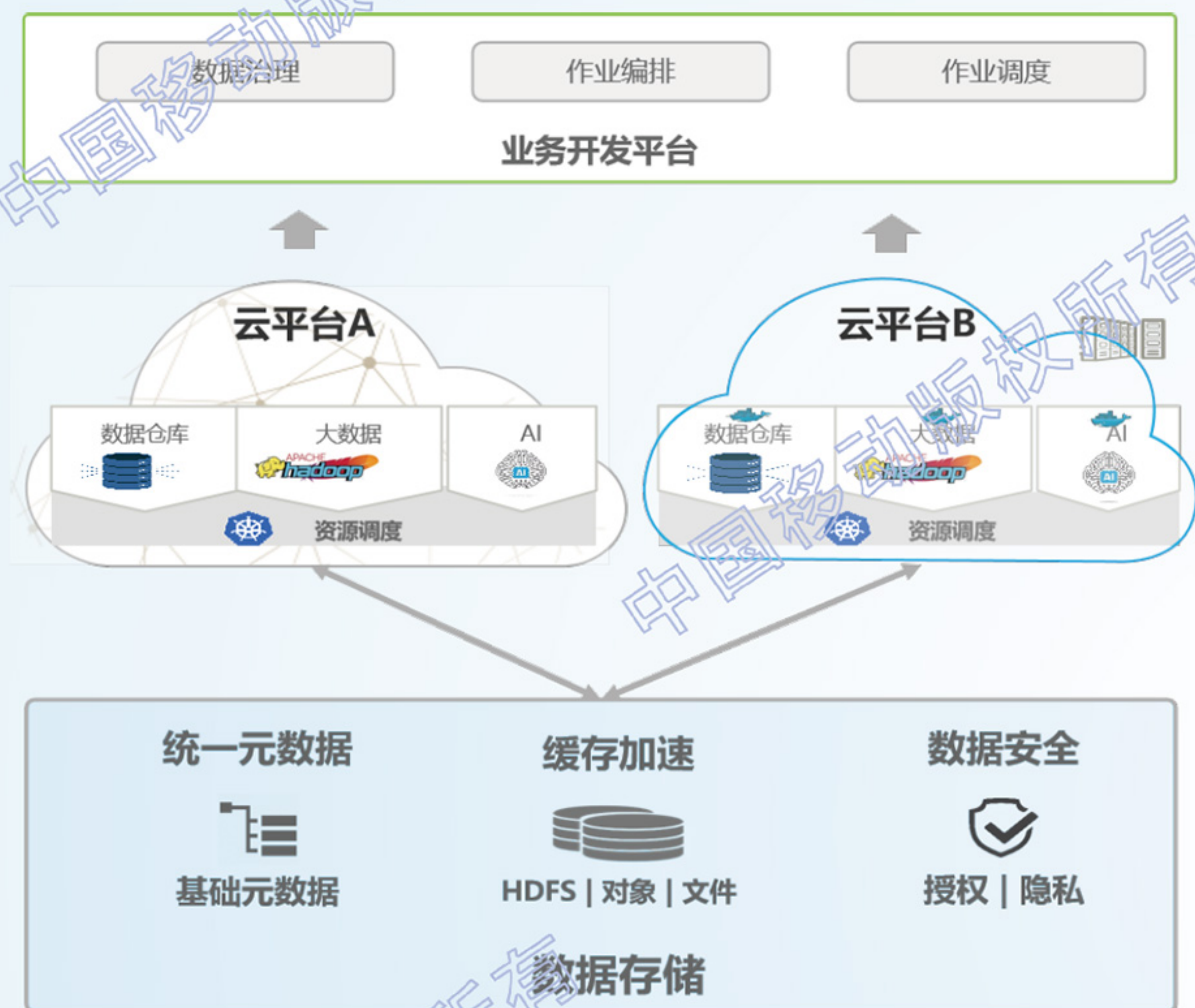
未来，系统通过长期跟踪和识别用户的数据使用习惯，自动将不同格式，不同系统的数据组合到一起，主动推送给用户，可以极大的提高业务开发的效率，激发数据分析人员的活力，进而提升数据利用率，发掘更大的价值。

· “东数西算”和多云协同

未来，企业建设多云成为趋势，根据应用的类型、数据的安全，选择将不同的数据和应用部署在多个数据中心或云上。采用多云建设模式后，数据被分散在不同的平台中，应用无法实现跨云的数据调用，形成多个数据孤岛，无法构建以数据为中心的企业数字化架构。

随着“东数西算”战略实施，企业跨东、西部数据中心数据流动和共享成为共性需求。

因此，部分企业正在寻求新的多云数据架构，即数据集集中共享存储、应用部署在多云。同时，为了提升数据共享访问的效率，构建统一的数据访问加速引擎，以实现部署在多云的数据访问加速。



湖仓一体技术面向多云提供数据共享能力，通过对接多云，构筑全局统一的数据视图，定义统一的数据格式和安全策略，让数据在不同的业务系统、平台和环境更加可移植和可访问。

湖仓一体实践案例

INTEGRATED PRACTICE CASE

中国移动 —— 分布式协同计算平台

中国移动基于海量数据能力及丰富应用场景搭建分布式协同计算平台，通过打造统一技术底座，统一汇聚全网数据，统一打造中台能力，统一内外运营开放。

经过 20 年的发展，走出了符合中国移动特色的大数据发展路线。该平台采用分布式多中心架构，构筑全国九大区域中心，实现全网数据统一采集、处理和计算，形成每日处理 15PB 数据、每日 20 万个作业、每秒 2 亿条数据的处理能力，规模全球领先。

在单个区域中心内，已有数据湖（Hadoop）和数据仓库（MPP），但湖、仓是两个割裂体系，面临难以开展跨集群融合分析、存储与计算一体化无法按需扩容，存算资源使用不均衡等问题。平台各租户间、集群间的数据共享、关联分析依赖通过数据拷贝实现，难以保障数据时效性、一致性，且造成数据冗余存储。

为消除数据孤岛，中国移动开展湖仓一体技术研究，并逐步推进湖仓一体应用落地，提升数据服务便捷性。基于分布式协同计算平台，打造元数据网关，实现全局元数据互通，通过统一元数据视图，实现分散在异构存储、异地数据中心的数据统一访问，同时打通跨域数据湖与数据仓库间的高速网络。

2022 年，中国移动联合华为开展存算分离研究，在宁波、汕头各试点大数据实时查询业务，并在在分布式协同九大区域节点应用 180PB 存算分离大规模试点。

分布式协同计算平台利用元数据网关数据访问信息，实现数据自动冷热分级流动。冷数据一般为历史轻汇或明细数据，访问频度低，保存在低成本分布式存储；温数据一般为近 7 天内数据，数据集中处理，保存在原生 HDFS 中，便于 Hadoop 计算；热数据一般为高价值高汇数据或应用层数据，利用缓存加速实现数据快速访问，利用数据仓库实现数据快速分析。

同时，基于不同数据存储介质，布局冷热数据分层，进一步实现降本增效。

在计算层，布局统一计算能力，实现数据湖、数据仓库多样负载统一调度，资源共享。

统一计算

离线
计算
引擎实时
计算
引擎离线
数仓实时
数仓

元数据网关

技术元数据管理

数据访问管理

访问加速

命名空间纳管

元数据自动纳管

访问路由

并发控制

冷热分析

缓存加速

协议转换

跨中心元数据管理

访问权限

负载均衡

冷温热数据自动迁移

数据存储层

分布式文件存储
(低成本容量型)分布式大数据存储
(大比例EC)原生HDFS
存储分布式
缓存数据仓库
本地存储

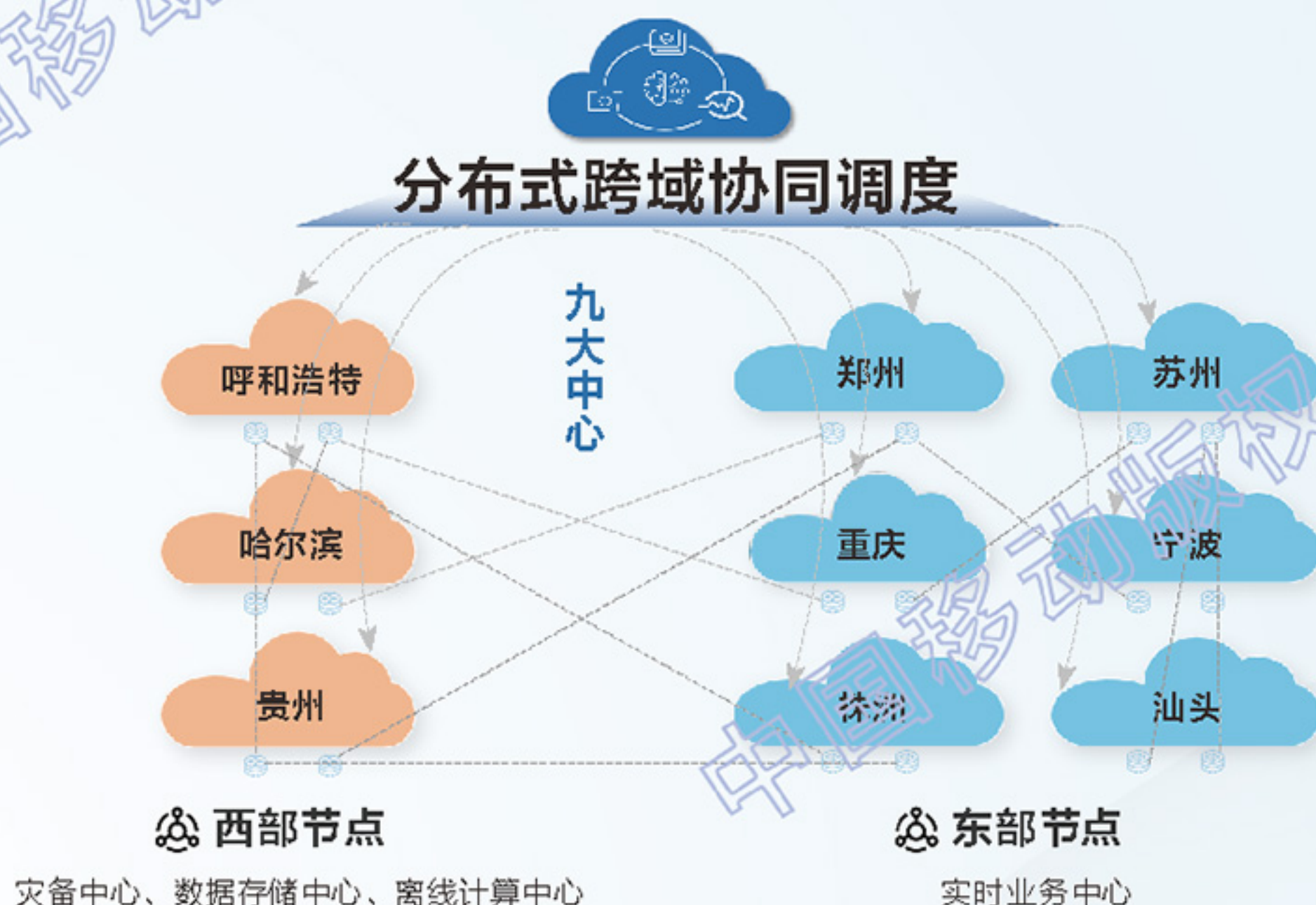
冷

温

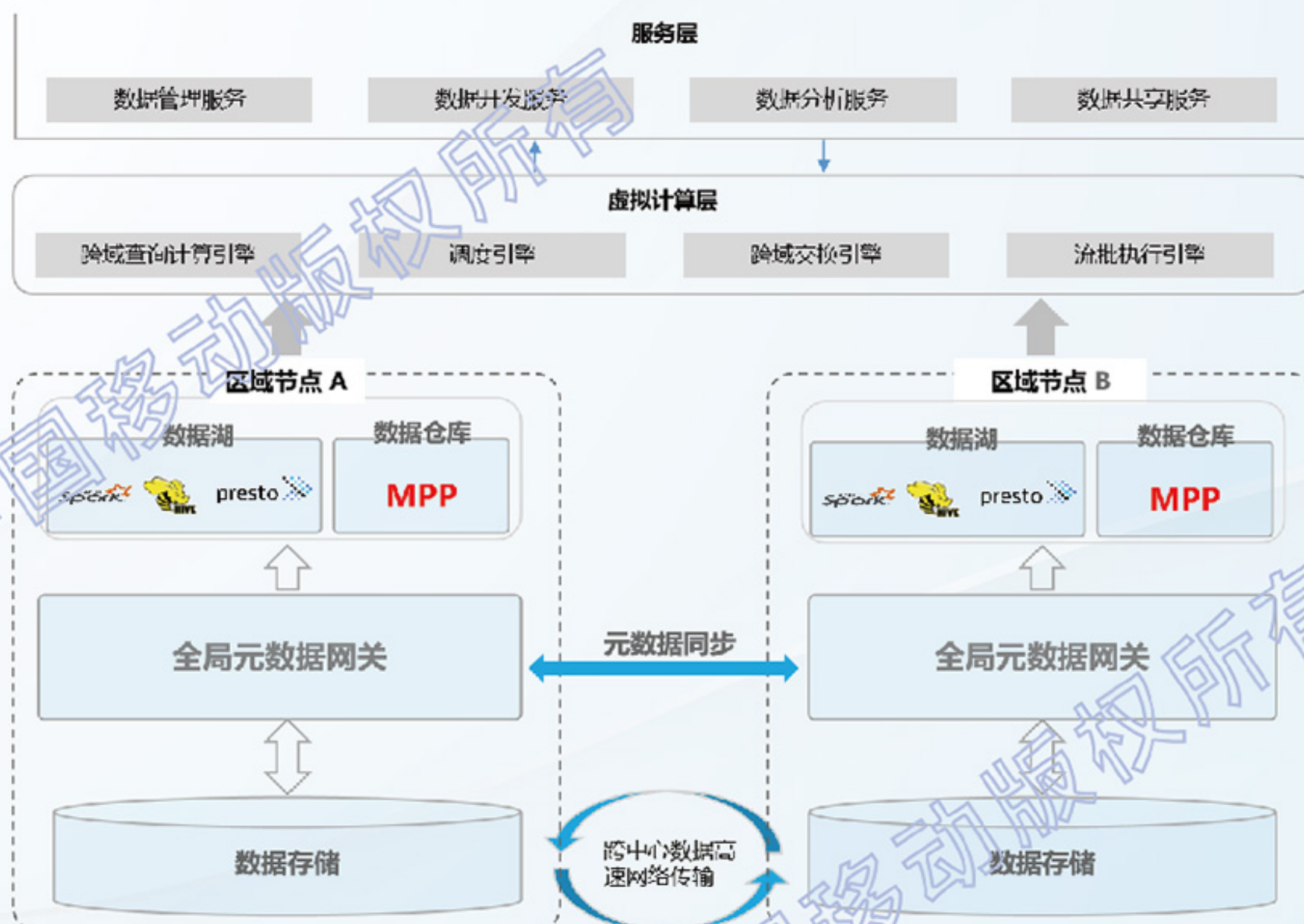
热

未来，基于存算分离研究与试点效果，将加大应用规模。布局东西部区域节点业务场景，全面落地东数西算战略工程。同时持续迭代跨域调度能力，实现去中心化的架构以及灵活化调度控制能力。

中国移动版权所有



通过构筑分布式协同计算平台跨域协同调度能力，已实现东西部区域节点间业务统一编排，跨域协同调度。

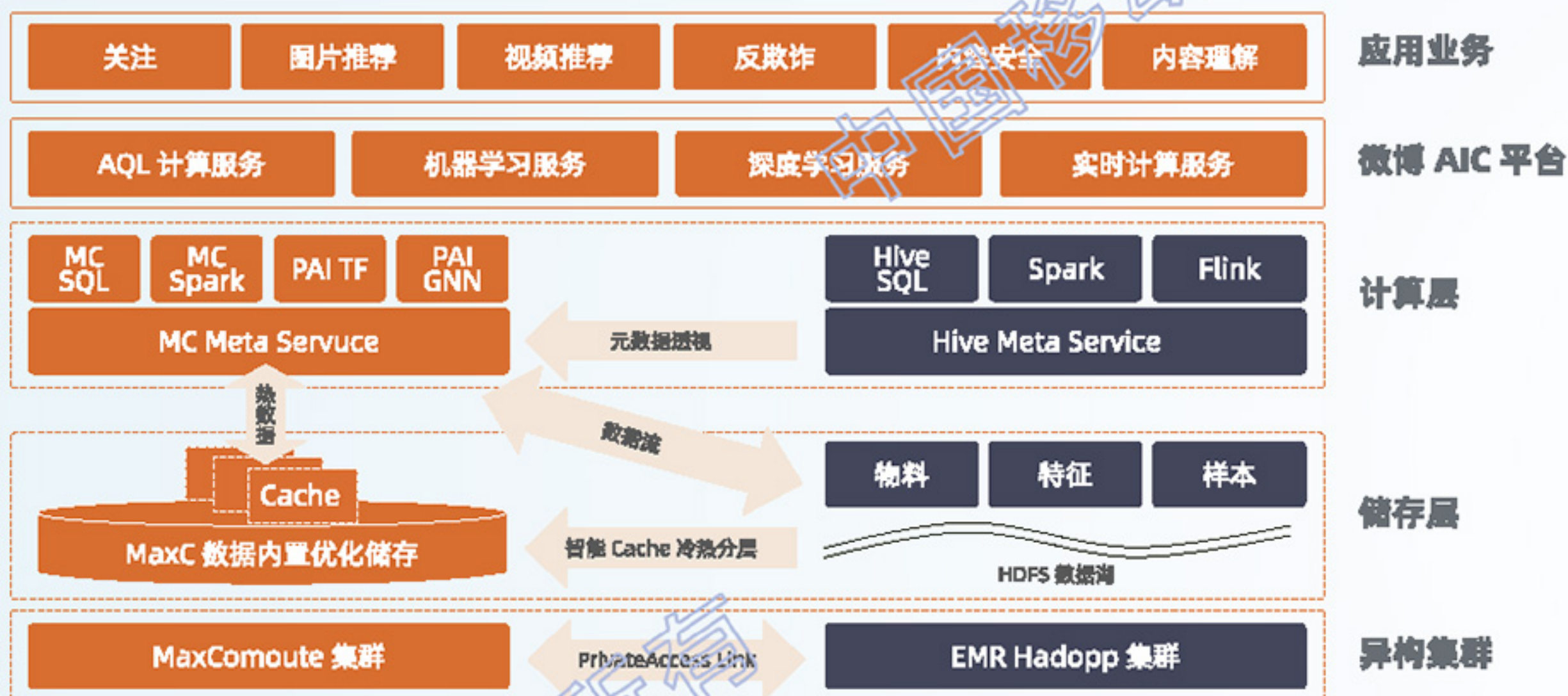


中国移动版权所有

阿里云 -- 湖仓一体架构

微博机器学习平台主要做社交媒体领域里的推荐 / 排序、文本 / 图像分类、反垃圾 / 反作弊等技术。围绕开源 Hadoop 构建数据湖解决方案，一份 HDFS 存储 + 多种计算引擎（Hive、Spark、Flink），以满足以 AI 为主的多计算场景需求。

随着微博业务量增长，开源数据湖方案在性能和成本方面都无法满足微博的要求。借助阿里云飞天大数据和 AI 平台能力，解决了超大规模下的特征工程、模型训练以及矩阵计算的性能瓶颈问题，形成了阿里云 MaxCompute 平台（数仓）+ 开源平台（数据湖）共存的湖仓一体架构。



客户价值：

1、融合数据湖和数据仓库的优势，快速构建一套统一的 AI 计算中台，极大提升该机器学习平台团队的业务支撑能力。无须进行数据搬迁和作业迁移，即可将一套作业无缝灵活调度在 MaxCompute 集群和 EMR 集群中。

2、SQL 数据处理任务被广泛运行到 MaxCompute 集群，明显提升性能。

3、MaxCompute 云原生的弹性资源和 EMR 集群资源形成互补，两套体系之间进行资源的削峰填谷，减少作业排队，降低整体成本。

偶数科技—金融湖仓一体大数据案例

随着金融 APP 业务迅猛，对数据处理实时需求的升级，业务实时性成为了提升金融竞争力的核心手段。

- ▶ 运营层面：实时业务变化，实时营销效果，当日分时业务趋势分析等；
- ▶ C 端用户层面：搜索推荐排序，实时行为等特征变量的生产，给用户推荐更精准的内容；
- ▶ 风控层面：实时风险识别、反欺诈、异常交易等，都是大量应用实时数据的场景；
- ▶ 生产层面：实时监控系统的稳定性和健康状况等。

使用湖仓一体架构除了满足传统离线分析，还满足实时分析和实时数据服务。

偶数科技提供新一代 Omega 全实时架构，同时满足实时流处理、实时按需分析和离线分析。

Omega 架构由流数据处理系统和实时数仓构成。实现多个源库汇集后的跨库查询，比如一个保险用户的权益视图；也可实现按任意时间粒度的分析查询，比如最近 5 分钟交易量、最近 10 分钟的信用卡开卡总量等等。任意时间点的历史数据都可以通过 T+0 快照得到，实现离线数据查询也可以在实时数仓中完成。



Omega 架构逻辑图

中国移动版权所有

中国移动版权所有

附录 APPENDIX

参考文献：

中国移动 算力网络白皮书

华为技术有限公司 全球产业展望 GIV 2025

艾瑞咨询 2022 年中国面向人工智能的数据治理行业研究报告

艾瑞咨询 湖仓一体技术研究报告

中国移动版权所有

中国移动版权所有

中国移动版权所有

中国移动版权所有

中国移动版权所有