

构建万物互联的智能世界



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考







 前言



算力正成为新“黑金”

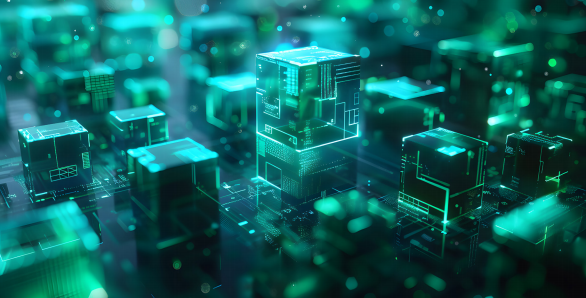
十几年前，美国《时代》周刊提到：网络带宽将成为 石油之后， 二十一世纪的新“黑金 Black Gold”。 那个时候，或许没有人预见到，十年之后的人工智能 会跃迁到今天的水平。大模型的疯狂“涌现”，生成 式 AI 的突然“顿悟”，一时间构筑起 AI 的“拉瓦尔 喷管”，全球人工智能产业正无限逼近“迸发”的状 态，人类社会将以远超我们想象的速度，加速迈向智 能世界，算力正成为二十一世纪的另一个新“黑金”。

AI 是趋势，不是潮流

从 1956 年人类首次提出“人工智能”的定义以来， AI 的发展经历了多次的起起伏伏，即使在 AI 持续占 据全球科技头条的今天，依然有相当数量的人和组织， 对人工智能的未来表示怀疑、担忧和犹豫；但 AI 从 未停止向前，技术不断创新突破，产业规模不断增大， 应用从单点到多元化扩张、从通用场景向行业特定场 景不断深入。AI 必将重构传统产业，并将催生出诸 多新产业。

ChatGPT 的横空出世，让人类通往通用人工智能 AGI 之路从未像今天这样清晰，AI 已经是不可逆转 的趋势，不是潮流。AI 驱动下，人类将从以数据（Data） 和信息（Information）为主的信息社会， 到以产生 知识（Knowledge） 和智慧（Wisdom） 为主的认 知社会。未来几十年，我们将迎来一场认知革命，今 天的生成式 AI 只是一个开始。

|  |  |
| --- | --- |
| 这是 DC 白皮书，不是 AI 白皮书  当“百模千态”已然成型，当“千行万业智能化”快 速成势，首先得到全行业重点关注的不是 AI 应用， 而是 AI 基础设施。要想富、先修路， 任何国家和企业， 要想在 AI 时代“富”起来，首先要把 AI 基础设施这 条“路”修好，而数据中心恰恰是 AI 基础设施的核 心之核心。  数据中心的雏形从 1940 年前后就开始出现，随后几 十年间，随着互联网、大数据和云计算的发展，数据 存储和数据处理变得越来越重要，数据中心也成为企 业信息化、数字化的核心基础设施。迈向智能时代， 数据中心首先要提供的是算力，承载的主要是 AI 训 练和推理，支撑的是企业关键智能化应用，这类面向 未来的数据中心我们称之为智算数据中心 AI DC 。 | 未来的数据中心一定是 AI 定义的  AI DC 不是传统数据中心的简单升级改造，而是数据 中心的一次全方位重构。从过去的成本中心到今天的 生产中心，从数据存储和处理中心，到价值创造中心。  互 联 网 和 云 计 算 带 来 了 软 件 定 义（Software- defined）的基础设施，未来的数据中心基础设施一 定是 AI 定义的。AI 带给数据中心的挑战也将是多维 度的， 如： 算力密度、能源效率、AI-powered 的 运维与运营以及可持续性发展等。  强大而坚实的 AI 算力底座，是智能化转型的基石。 数据中心不断演进，从存储数据、支撑应用，到提供 算力、承载 AI 训练和推理，再到生产智慧、使能智 能化，其重要性和行业价值不断凸显，值得产业链各 方重点关注。希望这本白皮书能为全行业 AI DC 的 规划与建设提供一些参考。 |













杨超斌

—— 华为公司董事、ICT 产品与解决方案总裁

最近一段时间，围绕企业 AI 落地、AI 算力基础设施建设，我与很多客户伙 伴、AI 生态链的朋友们进行了沟通交流，大家基本有一个共识，都把 AI DC 建设作为企业智能化转型的优先举措；但 AI DC 与传统数据中心存在很大区 别，在企业数智基础设施中的定位变了、承载的业务变了、数据处理和算力 提供的要求也变了，再加上技术还在不断创新升级，如何高效高质量建设 AI DC 值得全行业深入思考。从实践中进行复盘总结，汇聚全行业智慧，这就

是这本白皮书的价值。









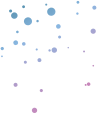


李鹏



—— 华为公司高级副总裁、ICT 销售与服务总裁

中国有句谚语：“要想富、先修路”，建设高质量的 ICT 基础设施是企业数智化转型、 实现商业成功的基石。AI DC 作为新一代数智基础设施的核心，华为在过去几年与 客户的建设实践与创新探索中，有经验、有教训，也还存在许多新课题需要大家一 起解决。这本白皮书只是一个开始，全行业需要协同创新，共同推动 AI DC 发展， 携手迈向智能时代。



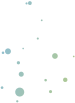
谢海

—— 中国铝业集团 CIO

千行万业正在积极拥抱人工智能，把行业知识、创新升级与大模型能 力相结合，以此改变传统行业生产作业、组织方式。在如何用好人工 智能方面，有色行业不断探索，聚焦人工智能服务有色场景，在氧化铝、 电解铝、高端铝加工等领域持续实践。这本白皮书提出了很多可供企 业参考的观点，特别是针对如何规划建设企业数智基础设施的核心 -- AI DC 上，给出了方向性的建议和非常实用的评估指标，而这也是企

业落地 AI 的最关键一步。







王磊

生成式 AI 为保险行业发展提供了新质生产力，场景落地和价 值闭环是当前核心问题，不论是技术探索，还是大规模应用部

署的效率和成本考量，对企业 AI DC 的建设和运营都提出了 极高的要求。白皮书基于技术趋势和产业实践，系统性地阐述 了 AIGC 产业应用的建设策略和实现路径，并给出不同场景 下的 AI DC 建设方案，具有重要参考价值，激发深入思考。

太平洋保险集团数智研究院院长

——

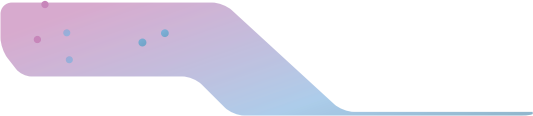












邹志磊

—— 华为公司高级副总裁

智能时代，AI 只有进入企业的核心生产场景才能发挥巨大价值，这势必驱 动企业业务系统从传统的“构成式”变成“生成式”。企业智算数据中心作 为数智基础设施的核心，将从成本中心变成创新中心，技术架构也会发生颠 覆式变化，传统数据中心时代的建设模式、系统架构、运维运营等可能都不 再适用。这本白皮书是对当前行业实践的总结和复盘，面向未来我们还将持

续探索和思考，就如何规划建设好 AI DC 给出更多参考建议。











马海旭

—— 华为公司副总裁、ICT 产品组合管理与解决方案部总裁

人工智能应用繁荣的基础是算力。作为提供算力的关键数智基础设施，AI DC 需要充 分发挥计算、存储、网络、云、能源等技术领域的综合优势，以系统架构创新，持续 突破规模算力瓶颈。从 2019 年发布 AI 战略及解决方案开始，华为就广泛参与到全球 客户 AI 算力基础设施的建设实践中，并不断与产业链相关方开展联合创新，打造有竞 争力的产品与解决方案，为客户创造价值。把这些有价值的客户建设实践与全行业的 智慧汇聚在一起，形成了这本白皮书，希望帮助客户更快更好地建设 AI DC，加速千 行万业智能化转型。







何宝宏

—— 中国信息通讯研究院云计算与大数据研究所所长

走向智能时代，AI DC 将是整个智能社会的坚实底座。中国各级政府在布局引导、 建设规划、技术创新和应用赋能等方面持续出台举措， 推动算力基础设施发展。 企业也不断加快探索实践步伐，推动 AI DC 向大规模、高质量和强应用的方向 发展。本研究报告在规、建、管、用等多个维度，体系化梳理，立体化呈现 AI DC 最新态势，有助于促进产业发展。













苏廉节

—— Omdia 人工智能首席分析师

AI DC 承载的是人工智能应用、训练和推理等工作， 与其他类 型的数据中心存在很大的差异。当前的人工智能发展迅速，新 技术新应用层出不穷。如何去构建一个坚实可靠的算力底座来 满足长远未来的发展需求和应付人工智能应用的迭代演进是每 个企业都必须去迎接的新挑战。



 目录

[第一章](#bookmark1)

[AI World 总体愿景及宏观驱动力 10](#bookmark2)

[人工智能是一个大方向，不可阻挡 11](#bookmark3)

[AIfor All 15](#bookmark4)

[理想主义与现实主义交相辉映迈向 AGI 17](#bookmark5)

[第二章](#bookmark6)

[All in AI 生成式业务系统 18](#bookmark7)

[企业发展 AI 的不确定性和确定性 19](#bookmark8)

[架构先行 , 将不确定挑战变成确定机遇 21](#bookmark9)

[应用场景为纲，四位一体，实现价值三角 23](#bookmark10)

[以数据中心为中心 32](#bookmark11)

[第三章](#bookmark12)

[智能时代数据中心的发展与变化 34](#bookmark13)

[数据中心走向智算数据中心 AI DC 35](#bookmark14)

[AI DC 主要承载 AI 模型的“训推用” 37](#bookmark15)

[AI DC 四大建设场景及三大类型 39](#bookmark16)

[AI DC 五大特征变化 43](#bookmark17)

[数据中心将被重塑，由分层解耦到垂直整合 53](#bookmark18)



08 AI DC 白皮书

第四章

[典型 AI DC 规划与建设 56](#bookmark19)

[超大型 AI DC 57](#bookmark20)

[大型 AI DC 72](#bookmark21)

[小型 AI DC 88](#bookmark22)

[第五章](#bookmark23)

[AI DC 建设与发展倡议 94](#bookmark24)

[行动倡议一：](#bookmark25)

[适度超前建设 AI DC 95](#bookmark26)

[行动倡议二：](#bookmark27)

[共同实现 AI DC 集约化建设和绿色发展 98](#bookmark28)

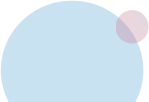
[行动倡议三：](#bookmark29)

[共建开放协作的行业 AI 生态 99](#bookmark30)

[行动倡议四：](#bookmark31)

[筑好三个底座，加速行业 AI 走深向实 100](#bookmark32)





一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考







 09 



i 第 1 章 

AI World 总体愿景

及宏观驱动力

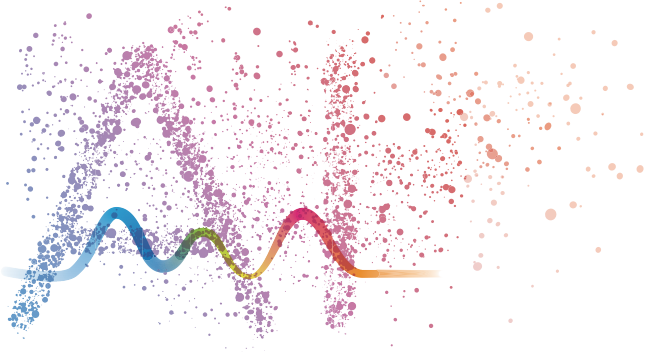














I 10 AI DC 白皮书



 人工智能是一个大方向，不可阻挡

|  |  |
| --- | --- |
| 生成式 AI 日新月异的发展，让人工智能如风卷残云 般走向舞台中央。  根据中国信息通信研究院的相关报告显示，截止 2024 年 7 月，全球 AI 企业近 3 万家，全球人工智 能大模型有 1328 个，其中中国各类企业在不到 2 年 时间就上市发布 478 个人工智能大模型。  人工智能正引发全产业链的新一轮工业革命，也将给 人类社会发展带来一个“天大的机会”。斯坦福大学 “Human-Centered”人工智能研究所发布的《2024 年人工智能指数报告》显示，从 2023 年到 2024 年 第一季度 , 全球 AI 独角兽已有 234 家，新增数量为 | 37 家，占新增独角兽总量的 40%；2023 年，虽然 全球 AI 投资总额有所下滑、降至 1892 亿美元，但 生成式 AI 领域的投资激增，比 2022 年增长了近 8 倍， 达到 252 亿美元。  六十年的芯片技术发展，三十年的互联网发展， Transformer 架构的不断突破，以及数据的极大 丰富，让 AI 技术不断走深，AI 应用不断向实。继 OpenAI 公司推出 ChatGPT 之后，2024 年华为公 司推出的盘古大模型 5.0 版本， 以及 Anthropic 公 司推出的大模型 Claude 3.5 Sonnet 版本，宣告大 模型从“聊天”正式迈入“工作流”。 |







一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 11 l

|  |  |
| --- | --- |
| AI 是过去 70 年 ICT 产业发展的总成果  1956 年，时任达特矛斯学院助理教授的约翰 ·麦卡 锡组织召集了达特矛斯讨论，正是在这次会议上，第 一次正式提出了“人工智能”的定义。从那以后，人 工智能经历了两次发展的低谷，即所谓的“冬天”， 但其发展的脚步并未就此停止。  自从 1971 年英特尔发布第一颗微处理器开始，摩尔 定律见证了 ICT 产业的蓬勃发展。如果把 AI 产业和 ICT 产业这 70 年的发展轨迹画到一起，我们发现， | 人工智能与 ICT 产业的总体发展水平密切相关，学 术研究发现和工程技术发展相辅相成。而 AI 产业两 次“冬天”的出现，都是因为社会对 AI 的应用期望 大大超越了 ICT 产业工程水平的发展现实。所幸的是， “冬天”并不是结束，而是每一次“春天”的开始。 今天，我们再次进入了“收获”的季节。这是 70 年 来全球 ICT 学术界和工业界长期耕耘、协作创新的 成果。 |

|  |
| --- |
| 摩尔定律牵引下的 ICT 产业发展  AI 流行度  A |
| 1956 1970s 1990s 2020s |



图 1-1 AI 是过去 70 年 ICT 产业发展的总成果

|  |  |
| --- | --- |
| 技术的准确定位是发挥其最大价值的前提。给人工智 能技术进行合理的定位，是我们理解和应用此技术的 基础。如同公元前的轮子和铁，19 世纪的铁路和电力， 以及 20 世纪的汽车、电脑、互联网一样，人工智能 是一组技术集合，是一种新的通用目的技术。加拿大 学者 Richard G Lipsey 在其著作《经济转型：通用 技术和长期经济增长》一书中提出：社会经济的持续 发展是靠通用技术的不断出现而持续推动的。所谓通 用技术，简单理解就是要有多种用途，应用到经济的    12  AI DC 白皮书 | 几乎所有地方，并且有巨大的技术互补性和溢出效应。 经济学家们认为，人类发展到今天，共有 26 种通用 技术，受益于过去 70 年 ICT 产业的总体发展，人工 智能成为其中一种。  面向未来，我们应该充分用好人工智能技术，抓紧收 获，努力扩大收获成果，同时要让收获的季节持续的 更长一些，把人工智能建在赤道上，永远生机勃勃。 |

|  |  |
| --- | --- |
| AI 将引发百年未有之大变革  纵观人类社会发展史，通用目的技术的大规模应用历 来是社会变革的催化剂，而被彼得 ·戴曼迪斯在《未 来呼啸而来》一书中定义为“指数型技术”之首的人 工智能，将引发一场百年未有之大变革。自十八世纪 蒸汽机问世，科技创新将时代划分为蒸汽时代、工业 时代与信息时代，现今，智能时代正扑面而来，其背 后的驱动力正是 AI 算力。这股力量不仅将为公众生 活注入个性化与便捷体验，还将以创新逻辑推动各行 | 各业效能提升与经验革新，为科研开辟新路径。AI 的普及深化不仅会加速传统产业智能化转型，优化资 源配置，提升决策质量，激发产品与服务创新，还将 进一步优化社会经济结构，推动全球经济步入高质量 增长新周期。  AI 引发的变革将是一场体验革命、效率革命、经验 革命和科研革命，以智能化为标志的新时代已经来临。 |

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 蒸汽时代    热力 | | 工业时代    电力 | | 信息时代    通用算力 | | 智能时代    Al算力 |
| 可持续发展 | 数字经济新增长 | | 智慧城市建设 |  | 消费体验升级 | 场景化升级 |
| 产业数字化转型 |



图 1-2 人类进入智能时代



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 13 l

|  |  |
| --- | --- |
| 智能经济将是数字经济发展的下一跳  当前，全球数字经济保持持续快速发展。根据中国信 息通信研究院相关报告显示，2023 年，美国、中国、 德国、日本、韩国五个国家的数字经济总量已逾 33 万亿美元，年增长率超过 8%，数字经济对 GDP 的 贡献达到 60%。这不仅彰显了数字经济的迅猛发展， 更凸显了其在全球经济版图中的核心角色。其中，人 工智能推动的经济发展规模是关键力量。 | 数字经济的进化始于个人计算机的发明和普及，继而 在物联网与移动互联网中成熟，今天正步入人工智能 为核心的智能经济新阶段。智能经济是以效率、和谐、 持续为基本坐标，以物理设备、电脑网络、人脑智慧 为基本框架，以智能政府、智能经济、智能社会为基 本内容的经济结构、增长方式和经济形态。作为全球 经济的新引擎，智能经济致力于主导效率提升、和谐 发展与可持续增长的全球经济未来图景。 |

A

技术发展

蒸汽机 & 内燃机 IT& 互联网 智能技术





智能经济

数字经济

工业经济



1760-1990 1990-2017 2018-Future 时间



图 1-3 智能经济将成为全球经济发展新引擎

|  |  |
| --- | --- |
| 人工智能驱动的智能经济将在人机交互、IT 基础设 施与新业态三个层面带来重大变革。首先是人机交互 模式的优化，让交流更加自然流畅；其次，它将重塑 IT 基础设施，构建更高效、更智能的信息处理与传 输体系；最后，智能经济会催生一系列新业态，激发 跨领域创新。这三个方面并非孤立存在，而是相互影 响、协同演化，形成合力并产生复合效应。 | 过去四十年，信息化和数字化给 ICT 行业带来了数 万亿美元的战略机会。展望潜力十足的智能时代， 华为预测，至 2030 年，全球智能经济规模将超过 18.8 万亿美元，将为 ICT 领域的未来发展开启全新 战略窗口。 |

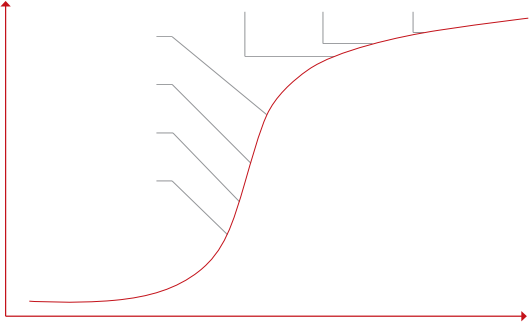


I 14 AI DC 白皮书

 AIfor All

|  |  |
| --- | --- |
| AI 的快速发展和大模型的 " 涌现 " 预示着它将重塑每 一个组织和每个人的生活。专家和机构预测 AI 将深 刻影响世界。那目前企业和个人对 AI 的接受度及应 用进展如何呢？  麦肯锡 2023 年的报告指出，55% 的组织已在至少 一个部门采用人工智能，这一比例是 2017 年的 2.75 倍。Gartner 在其《2024 年重要战略技术趋势》报 告中预测，到 2026 年，超 80% 的企业将运用生成 式 AI；到 2028 年，75% 的企业软件工程师将使用 AI 编码助手，而 2023 年初这一比例不足 10%。 | 每个行业都将被 AI 重塑  在人工智能触发的产业变革大潮中，所有行业都将被 重塑。今天我们已经可以清晰地预见一些行业将发生 怎样的变化：  自动驾驶和电动汽车将颠覆汽车行业  智慧交通将大大提升通行效率  个性化教育将显著提升教学质量  精准预防性治疗有望延长人类的寿命  实时多语言翻译让交流再无障碍  精准药物试验可以显著降低新药研发成本， 缩短发现周期  基于 AI 的电信网络的运维效率将大大提升  … |





无人超市 无人仓库

自动定价 / 推荐 ...

安防机器人 犯罪案例预测 智能监控 ...

客服机器人

无人驾驶行李车 机场安防 ...

可预测性维护 ...

智能风机

巡检机器人 / 无人机 智能调度 ...

智能医学影像

医疗机器人

智能药物研发 ...





矿业与

农牧业 钢铁 建筑

食品饮料

零售

汽车

。 媒资 金融

油气

自适应学习

教学和评分助手 ...

智能加油站

地质图像分析 ...

教育

。 电力 化工

政务 机场

车联网 自动驾驶

。 公共安全

轨道交通

互联网



通信

医疗



高 低

智能客服 智能风控 智能投顾

智能营业厅 反欺诈

智能运维 …

推荐搜索 图像生成 智能客服

自动写稿 视频搜集

自动加文字 …

数字化水平

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |

起步期 爆发期 引领期



图 1-4 AI 正在改变千行万业



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 15 l

|  |  |
| --- | --- |
| AI 重塑行业的速度确实远超想象。2023 年初，比亚 迪提出实现自动驾驶还需时日。仅仅一年多过去，自 动驾驶技术的迭代升级已经悄然发生，2024 年中国 新能源汽车市场中，自动驾驶功能的渗透率已超过 51%。这一成就的背后是先进的感知系统、强大的 计算平台、AI 驱动的决策与规划算法。  AI 不仅仅能够助力一个行业，也可能颠覆一个行业。 印度 IT 服务外包业曾凭借人力成本和语言优势成为 | 全球中心。然而，AI 技术的兴起导致该行业面临严 峻挑战。据统计，过去一年，印度五大 IT 服务公司 裁员 69,197 人，创下 20 年新高。这一现象背后， 是 AI 在服务领域的广泛应用，高效接管了原本由人 力完成的任务。由此可见，AI 技术不仅仅能通过技 术革命将一些行业带入新阶段，更能够淘汰替代一些 相对落后的生产力方式。未来， 我们完全有理由相信， AI 将有能力重塑每一个行业。 |

|  |  |
| --- | --- |
| 每个应用和软件都值得用 AI 重写  生成式 AI 是革命性的跨越，有人称之为 AI 2.0，它 不是 AI 1.0 的升级。AI 2.0 可以用无需人工标注的 超级海量数据、去训练一个具有跨领域知识的基础大 模型（Foundation Model），它能够从无到有，真 正实现智慧的产生；AI 2.0 让每个人都能创造，甚至 | 可能让每个人成为程序员，催生了数字分身等长期以 来仅存于想象的产品。AI 2.0 的生成能力还能将创新 实现成本降到几乎为零，创造出更赚钱的商业模式。  AI 2.0 的创造能力和商业能力，让智能时代的每个应 用和软件都值得重写一遍。 |

进入生产系统

使能行业核心软件

进入通用业务场景

使能大量通用软件

网络自治 。 运营商 智能客服

智能风控 。金融 量化交易

2C应用为主 催生现象级应用

文档摘要

。 办公

文档写作

视觉

医疗咨询 。 医疗 辅助诊断

代码开发 网站制作

智能对话

语音

。 社交

。 编程

短文创作

精准获客

海量离散小模型

结构化感知

模型基础能力模型能力开放 ~~营销~~ 行业知识结合 城市 调研报告 城市大脑

大模型

语义

大数据分析

少数大模型汇聚

图片生成

。 设计

搜索

内容剪辑 。 传媒 新闻采编

平面广告 商业文案

。 消费

视频生成

生成

内容搜索 内容推荐

公开数据集

分子生成 智能教学

。 生物

行业通用场景数据 智能问答 。 教育

行业生产场景核心数据



图 1-5 每个应用和软件都值得用 AI 重写一遍



I 16 AI DC 白皮书

 理想主义与现实主义交相辉映迈向 AGI

|  |  |
| --- | --- |
| 2015 年，OpenAI 牵 头 启 动 的 AGI 实 验， 成 为 人 类迈向通用人工智能（AGI）的一个新起点。随后， 2020 年 GPT-3 的 推 出， 以 及 Scaling Law 被 确 立为 AGI 的第一性原理，标志着人类向 AGI 目标的 探索步伐大大加快。为了支撑 AI 能力的持续进化， 投资规模超过 1000 亿美元的 " 星际之门 " 计划启动， 旨在构建更加强大的算力基础设施，预计 2028 年将 发布一个由数百万 XPU 算力卡互联的集群数据中心。  理想主义者们相信，跨越技术裂谷的人工智能将加速 前行，他们致力于在未来 10 年内将深度学习的计算 能力提升 100 万倍。AI 领域的新论文、新模型层出 不穷，从 Pretrain（预训练）到 SFT（监督微调）， 数据来源从公开网络扩展到合成数据，AI 的技术发 展让所有人感受到了强烈的 " 推背感 "，人类终将走 向 AGI。  然而，我们也看到，AI 在面向消费者（ToC）的应 用和面向企业（ToB）的行业落地中，依然面临诸多 挑战。许多 AI 应用和项目仍处于起步阶段或短暂出 现后便消失，实现商业闭环成为业界关注的焦点。对 于人工智能产业的发展战略制定者来说，是选择一路 直冲， 将 Scaling Law 推向极致， 无限接近 AGI； 还是 " 见好就收 "，尽快实现技术落地并盈利，快速 融入商业社会，这是需要深思熟虑的问题。  大多数新兴技术的发展都是从理想主义的美好愿景开 始，同时受到现实主义的理性制约。如果能够将理想 主义和现实主义相结合，无疑将加速技术的成功落地。  我们认为，人工智能是一个不可逆转的大趋势。AI 产业在垂直方向上，既需要科学家的理想主义，也需 要与商业现实主义相结合，寻找技术驱动与商业落地 之间的平衡。 | 理想主义者的代表是工程师和科学家，他们基于科技 改变世界的理想化出发点，用探索精神和创新思维， 致力于开发更智能、更自主的学习算法，追求更高的 计算效率和更低的能耗。这些努力不断拓展 AI 技术 的可能性边界，为现实应用提供了丰富的理论支撑和 技术储备。而现实主义者的代表是理性的市场经济参 与者，他们将 AI 技术视为推动商业变革和社会进步 的关键力量，注重技术的实用性和经济效益，主要将 AI 的商业化落地作为目标，使其融入金融服务、健 康医疗、零售物流等行业场景。他们希望通过实践验 证 AI 技术的市场价值，为持续发展提供应用场景和 反馈数据，激发新的研究方向和创新灵感。  AI 技术的演进历程正是理想主义与现实主义辩证关 系的生动体现，二者相辅相成、交相辉映，共同塑造 人工智能的未来。理想主义与现实主义产生了奇妙的 双轮效应，每一次技术飞跃都会带动商业应用的创新 与拓展，而商业成功又会以更多的研究资金和资源反 哺科研领域，推动技术的进一步成熟和完善。这种正 向循环一旦建立，就能够帮助企业在采用新技术时实 现新的价值链闭环。成功的案例将加速 AI 技术在各 行业核心生产环节的渗透，推动一系列高效、智能的 解决方案的形成，创造可观的商业价值和社会福利。  理想主义 现实主义  现实主义 理想主义  图 1-6 理想主义与现实主义交相辉映推动 AI 发展    一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 17 l |



i 第 2 章 

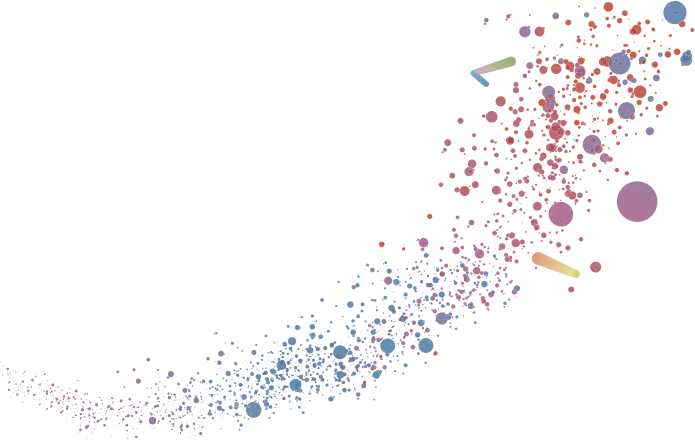
All in AI

生成式业务系统











I 18 AI DC 白皮书



 企业发展 AI 的不确定性和确定性

|  |  |
| --- | --- |
| 根据麦肯锡的调研，超过 70% 的企业领导者预见 AI 将在接下来的五年内深刻改变其业务格局。同时，企 业发展 AI 有着相当大的不确定性，据德勤的数据显 示，90% 的大型企业计划投资 AI，但真正能够成功 规模化部署的仅占 10%。  这是因为生成式 AI 的革命性创新和内在局限性兼而 有之。  一方面，ChatGPT 对奥林匹克数学竞赛题可以给出 优雅的证明；另一方面，在回答 13.11 和 13.8 比大 小的试题中输给小学生。一方面，自动驾驶技术正在 颠覆汽车行业，改变大众的出行服务；另一方面，提 升辅助影像诊断的医疗专用模型仍旧在创新研究阶 段。一方面，50 位艺术家通过 AI 生成了首部充满创 意的科幻电影；另一方面，很多企业还在被灵魂拷问： 巨大的 AI 投资换来写作助手是否值得？模型回答质 量的稳定性何时才能解决？  对于企业来说，是追逐潮头引领行业革新、还是岸边 试水等退潮的鱼？ | ChatGPT 等大语言模型带来的革命性变化，源于其 汇聚世界知识带来的泛化能力，本质是显性知识的压 缩和隐性经验的沉淀，是基于结构化数据发现内在规 律的概率模型。各行各业尤其是头部企业，往往蕴藏 着海量的数据、沉淀的业务知识和内化于业务流程的 经验等宝贵资源，当它们被用于语料来训练 AI 模型 时，模型自然就记忆了这些知识与经验。企业通过引 入基础模型、行业模型并构建自己的私有化场景模型 时，相当于“一杯咖啡吸收宇宙能量”，可以更高效 的传承和利用企业内部经验、行业经验、世界知识， 从而实现企业可持续发展。  企业最大的浪费是“经验和人才的浪费”。基于此理念， 华为公司的企业 AI 从 1.0 向生成式 2.0 演进，AI 应 用到更多的核心业务领域，从合同风险审计到支撑全 球供应链在疫情中的韧性管理，从全球网络优化到提 供互联网信息产品的极致体验，从专业又有温度的智 能客服到海量高可信代码的生成等。华为 AI 2.0 的 目标是实现“1 个顶级专家 + AI 能力增强型数字员 工 + N 个普通员工”的效率等于甚至大于 N 个顶级 专家。 |







一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 19 l



世界

行业

企业

|  |
| --- |
| 企业的持续成长性：一杯咖啡吸收宇宙能量 |
| 1 吸收社会知识沉淀的能力决定企业持续成长能力  2 走向世界走向开放，一杯咖啡吸收宇宙能量 |
|  |

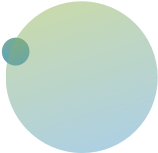
|  |
| --- |
| 企业最大的浪费：是经验和人才的浪费 |
| 1 海量数据沉睡  2 沉淀的知识和经验的低效运用或流失 |
| 知识  经验  信息  数据 |



图 2-1 企业发展 AI 的确定性

|  |  |
| --- | --- |
| AI 大模型带来的创新性机遇，源于科学范式的变化， 从海量数据中发现未知规律。越来越多企业希望 AI 能够基于核心生产场景，创造企业产品和服务的核心 竞争力，先行者可以建立领先能力。比如特种钢的误 差要求严苛，液面波动是炼钢的关键参数之一，结晶 器液面波动与液面高度、水量、温度、压力、原材料 批次等 200 多种参数相关，超过专家的经验和科学 公式计算的适用范围。钢铁企业在思考如何利用 AI 优化生产制造工艺，基于积累的高价值历史数据训练 场景模型，并在实时生产过程中不断反馈增强，找到 最优的液面波动参数。  企业发展 AI 需要构建企业级综合智能体。如同一个 | 能工巧匠，在解决复杂问题时，将书本学到的显性化 知识和实践中积累的大量隐性经验相结合，并实现从 感知、理解、预测分析到决策的闭环。我们欣喜地看到， AI 大模型正将海量、多源、非结构化数据实现结构化， 并贯穿感知、预测到决策全流程。当 AI 的视野从语 言文字预测，延伸到声线、物体的色块、时序的采样、 分子结构、调度网络负荷等更贴近现实世界的场景时， 将为企业 AI 带来无限机遇。  建议企业战略上要明确发展 AI 的确定性，战术上要 应对好 AI 的不确定性。从现在开始、着眼未来，以 All in AI 为战略，选择合适的节奏，并在生态模式上 采取灵活战术，是企业发展 AI 的最佳选择。 |









 20  AI DC 白皮书

架构先行

将不确定挑战变成确定机遇

|  |  |
| --- | --- |
| 构建企业级 All in AI 架构的核心挑战可以归结为两个 简单的几何图形：哑铃型的非稳定性结构和行业大模 型的不可能三角。  架构挑战之一：哑铃型的非稳定性结构。企业传统 IT 架构是稳定的正三角，基础设施和技术平台稳定，变 化频率低；数据和应用使能平台按照产品化、版本化 的方式迭代，变化可预期；应用受用户体验驱动，更 新需敏捷化高频。AI 大模型时代，IT 架构增加模型层， 而模型因处于快速发展迭代期，变化幅度和升级频率 均超过应用。如何规划设计 IT 架构，实现 “在行驶 中换发动机”？  架构挑战之二：行业大模型的不可能三角。 大模型在 泛化性、专业性、经济性三方面很难兼得，泛化性强 调基于小样本的场景化学习能力，专业性强调监督学 习能力强，经济性强调模型规模适中。同时，不同类 型不同场景的大模型平衡点不同，如语言类参数量大、 算力高，经济性要求高；产品质检视频类负样本少， 泛化性要求高；风险预警类对精度要求苛刻而专业性 要求高。由于行业数据的稀缺性，行业模型追求泛化 性和专业性的矛盾尤其突出。 | 企业发展 AI 的核心理念是：以架构的确定性应对模 型的不确定性，形成具备持续开发态模型层的非常规 稳定架构。应用层以 All in AI 为蓝图进行长远规划、 小步迭代，基础设施和 AI 技术平台保持稳定，震荡 中心的模型层分别与应用层和基础层实现解耦。  模型多源：算力底座封装软硬件的复杂性， 弹性资源调度解决算力效率，服务化的标准接 口对接开放的模型层，支持来源多样的模型  三重进化：模型能力进行 API 封装，应用与 模型解耦，形成可替换的“发动机”；L0 基础 大模型随产业进化，L1 行业模型随行业模型市 场、行业生态或集团中心云进化， L2 场景模型 可以在企业侧微调进化  应用编排：业务从边缘、支撑型应用到核心 生产应用，按需组合交互理解 (NLP)、感知 （CV） 、仿真预测、决策优化模型和检索能力， API 轻量式嵌入或助手型接入业务流程。 |















一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 21 l





|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 可大规模复制“生成式”AI 系统：与各行业应用分层解耦，能力封装，持续进化 | | | | | |
|  | 边缘、支撑 | | | 核心、生产 | |
|  |  | 资产轨迹、 视频质检 … | |  |  |
|  |  | 无人巡检、  … | |  |  |
|  |  | 市民声音、  污染源管理 … | |  |  |
|  |  | 质押品监控、 人脸鉴权 … | |  |  |
|  |  | |  | 检索 | |

制造

产品设计、 销售客服 …

销量预测、 工艺控制 …

供应链优化、

…

电力

运行监测、 客户服务 …

负荷预测、

…

调度控制、

…

政府

一网办公、 水文监测 …

满意度评估、 汛期预测 …

交通优化、

给排水优化 …

金融

在线顾问、 征信采集 …

风险评估、

…

投资组合、

…



感知

 决策优化

…

交互理解 4

仿真预测 







API

数据



|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 企业生成式 AI 系统：能力 API 二次封装 | | |
| 场景化组合编排 |  | 数据标注 |
|  |  |

数据资产

知识资产

模型资产

r



行业进化



企业进化

API

|  |
| --- |
| 模型组合：能力 API 一次封装 |
| 原子服务 编排组合服务 行业使能 学习进化能力 行业模型市场 |
| NLP 大模型  决策大模型  产业进化  预测仿真大模型  视觉大模型  多模态大模型 |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 算力底座 | | | |
| 统一资源管理 | 算力调度 | AI 加速库 | 训练推理工具链 |
| 算力集群 | | | |
|  | | | |



图 2-2 以架构开放支持进化中的百模千态

|  |  |
| --- | --- |
| 可控的开放生态应对行业模型的不可能三角，构建按 需组合的行业模型层。一方面拥抱标准和行业生态， 保障按需融入与利用行业生态 ; 另一方面建立企业的 AI 应用金字塔结构，分类管理超级应用、头部应用、 | 刚需应用、普通应用等，根据企业的竞争力策略、 能力等，灵活选择自主开发、战略伙伴联合攻关和 生态伙伴供应等不同模式，实现自建和共建生态模 式的平衡。 |



 22  AI DC 白皮书

 应用场景为纲，四位一体，实现价值三角

企业发展 AI 的初期容易以模型为纲，从技术出发，基于产业的基础大模型能力去“临摹”容易落地的应用，可 能会导致应用、模型、算力基础设施的烟囱式发展。

（研发 / 营销 / 服务 / 制造 / 供应 / 财经 /HR）



应用 场景



知识管理

经验结构萃取

业务反馈

算法嵌入业务

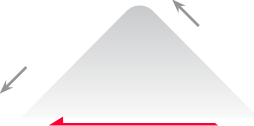


数据



模型

（数据 / 信息 / 知识 / 经验）



采集、清洗、反馈、扩充



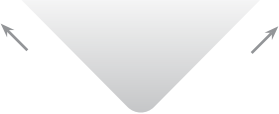
千万倍训推

算力使能

转换 清洗 加工



算力



数据、输入、外挂



图 2-3 四位一体企业 AI 发展框架

|  |  |
| --- | --- |
| 应用场景为纲的实质是从解决问题的第一性原理出 发，场景是起点也是终点，是价值的闭环。不要先关 注大模型本身和模型参数量，而要看是否能够解决过 去解决不了、或解决不好的问题，是否能够实现收益 大于成本的正循环，是否具备广泛的适用性和可复制 性。在行业 AI 应用中为提高模型的解释性和确定性， 常常采用 AI 模型与机理模型结合的方式。比如勘探 中，AI 模型优化钻探位置的选择，机理模型则确保 开采方案的物理可行性和安全。  四位一体是指在实现应用场景价值闭环的过程中，应 用场景、数据、模型和算力四个要素缺一不可。场景 是价值闭环的基础，低业务价值而又消耗大量算力的 | 场景，就好像在非主业领域组建一个顶级专家团队； 模型和数据如果不能很好匹配，如模型泛化性差又没 有足够的样本，就会导致模型的专业性和精度不足， 就像雇佣再多的实习生，也难以高质量地完成复杂的 工作。四位一体落地时，分为技术三角和业务三角， 实现技术和业务的解耦，便于建立平台化的技术架构。  技术三角以算力为基础，实现数据的转换、清洗和加 工，加速大模型的训练和推理，而包含知识与经验的 广义数据支撑模型的训练和能力增强；业务三角以应 用场景为原点，进行知识管理和经验结构萃取，不断 丰富企业数据集，数据与模型双向交互，实现业务支 撑和效果反馈，“非正常即异常”作为最典型的例子 说明了模型使用中对数据集的反馈和补充作用。 |



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 23 l



场景

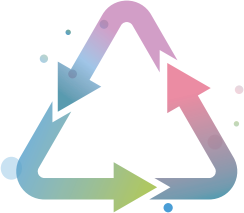
从易到难，沿着企业价值流的方向，逐步深入核心和生产场景

|  |  |
| --- | --- |
| 企业发展 AI 首先要梳理应用场景，建立“点线面” 的场景地图。而 AI 业务价值三角，则可作为识别场 景业务价值的经验范式和向导。其中，通过 AI 助手 提升业务效率和用户体验，是企业 AI 应用最基础和 常见的方式，如办公、HR、客服等；当 AI 深入生产 环节后，常常能够带来生产力和竞争力的提升，如在 线顾问、工艺优化、需求和供应预测等；最后是对黑 天鹅式低概率风险的防范，如业务连续性风控、财务 风险识别等。 | 企业落地 AI 需要积微成著。绘制场景地图时所谋者 大、所思者远，不用局限在已知的模型能力、已就绪 的数据中， 要从企业业务发展战略、AI 技术核心原理、 行业发展趋势的角度构思和规划。制定实施路线图则 需要从小处着眼、近处着眼，从一个个具体场景作为 “小切口”入手，尽量让业务系统和流程不动或少动； 基于具体场景做能力分解，组合感知、理解、预测、 决策等模型能力。任务的分解让问题的求解更容易， 更有利于发挥全生态的能力，由少到多形成场景飞轮。 |

AI 业务价值三角

防控关键风险

业务连续性风控丨交易风控丨财务风险识别丨信息风险合规 | …



业务效率和体验提升  生产力和竞争力提升

供采制智能丨财经智能丨办公智能丨 HR 智能 | … 智能产品 | 智能服务 | 智能销售 | …



图 2-4 场景选择的价值三角



 24  AI DC 白皮书



|  |  |
| --- | --- |
| 场景落地选择从三个维度入手：业务准备度、技术准 备度和数据准备度。业务准备度衡量与场景相关的业 务流程是否清晰、业务规则是否固化、业务组织是否 有意愿和决心投入，是否有熟悉业务规则的专家投入； 技术准备度衡量场景可能涉及的算法模型、装备服务、 算力等是否完备，是否匹配价值期望；数据准备度衡 量场景所需的数据量、数据质量、数据分布、数据标 注是否完备。 | 场景选择的总原则是先易后难，先在实现较简单的高 频、刚需场景小切口启动，快速找到智能化价值并同 步培养人才，然后持续迭代、螺旋式发展。行业的引 领型企业通常可以选择已具备相对充足的数据积累的 领域，聚焦高价值的“超级场景”，如钢铁冶炼的“高 炉场景”、化工的“中试场景”等，联合行业研究机 构、AI 科技公司、大模型公司等联合攻关， 一旦突 破将释放巨大行业价值。 |

|  |
| --- |
| AI 场景实施框架 |
| 经验、数据复杂性四象限 |
| ~~数据复杂性~~  创新模式（加强创造与构思能力） · 原创、创新工作  · 高度依赖于深厚专业知识、试验、 探索和创新  A  非结构化、容易 丢失、大规模  专家模式（充分利用专业知识）  · 判断导向型工作  · 高度依赖于专业知识和经验  结构化、稳定可靠、 小规模  ~~经验复杂性~~ >  协同模式（支持无缝集成与协作） · 广泛延伸的互联型工作活动  · 高度依赖协调与沟通  效率模式（实现一致化、低成本的工作执行）  · 仅需少量人工判断的日常工作  · 高度依赖于定义完善且容易理解的标准 |
| 常规、可预测、基于规则 临时、不可预测、基于判断 |



图 2-5 场景选择由易到难的路径



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 25 l



模型

行业 +AI 的关键路口来临，并不在语言大模型的延伸线上

|  |  |
| --- | --- |
| 语言大模型表现出强大的“内容生成”能力，不仅仅 是人机对话、知识问答，还包括看图说话、情绪识别 等非结构化信息生成结构数据的能力，工程设计、代 码设计等非结构化强规则的文本生成能力。围绕知识 密集型场景，在语言大模型的延长线上出现了大量数 字化助手类应用，如客服、代码开发、专业问题咨询、 舆情分析、辅助设计等。 | 但是，真实的行业问题并不能仅依靠语言大模型来解 决。从智慧城市的内涝预警、电动车充电起火风险预 测、供水损耗控制， 到工业工艺配方和过程参数控制， 再到金融信用评估，都面临各自的“高炉问题”，需 要将机理分析与 AI 模型结合起来，将感知、理解、 预测、决策的多个模型结合起来，并考虑实时性要求 和模型的经济性。 |

**03** 迭代进化

来源多样

**02**

成本

模型与应用解耦

**01**

效果

保证可持续升级演进

大模型不是越大越好 兼顾成本，合适最好

保证业务效果优先

从 度进行模型选择

3

个

维



图 2-6 模型选择方法

随着行业逐步理解这些需求，" 合适 " 成为了模型评估的新标准。“大”和“统一”不再是首要追求，不再单纯 追求规模和参数数量，而是要根据实际需求做出权衡。大小模型各有所长，结合场景的多样性和复杂性，灵活 运用不同模型成为了未来的趋势。模型的合适性与适用性变得比规模更为重要。



 26  AI DC 白皮书



数据

数据之道延续，AIGC 治理结构变革，价值最大化

长远看，随着基础模型的同质化和算力稀缺性缓解，个性化数据将决定企业 AI 的差异化能力。企业数据之道将 延续，但治理结构也由于生成式 AI 的特点而变革。

|  |  |
| --- | --- |
| 智能时代，数据作为企业战略资产的地位进一步加强， 过程的、多维的、海量的细微原始数据，以及顶端行 业专家实践中产生的业务判断和执行结果成为最宝贵 的资产。海量的历史、过程数据的存储不再是纯粹的 成本，而是持续积累的 AI 资产。  生成式 AI 导致数据安全治理结构发生体系性变革， 模型记忆数据，模型生成数据，模型形成企业内外新 的数据边界。大模型将数据、知识沉淀在模型的参数 中，并且生成文本、视频、策略等数据，导致应用和 数据的划分不再清晰，企业的数据边界控制难度增加， 整合行业数据和本企业数据成为重要课题。沿着原始 数据、训练数据集、AIGC 模型和模型服务的依赖链， 以数据的原始保护等级为原则，在域间采用可溯源、 可管理的访问控制。  数据直接影响模型的表现，但数据适合轮盘式的发展。  数据不搞大而全，要“先易后难、以用促建”，从具 体场景入手，基于具体场景模型效果不断对数据反向 提出要求，获取更多数据，让模型效果越来越好，由 小滚大形成数据飞轮。 | 数据治理是数据质量的保障，最佳的治理是基于数据 采集的源头式治理。在智慧城市、矿山、油田、工厂 等大量行业场景中，涉及的终端、传感器、装备数量 大、类型多，特别是多主体的场景中，通过统一智能 终端和数据采集的标准规范，能够极大降低数据治理 的成本。通过边缘推理与中心训练的协同，视频感知 场景的异常自动标注，或者将数据标注的工作集成在 业务人员的执行操作流程中，低成本地获得高质量的 标注数据。  数据即业务，数据价值的最大化作为数据治理总目标， AI 应用于全数据价值链，从数据再生产、数据标识 到规律发现。首先，模型应用于海量、异构数据的处 理及数据产生，能够将各类异构数据，如图纸、视频 监控、互联网舆情等转化为结构化的信息，为数据分 析和风险评估提供坚实基础。其次，模型帮助实现可 信、精准的数据跨部门共享，通过共享高阶数据，如 视频中人或物的安全状态，实现数据可用不可见，确 保在充分利用数据价值的同时，严格保护隐私和数据 安全。最后，模型实现基于全域数据的预测和决策， 各业务单元基于自身和关联主体的数据实现更准确的 预测，能够发现更多、更复杂的规律。 |



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 27 l





数据是企业的战略资产

信息架构管理政策

公司数据管理总纲

数据源管理政策

数据质量管理政策

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 政策 指引 |  |  |  |
|  |



主数据在交易打通



维度数据在报告打通

战略到执行 信息价值链

业务交易到核算 信息价值链

产品创意到生命周期管理 信息价值链

|  |
| --- |
| 基于主业务流的信息价值链综合治理 ( 数据、流程、IT): 纵横打通 + 数据清洁 |
|  |

信息

架构

管理

数据

质量

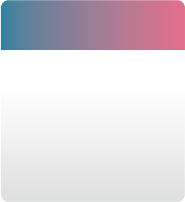
管理

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| AIGC 模型 | 原始数据  内部数据热 线 QA、 流 程文件、营 销知识库 ...  外部数据会 计准则、开 源代码、路 测数据 ... | 原始数据与训练环境 | 训练数据集 | 训练数据集与模型 | AIGC 模型 | 模型与用户人机交互 | 人机交互    用户    Chat Box    Copilot    Plugin |
| 数据 |
|  |
| 知识 |
| 文本  生成  视频  生成  跨模态  生成  音频  生成  策略 生成  图像 生成 |

存量管理到问题解决 信息价值链



图 2-8 AIGC 治理结构变革



可信、精准的数据跨部门 共享

通过共享高阶数据（如视频 中人或物的安全状态）实现 数据可用不可见，确保在充 分利用数据价值的同时，严 格保护隐私和数据安全 。

管理信息架构

管理数据质量

管理数据分析

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 流程 |  |  |  |

|  |
| --- |
| 基于全域数据的预测和决策 |
| 各主体基于自身和关联主体  的数据实现更准确的预测， 能够发现更多、更复杂的规 律 。  **03** |

公司数据 Owner

数据管理部

信息架构专家组

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 组织 |  |  |  |

IT 主数据管理平台 维度数据管理平台 元数据管理平台 数据质量管理工具



图 2-7 数据之道的延续

|  |
| --- |
| 海量、异构数据的处理及数 据产生 |
| AI 能够将各类异构数据（如  图纸、视频监控、互联网舆 情等）转化为结构化的信息， 为数据分析和风险评估提供  坚实基础 。 **01** |



图 2-9 数据价值最大化









一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考

 29 

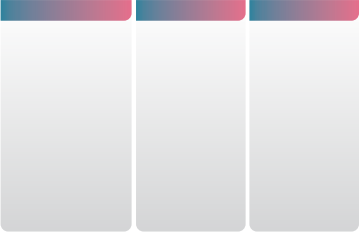
 28  AI DC 白皮书





算力

算力底座化、平台化，选择战略同行者



模型训练难 推理压缩难 应用落地难

模型转换 / 优化

|  |  |
| --- | --- |
| 代码 调试 | |
|  |  |
| 模型 训练 | |

●



|  |
| --- |
| 模型 微调 训练 |

|  |
| --- |
| 代码 调试 |



> >

|  |
| --- |
| API 开发 |

|  |
| --- |
| 在线 推理 |

|  |
| --- |
| 离线 推理 |



下游任 务微调

模型 预训练

能力 开放

模型 部署

转换

蒸馏

量化

剪枝

>

>



●

●

●



集群建设难



数据准备难

集群建设与上线

前期准备

|  |
| --- |
| 平台调度系统 设计与优化 |

|  |
| --- |
| 私有 数据 |

|  |
| --- |
| 开源 数据 |

|  |
| --- |
| 能耗系  统设计与优化 |

|  |
| --- |
| 网络设计与优化 |

|  |
| --- |
| 计算系统设计 与优化 |

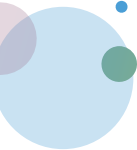
|  |
| --- |
| 模型 结构设计 |

|  |
| --- |
| 存储设计与优化 |



图 2-10 大模型开发的工程难题

大模型的开发与应用是一个复杂的系统工程，需要高度集成、内部硬软件高度 耦合、外部提供标准化的接口的 AI 算力平台来支撑，重点解决集群建设、模 型训练、推理压缩、应用落地中的问题：



 集群建设 : 如何实现超大集群的高性能长稳运行？如何构建参数面 的无损网络？

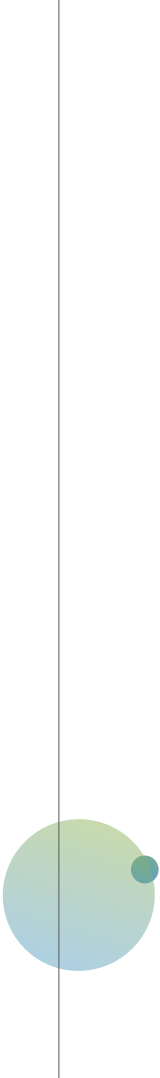
 模型训练：如何选择最高效的并行组合策略？如何实现多任务可 视化调优？如何实现断点续训 ? 如何预测大模型的扩展性和性能？

 推理压缩：如何实现分布式推理和推理加速？如何进行大模型的 无损量化？

 应用落地：如何搭建大规模推理集群调度系统？如何进行防攻击 设计？如何有效的进行故障恢复和隔离？



 30  AI DC 白皮书



集群化 AI 算力

RDMA



|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 训练、推理 节点 -1 | | |  | 训练、推理 节点 -2 | | |  | 训练、推理 节点 -N | | |
|  |  |  |  |  | 加速 + 推理 |  |  |  |  |  |
| |  | | --- | |  | | | |  | |  | | --- | |  | | | |  | |  | | --- | |  | | | |
|  |  |  |  |  | 数据加速 |  |  |  |  |  |
|  | | |  |  | | |  |  | | |





参数面无阻塞通信网络



数据网络平面



存储 训练数据（PB 级）



**NPU**

**NPU**

**NPU**

**NPU**

**NPU**



**CPU**



**CPU**



**SSD**



**SSD**



**NPU**

**NPU**



**CPU**



**CPU**



**SSD**



**SSD**

**NPU**

**NPU**



**CPU**



**CPU**



**SSD**



**SSD**

**SSD**

**SSD**

**SSD**

**SSD**

**SSD**

**SSD**

训

练

加

速

|  |  |
| --- | --- |
| 算力生态从可用到好用 | 生态 方案 应用 模型 算法 算子 数据 |
| AI 平台  应用对接 SFT Prompt   |  | | --- | | 开发工具链  数据管理 模型开发与训练 推理  数据加速  训练加速  推理加速 | |
| 分布式训练框架 |
| AI 框架 |
| 异构计算架构 |



图 2-11 算力底座组件间高耦合和繁荣生态依赖

|  |  |
| --- | --- |
| 算力的选择也是技术路线的选择。AI 算力供应链的 可持续是路线选择的前提，不仅要考虑硬件的长期可 获得性，还要考虑软件栈的可持续性。大模型训练与 推理过程中，模型参数规模从数十亿到万亿，这不仅 要求算力平台具备强大的并行计算能力，也要求算子 （执行基本运算任务的软件模块）具备高效的执行效 率，从而最大程度释放硬件计算、内存访问、卡间通 | 信的潜力。比如，华为 NPU 针对 AI 负载的矩阵计 算框架进行了专门设计，更适用于卷积神经网络等类 型的模型加速。值得注意的是，AI 算力芯片的支持 不仅仅是硬件层面的问题，还需要有相应的开发者生 态作为支撑，包括开发工具链、软件库、框架支持以 及开发者社区等。最后，算力路线选择需要兼顾训练 推理的需求，从调度效率、开发效率等多维度考虑。 |









一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 31 l

 以数据中心为中心

|  |  |
| --- | --- |
| 信息时代，网络是主角，联接企业 IT 系统及万物； 数字时代，云是主角，使能敏捷的应用开发；进入智 能时代，算力成为主角，作为提供算力的数据中心， | 其效率成为企业 AI 效能的基础。数据中心不再是单 纯的成本中心，而是创新中心。 |

全球 AI 算力



新体验 新应用

D

X*4000*

>

2020 年 2030 年

计算资源 存储资源 网络资源

“花钱” “赚钱”

算力指数级增长



图 2-12 从成本中心到创新中心

|  |  |
| --- | --- |
| 数据中心的规模性、算力效率和开发效率成为企业 AI 的核心竞争力。当参数规模和数据规模越来越大， 在算力供给受限和投资约束的情况下，数据中心的规 模性、集群的有效算力、节能水平等成为企业模型开 发和 AI 应用落地的关键因素。当企业发展 AI 时，预 期价值闭环不是个别杀手级模型的低频次推理，而是    32  AI DC 白皮书 | 在海量、重复、复杂的场景中， 数以百计的场景模型 的高频使用。当一次普通的交互需要背后百亿次的运 算时，数据中心效能的重要性显而易见。大模型的训 练和推理成为最复杂的 IT 工程，数据中心正在成为 企业数智基础设施的核心，成为企业 AI 商业价值闭 环“投资收益不等式”中的重要系数。 |

模型 市场

数据 市场

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

|  |
| --- |
| 业务和场景 |
| 业务价值链 |
| 多模态交互 知识检索 识别诊断 数据分析 内容理解 中枢决策 设计生成 |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| AI+ 行业互联服务平台 | | | |
| 场景化组合编排 | | | 服务运营 |
| 知识资产 | 数据资产 | 模型资产 |

|  |  |
| --- | --- |
| 模型生态 | |
| 基础大模型 L0  (CV, NLP, 多模态 …) | 行业基础大模型 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| AI 基础设施 | | | | | | | |
| 数据生产力工具及平台 | | 模型生产力工具及平台 | | 应用生产力工具及平台 | | 运维 运营 | 安全 |
| 资源与任务调度 | | | | | |
| 企业云 DC | 企业边缘 DC | | 行业 DC | | 公共 DC |



图 2-13 企业级 AI 架构

|  |  |
| --- | --- |
| 数据中心将被 AI 重新定义，提供多样性澎湃算力、 使能百模千态和 AI 原生应用创新成为愿景目标。算 力类型不再被机房基础设施限定、集群规模不再被通 信网络限定、任务可以低约束地调度、算力资源可以 跨数据中心共享，使算力跟上大模型扩展的步幅；支 | 持开放的模型生态，针对不同业务场景，提供灵活的 模型挑选与组合服务，确保每项任务都能匹配到最适 配的算法模型组合；基于 Agent 的任务设计模式， 融合企业和行业的知识资产、数据资产和模型资产， 实现场景化的组合编排。    一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 33 l |

i 第 3 章 

 数据中心走向智算数据中心 AI DC

智能时代



智算数据中心

1940-1990

大数据 云服务



DC 云 DC AI DC



互联网 兴起

2010-2020

1990-2010

数据中心

计算机时代

大数据时代

互联网时代

智能 时代



智能时代

2020~

机房

数据中心的发展 与变化

智算数据中心：以 xPU 为中心

传统数据中心：以 CPU 为中心

内存 (DRAM)

内存 (DRAM)

DDR

|  |  |
| --- | --- |
| NPU |  |

CPU

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  | |

SSD

PCIe

 PCIe xPU

总线

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| CPU |  |



PCIe

|  |  |
| --- | --- |
| DPU |  |

SSD

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| NIC |  |  |

· 承载 AI 训练和推理 · 对等架构

· 主要承载应用、数据 · 冯 ·诺依曼主从架构

· 通算，算力密度低，风冷为主

· 多样算力，算力密度高，走向液冷





图 3-1 数据中心走向智算数据中心 AI DC

回顾过去几十年的发展历程，数据中心正走向智算数 据中心。

随着互联网的兴起，数据中心作为 IT 基础设施的核 心载体开始规模出现。从 2010 年开始，随着大数据 和云服务的迅猛发展，数据中心的架构随之发生变 革。云计算模式的兴起使得数据中心变得更加灵活和

高效，能够按需提供计算资源和服务。到了 2020 年， 人工智能的快速发展加速智能时代的到来，对算力的 需求爆发式增长。智算数据中心应运而生，专注于提 供 AI 模型训练和推理所需的高性能计算能力。如谷 歌建设的机器学习中心，Meta 打造的 AI 超级计算机， 深圳专为深度学习设计的鹏城云脑 II 超级计算平台。





一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 35 l

 34  AI DC 白皮书







传统数据中心与智算数据中心存在以下几方面的差异：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | 承载业务差异  传统 DC：主要承载企业级应用和数据存储， 如 Web 服务、数据库管理和文件存储等常规 信息处理任务。  AI DC：主要承载 AI 模型的训练与推理，高 效提供算力资源，并支持大数据集的处理。  技术架构差异  传统 DC： 采用冯 ·诺依曼的主从架构，其 中 CPU 扮演指挥官的角色，负责分配任务给 其他部件。这种架构在面对大规模并行计算任 务时存在“计算墙”、“内存墙”和“I/O 墙” 等问题，限制了性能的进一步提升。  AI DC： 采用更加先进的全互联对等架构， 允许处理器之间，以及处理器到内存、网卡等 直接通信，减少了中心化控制带来的延迟，突 破主从架构的算力瓶颈，实现了高效的分布式 并行计算。 | 算力类型差异  传统 DC： 以 CPU 为中心， 适用于一般性 的计算需求。  AI DC： 以 xPU 为中心， 提供并行计算， 处理 AI 模型训练所需的大量矩阵运算。  散热模式差异  传统 DC： 单机柜功率密度通常在 3~8 千瓦 之间，可装载的服务器设备数量有限，算力密 度相对较低，一般采用传统的风冷散热。  AI DC： 单机柜功率密度通常在 20~100 千 瓦之间，主要采用液冷或风液混合的散热技术。 液冷能够更有效地带走热量，保证高性能计算 设备的稳定运行。 |





 36  AI DC 白皮书





 AI DC 主要承载 AI 模型的“训推用”

AI DC 最主要的是要围绕 AI 模型训练、推理和应用来规划设计和实施。

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 千万个  （ToC 推理、中心推理、边缘推理）  客户拜访纪要  ( 如客服、摘要、代码  生成 )  ......  十几个  （领域知识 / 行业经验，周 / 月）  行业模型  采购 供应 制造  ( 如金融行业大模型 )  能源 终端 ......  几个  （海量通识数据集，每季 / 半年）    产线故障诊断  HR 政策问答  海关政策解读  IT 工单摘要  场景模型 及应用  （行业商用 / 开源大模型）  投标 SOC 答复  办公 客服 培训  资金 税务 账务  研发代码生成  课程摘要生成  基础模型  营销 服务  行政  研发  审计  HR | | | | | | |
| 企业应用 | | | | | | |
| 场景 数据 | | | | | > | 人 |
| 场景模型  营销 客服 办公 财务 ......  设计  开发  质检 |
| 人 | | | | |
| 行业 数据 | | | > | 行业模型  广告 游戏 传媒 文旅 金融 医疗 教育 法律 出行 制造 ...... | | |
| 通识 数据 | > | 人 | | | | |
| 基础模型  CV  多模态  科学计算  预测  ......  NLP | | | | |



图 3-2 典型大模型应用之旅



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 37 l

|  |  |
| --- | --- |
| AI 模型分为基础模型、行业模型以及场景模型。其 中，基础模型具备广泛的适用性，能够在多种任务 上表现出色；行业模型在特定行业背景下进行优化， 深入地理解该领域的专业术语和业务流程；场景模 型针对具体的业务场景或问题进行定制化设计，精 确地解决特定任务的需求，全面提升模型的专业化 水平和服务能力。 | AI 模型的全面应用，是从训练到推理多环节紧密协 作的过程。这个过程包括基础模型预训练、行业或企 业模型的二次训练以及场景模型的微调，最终实现模 型在实际环境中的部署与推理应用。每一步都对数据 中心的技术能力和资源管理提出全新挑战。 |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | | | | 训练  - 推理 |  |
| 预训练 二次训练 全参微调 局部微调 ToC 推理 ToB 中心 ToB 边缘 | | | | | |
| 业务 主体 | | 大型互联网  运营商  大模型公司 | 行业头部企业 大中型企业 大中小企业 大型互联网 大型企业 分支 / 中小企 | | |
| 超大规模  千卡 ~ 万卡  大规模  数百卡 ~ 千卡  较小规模  单机 8 卡起步  小规模  单机 1 卡起步  超大规模  千卡以上  大规模  数百卡 ~  算力 需求  小规模  数十卡 | | | | | |
|  | | | | | |
| 工程 难度 | 很高  TP/DP/PP 并 行，海量数据  高  基模选择，高 质量数据  较高  十万 ~ 百万条 指令集  一般  < 万条指令集  很高  极致性能  高  融合高效  较高  灵快轻易 | | | | |



图 3-3 不同场景训练推理的算力需求及工程难度

|  |  |
| --- | --- |
| 大型互联网企业和专注于大模型训练的模型公司，其 AI DC 规划建设目标明确，即支撑基础模型预训练。  这是一项大工程，需要超大规模集群的算力平台支持， 还需要收集和处理万亿级别的 Token 数据，以确保 模型能够学习足够的知识和技能。这种规模的训练不 仅仅是技术上的挑战，更是对资源调配和系统运维管 理能力的巨大考验。  行业头部企业在 AI DC 规划时，重点是行业模型的 二次训练。行业模型是基于基础模型，通过叠加大量 特定行业数据进行增量训练而产生的。相比基础模 型的训练，复杂程度有所降低，但仍需要数百到数 千张 NPU/GPU 的算力卡支持，并需要处理数亿级 Token 数据量。    38  AI DC 白皮书 | 对于多数企业而言，AI DC 的建设重点在于承载 AI 模型的微调、推理及应用。 鉴于 AI 应用的高度场景 化特性，企业通常需要基于行业模型或基础模型，结 合自身特有的场景化数据进行进一步的微调，从而使 模型具备特定场景下的理解和生成能力，进而达到在 实际业务环境中部署应用的标准。AI 推理的关键指 标包括延迟（Latency）、准确性（Accuracy）、 并发处理能力（Concurrency） 以及算力使用效率 （Efficiency） 。根据推理服务的目标用户数量，如 面向广大个人消费者的 2C 服务、面向众多企业的 2B 服务或是仅限企业内部使用的应用，AI DC 的规 划建设标准和技术要求也会有所不同。 |

 AI DC 四大建设场景及三大类型

根据不同需求，企业规划建设 AI DC 主要涵盖四大典型场景及用途。

|  |  |
| --- | --- |
| 场景 1：全量预训练  头部互联网公司、通信运营商及大模型厂商等， 在建设超大型 AI DC，不仅用于基础模型的训练， 还承担面向海量消费者用户的推理业务。 | 场景 2：二次训练 + 中心推理  金融、电力等国计民生的重要行业头部企业，正 在积极推进大型 AI DC 建设，用于行业模型的二 次训练及中心推理业务。 |

|  |  |
| --- | --- |
| 场景 3：二次训练 + 边缘推理  在一些集团化运营的企业中，其总部通常会建立 大型 AI DC 来进行二次训练及中心推理，与此同 时，在各个分支机构或靠近生产的地方，也会设 置小型 AI DC 用于边缘推理及微调，从而构成了 与企业整体组织结构相匹配的中心 + 边缘相互协 同的架构，这种架构不仅能够充分利用资源，还 能够实现实时决策，增强响应速度。 | 场景 4：轻量化推理  对于某些特定领域企业，尽管 AI 应用规模不大， 但考虑到数据安全性和隐私保护的重要性，这些 机构通常选择自建小型 AI DC，用于轻量化的推 理任务及模型微调。例如，某三甲医院利用 AI 技术进行医学影像分析，帮助医生更快速准确地 诊断疾病，同时确保患者数据不出医院内部网络， 增强了数据的安全性。 |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 四大典型场景 | | |
|  | | |
| 场景 1  场景 2  二次训练 + 中心推理  场景 3  二次训练 + 边缘推理  场景 4  轻量化推理  全量预训练 + ToC 海量推理 | | |
| 三类 AI DC | | |
| 超大型 AI DC | 大型 AI DC | 小型 AI DC |
| 头部互联网 / 运营商 / 模型公司等 | 金融、交通、能源等国计民 生行业头部企业 | 医疗、教育等 大中型企业 |



图 3-4 AI DC 建设场景及类型

综上所述，业界典型的 AI DC 主要有三大类：超大型 AI DC、大型 AI DC 以及小型 AI DC。



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 39 l



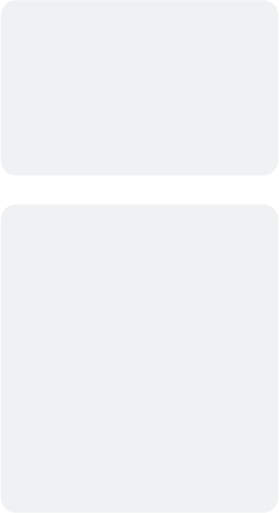
一、超大型 AI DC

超大型 AI DC 主要承担基础模型预训练，面临以下主要挑战：

**03**

随着 AI DC 计算、存储和网络设备的规模不 断扩大，如何高效地整合这些资源以实现算力 的最大化，成为了业界研究热点。首先，要实 现大规模设备的有效互联，就需要解决网络架 构、通信协议以及数据传输效率等多个方面的 问题。这要求在网络设计上更加注重可扩展 性、灵活性和可靠性，以确保设备之间能够高 效、稳定地进行数据传输和通信。其次，简单 的设备堆叠并不能实现算力的线性增长，需要 采用更加智能化的调度和管理策略，实现集群 内计算、存储和网络资源之间的紧密协同。从 当前业界的数据来看，即使是业界顶尖的千卡 智算集群，其算力利用率不超过 60%，万卡 集群不超过 55%， 而十万卡集群更低，不超过 40%，这进一步说明了提高超大规模集群有效 算力的重要性和紧迫性。

有效算力提升



**01**

超大规模 AI DC 的耗电量极为惊人。例如，一 个拥有 10 万张智算卡的超大型 AI DC，其核 心 IT 设备的电力需求超过 1 亿瓦（100MW）， 相当于 7.5 万户普通美国家庭的用电量，或是 每小时熔化 150 多吨钢铁所需的电力。

**02**

超大规模集群由成百上千万的器件构成，大模 型的训练一般需要集群上百天 7x24 小时满负 荷运转， 导致光模块、NPU/GPU、HBM 内 存等器件极易发生故障，而训练的同步性质使 其对故障的容忍度较低，任何单点故障都可能 导致训练任务中断，造成巨大经济损失。业界 超万卡集群持续稳定运行仅数天，例如，Meta 在 其 16K 集 群 训 练 Llama3 405B 模 型 时， 54 天内发生了 466 次作业中断。故障恢复常 常需要数小时乃至数天，严重影响了训练效率。

可靠性与故障恢复

电力供应

为应对上述挑战，业界领先的超大型 AI DC 需要具备极致能效和极致算效的能力。

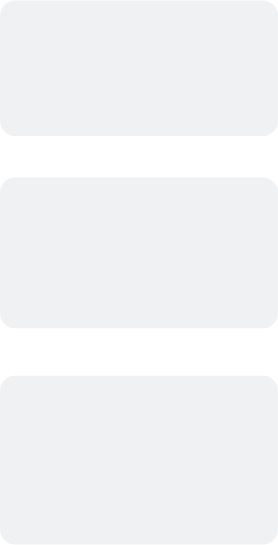


I 40 AI DC 白皮书



二、大型 AI DC

大型 AI DC 通常由行业头部企业规划建设，既要承担多种模型的训练及微调任务，又要承担较大规模的中心推 理以及 AI 应用，面临以下主要挑战：



**05**

大型 AI DC 往往是企业来承担运维管理工作， 如何能快速定位故障、修复故障是多数企业运 维人员的共同诉求。

**06**

对于金融、政府、电力等国计民生行业，某些 场景有严格的 AI 输出要求，需要确保生成式 AI 输出的内容是正确合规的。

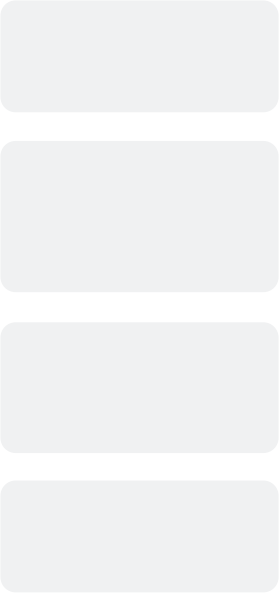
**07**

高密供电、液冷散热等机房条件是否具备

智算需要超过通算 10 倍的功耗、10 倍的布线 规模，并且越来越趋向液冷散热，需要企业提 前做好机房的规划准备工作，避免成为大型 AI DC 建设使用的瓶颈。

如何应对生成式 AI 安全

降低 AI DC 运维难度



**01**

在确定的业务场景和确定的时延下，如何提供 极致的推理性能。

**02**

一方面可帮助企业更快的将智能应用部署到实 际生产环境中，缩短开发周期，从而在竞争激 烈的市场中保持领先优势；另一方面可以节省 成本和资源。

**03**

建一个大型的 AI DC，企业往往需巨额的资金 投入，因此希望这些“宝贵”的 AI 算力资源尽 可能多的利用起来，避免算力资源的闲置。

**04**

当今企业应用创新的步伐不断加速，如何将多个 模型灵活组合编排来满足应用快速创新的需求。

多模编排快速支撑 AI 应用创新

提升算力资源利用率

高效的训练和微调

推理性能优化

综上所述，最终能够成功应对上述挑战的大型 AI DC，一般需要具备融合、高效的关键特征，以适应企业未来发展 的需求。



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 41 l



 42  AI DC 白皮书

 AI DC 五大特征变化



三、小型 AI DC

从技术角度审视，应对各类 AI DC 所面临的挑战，构建领先的 AI DC，需要在五大关键技术领域实现重大突破与革新。

小型 AI DC 主要承担轻量级的推理及 AI 业务应用，有些还要求提供模型微调能力， 一般建在贴近生产或靠近 实际用户的地方，其建设面临的主要挑战是：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 典型AI DC 关键挑战 | | 5大技术方向 |
|  | 超大规模 : 万卡/十万卡大规模集群系统构建 |  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |
| 大型AI DC |  |
|  |
|  |
| 小型AI DC |  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |





 超大型 



系统摩尔

极致算效 : 极致的算力效率,加速训练 推理

长稳运行: 千万级器件、故障点多,如何长稳运行

能基木桶

故障定位: 智算平台中断损失大,需快速故障定位修复

供电制冷: 供电、制冷、承重、布线等机房环境准备

迭代式平台

极致能效 : 超高功率供电下,极致的能源效率

资源高效 : 大规模高效任务调度,提升算力资源利用率

编排式应用

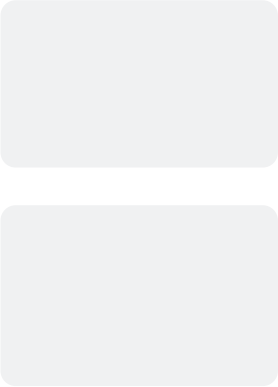
持续演进: 传统流程,无法适应Al能力快速、持续迭代的要求

模型应用: 模型迭代快,如何和应用有效隔离

生成式安全

多模编排: 大小模型、多模型组合编排,快速应用创新

Al安全 : 大模型黑盒无法解释,内容合规、提示注入、模型窃取等



**03**

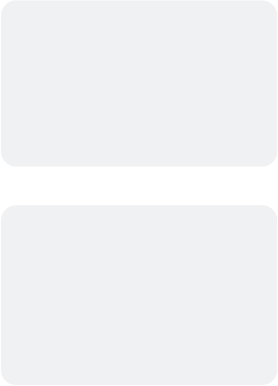
对于小型 AI DC，企业一般配备较少、甚至没 有专门的运维人员来支撑，这就要求小型 AI DC 故障要少、日常运维极简，在出故障时， 能够提供远程运维操作。

**04**

小型 AI DC 贴近生产，往往需要和智能摄像头、 传感器等感知终端直接连接，而这些暴露在外 的终端也极易出现安全入侵问题，这种情况下 如何确保小型 AI DC 的安全，也是必须解决的 一个问题。

便捷运维

安全保障



**01**

小型 AI DC 受环境限制，所能提供的算力资源 比较有限，因此必须要求在这有限的资源条件 下，尽可能部署更多的业务应用。

**02**

有些小型 AI DC 的位置相对较偏，甚至远离城 区，这种情况下企业往往希望提供一站式的部 署，交付人员最好只跑一趟就能完成 AI DC 的 部署。

提升算力资源利用率

一站式部署



图 3-5 典型 AI DC 的关键挑战及技术方向

综上所述，最终能够成功应对上述挑战的小型 AIDC，需要具备“形态灵活、快速部署快速升级、轻量极简、易维易用” 等特征。

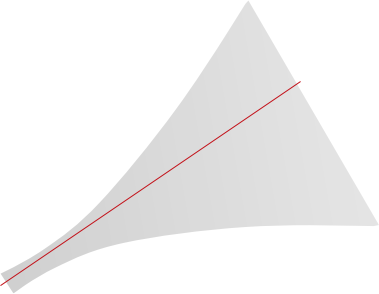
系统摩尔

算力大小决定了模型能力上限。当前，大模型的能力 上限尚未触及，Scaling Law 尺寸定律依然有效。预 计到 2028 年，模型参数将达到数百万亿 ~ 数千万亿， 如此大规模的模型训练需要算力规模和能力的进一步 突破，而当前主导算力发展的传统通算摩尔定律正遭

遇物理学和经济学双重限制，致使传统的硅基电子技 术临近发展极限，算力增长速度远远慢于算力需求的 增长速度，算力裂谷越来越大，业界迫切需要新的算 力供给方案，我们称之为“系统摩尔”。



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 43 l



PFlops/ 每天

1e+4

1e+3

Neural

1e+2

●

1e+1



1e+0

1e-1

VGG



1e-2

AlexNet  GoogleNet

virtual Machine AI 算力增长速度

· understanding Conv 

2012 2013 2014 2015 2016 2017 2019 2020



AlphaGoZero 

●

DeepSpeech2 ResNet

Machine Translation

AlphaGo

●



Tl7 Dota 1v1

1e-3

1e-4

巨大的 GAP

SEQ2SEQ

算力需求

Xception

GPT-3



图 3-6 智能时代加速而来，算力裂谷越来越大

系统摩尔是华为最初在《数据中心 2030》报告中提出的概念，它定义为一种新的算力提升方法，主要依赖系统 级架构创新、算存网深度协同、软硬深度协同来提升算力，满足指数级增长的算力需求。

新架构







新存储

新计算

5大创新

新网络 新管理



图 3-7 围绕系统摩尔的 5 大创新



 44  AI DC 白皮书



具备系统摩尔特征的 AI DC 算力供给方案，呈现出 5 大新特点：

|  |  |
| --- | --- |
| 一、新架构  过去 70 年，计算机一直遵循冯 ·诺依曼架构设计， 运行时数据需要在处理器和内存之间来回传输。在人 工智能等高并发计算场景中，这种传输方式会产生巨 大的通信延迟，从而导致“通信墙”；而且目前内存 系统的性能提升速度大幅落后于处理器的性能提升速 度，有限的内存带宽无法保证数据高速传输，带来了 “内存墙”。在此背景下，全互联的对等计算架构应 运而生， 它能够让 NPU、DPU、CPU、内存以及 其他异构芯片之间实现高效的数据交换，打破传统计 算架构的“通信墙”和“内存墙”等瓶颈，支持 AI 等场景对跨主机高带宽、低时延的诉求，实现 DC as a Computer，算网存深度协同，通过系统级架 构创新，充分释放算力效能。  二、新计算  “新计算”主要体现在两个重要方面：  首先， 计算类型的演变。 从以 CPU 为中心的通用 计算，向以 GPU 和 NPU 为中心的智能计算转变。 这种转变不仅适应了 AI 算法所需的大量并行处理能 力，还大幅提升了计算效率和灵活性。并行计算技 术，如同千军万马并驾齐驱，能够同时处理多个计 算任务或数据块，极大加速了数据处理和计算过程， 提高了计算资源的利用率和整体计算效率。通过并 行计算，不仅能够缩短计算时间，还在更短的时间 内完成更复杂的计算任务，从而更有力地推动了人 工智能领域的发展。  其次，芯片技术的进步。首先是 Chiplet 技术，不仅 可以显著提高 Die 的良率，还能有效地降低成本，并 | 且这种方法可以根据不同的产品规格需求灵活调整， 实现更高水平的芯片性能。此外，与传统的封装板级 互连方案相比，2.5D 封装技术能够将每比特的能耗 降低大约一半，从而进一步提升了系统的能效比。  三、新存储  在“新存储”领域，随着大模型的广泛应用，对高性 能存储的需求日益凸显。特别是在 AI 训练过程中，高 效的数据读写成为了提升整体训练效率的关键因素。  在训练阶段，需要从存储系统快速加载样本数据到 NPU/GPU， 并 定 期 将 Checkpoint 数 据 从 NPU/ GPU 写回到存储系统中保存。因此，提升存储 I/O 性能，缩短数据读写时间，成为了提高训练效率的 重要手段之一 。为此， NPU/GPU 直通存储技术应 运而生。这种技术为 NPU/GPU 与存储之间提供了 一条直接的内存访问传输路径，消除了原先涉及的 CPU 内存缓冲和复制过程，从而大幅缩短了数据读 写的时间。  在推理阶段，尤其是在面对高并发、长序列的推理场 景时，业界提出了以 KVCache（键值缓存）为中心 的多级缓存加速技术。这一技术能够显著提升大规模 推理系统的吞吐性能，通过优化数据访问路径，确保 数据能够快速、高效地被处理。  总之，无论是训练过程中的 NPU/GPU 直通存储技 术，还是推理过程中的 KVCache 多级缓存加速技 术，都是为了在大数据量和高并发场景下，提升系统 的整体性能和响应速度，从而更好地满足大模型应用 的需求。 |



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 45 l



四、新网络

网络作为连接计算和存储的关键纽带，在满足大规模 计算集群的连接需求方面，正迅速向十万乃至数十万 xPU（如 GPU、NPU 等） 的互联演进。随着网络 技术的发展，参数面网络的接入速率已从 200GE 提 升至 400GE 乃至 800GE。

大模型本身也在不断发展，从早期的张量并行、数 据并行和流水线并行等分割方式，快速演进到 MOE （Mixture of Experts，专家混合）等更高级别的并 行方法。这一演进对网络级负载均衡技术提出了更高 的要求。为应对这一挑战，各大厂商纷纷推出各自的 负载均衡解决方案。例如，华为推出了与昇腾平台配 套的动态 NSLB（全局负载均衡）技术。据测试结 果显示，在 512 卡规模内，该技术能够提升 Llama2 13b 模型 13% 的训练效率。

总之，随着网络技术的不断进步和大模型的演进，网 络架构和负载均衡技术也在不断创新，以满足更高性 能和更大规模的算力需求。





I 46 AI DC 白皮书

五、新管理

新的管理模式必须具备跨域协同管理的端到端系统运 维能力，涵盖计算、存储、网络、光模块设备的管理、 控制以及分析等全生命周期运维管理。具体包括以下 几个方面：

 全链路可视化监控：通过实时监控整个系统的运行 状态，实现对计算、存储、网络等资源的全面监控， 确保任何异常都能及时发现。

 跨域故障快速定位：利用先进的故障检测技术，快 速准确定位故障点，减少故障排查时间，避免训练任 务中断。

 跨域故障快速修复：建立高效的故障修复机制，确 保一旦发生故障，能够迅速采取措施恢复系统正常运 行，减少停机时间。

通过这些措施，可以显著提升训练效率、降低训练成 本，并确保大模型训练的快速、稳定和高质量完成。 这种全方位的系统运维管理能力是未来大型乃至超大 型 AI DC 的核心竞争力所在。





能基木桶

AI DC 算力密度增长带来功率密度的急剧攀升，给供电、散热及布局等带来极大挑战，正在重塑数据中心能源 基础设施。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 单位：kW 每机柜 ( 典型值 )  ~100  20~50  5~8  2~3  3~5 | | | |
| 机房  计算机时代 | DC  互联网时代 | 云 DC  大数据时代 | AI DC 智能时代 |



图 3-8 不同时代数据中心机柜的典型功率

|  |  |
| --- | --- |
| 挑战一  超大容量电力供应的获取与匹配  随着数据中心用电量的飙升，尤其是当单个数据中 心用电量跃升至 200MW 乃至 500MW 以上时，城 市现有电力基础设施的瓶颈日益凸显。如 OpenAI 的“星际之门”项目所预计的高达数千兆瓦的电力 需求， 已迫使数据中心选择跨越地域界限的电力供 给解决方案。因此，如何高效、稳定地获取并匹配 如此庞大的电力资源，成为了制约算力规模进一步 提升的首要难题。 | 挑战二  超高密机柜的散热技术创新  高功率密度带来的不仅仅是电力挑战，更对散热技 术提出了严苛要求。液冷技术虽已成为行业共识， 但面对未来更高功率密度的挑战，如何在确保可靠 性和易维护的同时，提升散热效率，仍是亟待解决  的关键问题。      一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 47 l |



挑战三

建筑空间分区的前瞻设计

AI DC 的设计需兼顾 IT 机房、制冷设施与电力供应 区域的复杂需求，打破传统设计模式，采用更为前瞻 性的布局思路。这包括降低 IT 设施与机电设施的耦 合度、实现机电设施的模块化与室外化布置、以及结 合风冷与液冷技术的弹性配比设计。

为避免能源基础设施成为数据中心发展的瓶颈，并减 少由此产生的成本和资源浪费，需采取以下措施：

 优化数据中心布局：通过科学合理的规划与 设计，确保电力供应、冷却系统与算力需求之 间的高效协同，提升整体能效。

 提升能源使用效率：采用先进的节能技术与 管理手段，降低能耗水平，实现绿色算力的发 展目标。

 发展可再生能源与储能技术：积极利用太阳 能、风能等可再生能源资源，并配套建设储能 设施，提升数据中心的电力供给能力与抗风险 能力。

 升级供电与制冷设备：紧跟技术发展步伐， 不断引入更高效、更可靠的供电与制冷设备， 提升数据中心的运行效率与稳定性。

面对 AI DC 的能源基础设施挑战，需以创新的思维与 前瞻的视角，积极探索并实践上述应对策略，在保障 算力供给的同时，实现可持续发展与绿色转型的目标。



 48  AI DC 白皮书

迭代式平台

相比于传统 DC，AI DC 规模更大、业务更为复杂且 技术更新更快。因此，提供资源管理调度、支撑模型 训练及 AI 开发，以及提供运维管理的 AI 平台面临极 大的挑战，主要包括：



**01**

 AI 算力资源的高效利用：AI 服务器采购价 格是传统通算服务器的数倍，再加上 AI 对网络 和存储设备提出了更高要求，使得 AI DC 建设 成本高昂。这种情况下， 如何管好、用好 AI 算 力资源，让单位算力产出更大，就成了企业用 户普遍关心的问题。

**02**

 AI 开发的高门槛和高成本：传统 AI 模型的 泛化能力较差，面对不同的用户或数据源时， 性能容易下降。缺少算法专家的企业难以完成 模型的调试和优化，而即便大模型的泛化能力 有所改进，但面对广泛的应用需求，算法专家 的数量仍然不足，这就导致了 AI 应用开发成本 高，开发周期长的问题，阻碍了 AI 技术全面服 务于企业业务的各个领域。此外，模型维护也 是一个持续性的挑战。

**03**

 AI DC 运维运营难度大： AI DC 作为一种新 型的数据中心，缺乏具备管理大规模 AI 服务器， 以及高性能网络和存储设备经验的运维人员， 他们面临的问题包括合理的资源分配、变更管 理、故障快速定位及恢复等。要解决这些问题， 不仅需要运维人员个人能力提升，还需要有完 善的运维运营工具来支撑。



为了应对上述挑战，需要一个能够持续迭代的 AI 平台，不断整合新技术和架构，以成熟的方式提供给用户，朝 着性能更强、效率更高、运维更简、功能更全的方向发展。

|  |  |
| --- | --- |
| 方向 **01**  性能更强  优秀的 AI 平台应当持续引入这些技术，帮助用 户提升性能并降低成本。数据并行、网络优化 等技术有助于提高训练效率；量化压缩则提升 了推理效率；PD 分离技术增强了长序列输出 的性能；提示工程优化则能低成本地提升推理 准确率。  方向 **02**  效率更高  由于 AI 硬件成本高昂，提升算力集群利用率至 关重要。通过优化存储方案和通信算法，可以 克服并行训练中的瓶颈，提高数据传输效率， 缩短训练时间。对于以交互为主的推理应用， 平台应支持动态调度，如 API、定时及按负载 扩缩容，以释放闲置资源。夜间空闲资源可用 于微调训练，另外，平台还需提供安全隔离和 灵活调度支持，确保业务连续性和资源的有效 利用。 | 方向 **03**  运维更简  大规模 NPU/GPU 和光模块使 AI 集群运维复 杂化。新一代运维系统应具备全面监控、故障 预测、智能分析等功能，提升硬件的无故障运 行时间和集群效率。在推理环节，运维系统需 监控硬件利用率等关键指标，识别低效作业并 协助优化，以持续改进集群性能。  方向 **04**  功能更全  大模型应用开发已有多种模式，如 RAG 和 Agent。AI 平台应提供相应的支持工具，比如 数据工程模块简化数据预处理，模型开发模块 降低训练门槛，Agent 开发模块则简化服务构 建流程，共同提升开发效率并降低门槛。 |

总之，未来的 AI 平台应通过不断的迭代升级，提供更强大的性能、更高的效率、更简单的运维以及更全面的功能， 以更好地支撑企业的 AI 业务发展。



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 49 l

|  |  |
| --- | --- |
| 编排式应用  随着数字化进程的加速，许多领先企业已拥有从几 十到数百个应用不等。在过去的一年多时间里，AI 技术的快速发展推动了“所有行业、所有应用、所 有软件都值得用 AI 重做一遍”的理念。与此同时， 大模型的应用极大地改变了软件开发的方式，催生 了一种新的编排式应用开发模式。面向未来，企业 在智能化转型的过程中，将拥有成千上万的各种模 型，如此庞大的模型库，导致未来企业必须通过编 排式应用开发，才能快速响应企业的智能化改造需 求，以促进业务创新。 | 编排式应用的构建与传统应用构建方式在构建主体、 流程分解、实现形式以及处理形态等方面存在根本性 的区别。在基于大模型的编排式应用构建中，业务工 程师和系统工程师可以根据具体的业务逻辑，通过自 然语言提示的方式引导大模型对业务流程进行分解规 划。这种流程处理依据大模型的规划结果进行实施， 其形态也从固定的静态流程转变为更具灵活性的动态 流程。未来的应用构建方式将更多地依赖于业务人员 而非专业的开发人员，编排式应用模式的转变使得业 务人员乃至最终用户自主构建智能体（Agent）应用 成为可能。 |

以开发人员为主

系统工程师

人工分解,依赖代码化实现和扩展

固定流程

以业务人员为主

业务工程师 & 系统工程师

大模型分解、自动编排,零编码

动态流程

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 应用构建主体 复杂流程分解 复杂流程实现 流程处理形态 | AS IS:传统应用  设计完由开发按既定流程完成编码后测试上线即可 |  | TO Be : 编排式应用  走向零编码,让业务人员自主构建应用成为可能 |



图 3-9 从传统应用到编排式应用

|  |  |
| --- | --- |
| 在编排式应用开发中，重要的是要充分利用大模型 在理解和生成方面的能力，以及小模型在感知和执 行上的专长，通过合理编排这两种模型，实现能力 | 互补，共同支撑应用的功能。通过对多个行业中实 际 AI 应用案例的分析，我们总结了四种主要的应用 编排模式： |



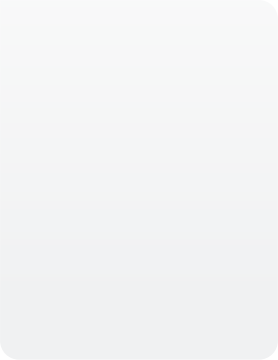


 50  AI DC 白皮书





模式 A



小模型感知，大模型理解

首先由一系列的小模型进行感知层面的数据收 集与初步分析，随后将这些数据输入到大模型 中进行深入的理解和生成。例如，在智慧城市 管理中，可以通过人脸识别、车辆识别、异常 行为检测等视频分析算法获取结构化数据，再 将这些数据输入到自然语言处理（NLP）大模 型中进行综合分析，帮助识别城市中的潜在风 险因素。



模式 B



小模型 1

小模型 N

大模型

...

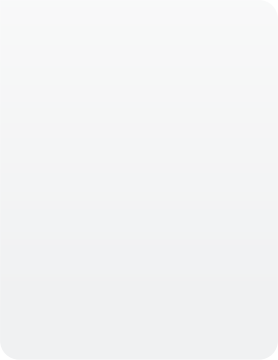
小模型 1

小模型 N

大模型

...

首先由 NLP 大模型理解并分发任务，然后由 小模型执行具体的任务。以眼科疾病诊断为例， NLP 大模型可以理解医生提供的患者病历资 料，并据此规划出诊断流程，再将具体的眼部 图像分析任务分配给计算机视觉（CV）模型 来执行，从而生成诊断报告，形成一个高效的 工作闭环，提高医生的诊断效率。



大模型分发，小模型执行

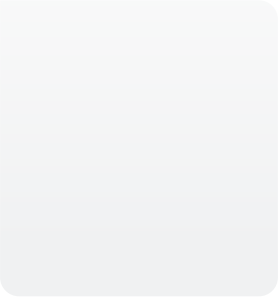


模式 C



模式 D





大小模型共同协作完成

小模型 1

小模型 N

...

大模型

大模型

小模型 N

大模型 M

小模型 1

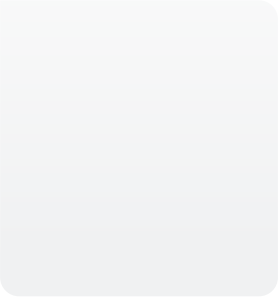
大模型

...

...

大模型与小模型共同协作完成任务，先是大模 型理解问题并生成具体的任务列表，接着调用 多个小模型和大模型共同完成任务。

实际上是对模式 A 和模式 C 的综合运用，即 先由小模型进行感知层面的工作，再由大模型 进行理解和生成任务，最后由多个小模型和大 模型共同完成整个任务链。



模式 A+C 的组合



图 3-10 四种应用编排模式



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 51 l

生成式安全

|  |
| --- |
| 提示词注入 (Prompt Injection) |

|  |  |
| --- | --- |
| 除了传统数据中心面临的安全风险，AI DC 还要面 临新的安全挑战。一是 AI 内容生产过程的“黑盒” 特性，导致其输出内容具有很大的不确定性和不可解 释性，带来较大的应用风险，尤其是一些对输出内 容要求比较严格的场景。二是 AI 系统面临新型安全 攻击的威胁，大模型基于统计和语言规则的预测机制 使得它很难区分是合法的指令还是恶意的输入，攻击 者可以通过精心设计的提示词来操纵大模型，如在 2023 年中针对 ChatGPT 的“奶奶讲故事”漏洞， 诱导 AI 执行本应禁止的操作。三是潜在引入新的数 据安全风险，大模型在训练过程中可能会接触到大量 | 的用户数据，并加以记忆存储，而在推理阶段可能 会无意泄露客户的隐私信息，如三星电子半导体员工 在使用 ChatGPT 的过程中，无意中泄露了半导体 设备测量资料和产品良率等敏感信息，竞争对手可通 过 ChatGPT 问答来获取相关信息，对三星的市场 地位和竞争力造成了极大的负面影响。为此，全球权 威 的 OWASP（Open Web Application Security Project）在线社区集合了全球 500+ 安全专家，在 2023 年 10 月提出了 LLM 应用的 10 大 TOP 威胁（1.1 版本）。 |

|  |
| --- |
| 敏感信息泄露 (Sensitive Information Disclosure) |





1

|  |
| --- |
| 不安全输出 (Insecure Output Handing) |



2



7



6

|  |
| --- |
| 不安全的插件设计 (Insecure Plugin Design) |

OWASP

|  |
| --- |
| 训练数据投毒 (Training Data Poisoning) |



3



8

Top 10 for

LLM

|  |
| --- |
| 模型拒绝服务 (Model Denial of service) |



4



9

|  |
| --- |
| 过度代理 (Excessive Agency) |

|  |
| --- |
| 过度依赖 (Overreliance) |





10

|  |
| --- |
| 供应链漏洞 (Supply Chain Vulnerability) |



5

|  |
| --- |
| 模型窃取 (Model Theft) |



图 3-11 OWASP 发布的大语言模型 10 大安全风险

|  |  |
| --- | --- |
| 针对上述安全风险，需要构建立体、多元的系统性安 全防御，从源头上控制风险，确保大模型安全做事。 首先需要保证训练数据集的安全，重点加强数据版权 保护，隐私合规，确保数据可追溯；其次在模型训练    52  AI DC 白皮书 | 阶段，要增强模型的内生安全能力，通过教会大模型 各类安全知识，提升大模型自身的健壮性；最后通过 构建大模型安全护栏，确保大模型从容应对各种安全 攻击，保障输入输出内容合规。 |

 数据中心将被重塑，由分层解耦到垂直整合

|  |
| --- |
| 运维管理 |

|  |
| --- |
| 安全防护 |

|  |  |
| --- | --- |
| 传统数据中心（DC）通常是按照能源设施层、IT 硬 件设施层、平台软件层和应用软件层等进行分层解耦 规划设计，并且按计算、存储、网络、云平台、数据 库等部件分别采购建设。这种模式在通算时代是普遍 存在的，但在 AI DC 上遇到了很大的挑战。 | 数据中心架构的变化  首先，数据中心的架构发生了根本性的变化。与传统 DC 的分层架构不同，AI DC 逐渐形成了新的分层架 构，即以算力底座层、平台服务层、模型使能层和行 业应用层为核心的新型 AI DC 目标架构。 |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 4 | 行业 应用 | 金融 电力 矿山 数字政府 … | Apps |
| 行业应用引擎 |
| 行业应用 |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 3 | 模型 使能 | 数据资产  模型资产  Agent 资产  AI 资产 | 岗位助手 |
| 数据工程 模型工程 Agent 工程  增强引擎  合成引擎  压缩引擎  对齐引擎  规划引擎  优化引擎  用好 模型 |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 2 | 平台 服务 | 数据准备 模型开发 训练微调 部署  …  盘古  星火  GLM  开源  CV  训好 模型 |  | AI |
| 训练池  弹性池  推理池  用好 算力 | 行业模型 | |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 1 | 算力 底座 | 基础软件 (OS| 异构计算架构 | 训推引擎 )  资源统一 运维管理  计算  网络  存储  建好 算力 | DC as a Computer |



机房基础设施 ( 布局、承重、供电、散热 )



图 3-12 新型 AI DC 目标架构



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 53 l



垂直整合的需求

其次，AI DC 要求垂直整合，以满足高 并行的智算业务需求。以算力底座层为 例，传统的大数据、数据库、虚拟化等 通算业务可以通过由计算、存储和网络 组成的松耦合系统运行多个不同的任务。 这些任务分布在不同的通算服务器上运 行，且多数任务在单个服务器内即可闭 环，节点之间是松耦合的，因此按部件 采购建设的模式是可行的。

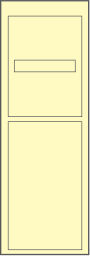
然而，模型训练等智算任务则不同，尤 其是对于万亿甚至十万亿参数的大模型 训练，需要整个算力底座来运行单一的 训练任务。这些任务需要横跨整个算力 底座的计算、存储及网络节点，且必须 持续上百天、每天 24 小时不间断地高 并行运转。节点之间必须紧密耦合并保 持同步关联。任何一个节点出现故障， 都将导致整个作业中断，需要重新启动， 从而带来巨大的损失。因此，迫切需要 将算力底座打造成为一个像超级计算机 一样精密协同工作的系统，实现“DC as a Computer”， 以保障智能计算业 务的高效稳定运行。

在这种情况下，继续沿用传统的按部件 采购建设模式显然无法实现这一目标， 必须采用算力、存储和网络部件的垂直 整合模式。



 54  AI DC 白皮书

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 通算:业务在单服务器内闭环 负载多样化、关联少,节点间松耦合 | | |
| |  | | --- | | MRS  服务 |  |  | | --- | | DMS  服务 |  |  | | --- | | 存储 服务 |   虚拟化  大数据  数据库  云存储   |  | | --- | | 虚机/容器  服务 | | | |
| 通算运行:N个负载运行在M个节点上,多数负载 在单节点内闭环,松耦合 | | |
| 应用进程资源占用(%)  100  80  60  40  20  0 | 最热应用: 9.9% | Aug Y1  NOV Y1  Feb Y2  May Y2  JuI Y2  0ct Y2  Jan Y3  Apr Y3  JuI Y3  Sep Y3  Dec Y3  Mar Y4  Jun Y4  Aug Y4  50 个最热应用的资源占用(100%)  100  80  60  40  20  0  通算负载变得越来越多样化,前50个最 热应用所占用的资源比例正在减少 |
| 0 10 20 30 40 50 应用数量 |
| 前 50 个最热应用仅占用约 60% 通算 资源,没有杀手级应用可供优化 | |
| 高并发 | | |



存储服务器

Batch#1

|  |
| --- |
| D P 2 |

Batch#2

|  |
| --- |
| Batch#N |

数据 集

CKPT#M-1

|  |
| --- |
| N P U 2 |

|  |
| --- |
| N P U 8 |

CKPT#M

CKPT

|  |
| --- |
| D P 1 |

|  |
| --- |
| D P 3 |

|  |
| --- |
| D P 4 |

|  |
| --- |
| N P U 1 |

|  |
| --- |
| N P U 3 |

|  |
| --- |
| N P U 4 |

|  |
| --- |
| N P U 5 |

|  |
| --- |
| N P U 7 |

N P U 6

…

NPU

RAM

|  |
| --- |
| NPU |

|  |
| --- |
|  |

|  |
| --- |
| NPU |

⑤

NPU



|  |
| --- |
|  |

|  |
| --- |
| NPU |

RAM

|  |
| --- |
| NPU |

|  |
| --- |
| NPU |

|  |
| --- |
| NPU |

②

NPU

③

RAM

|  |
| --- |
| NPU |

|  |
| --- |
|  |

|  |
| --- |
| NPU |

NPU

RAM

|  |
| --- |
|  |

|  |
| --- |
| NPU |

|  |
| --- |
|  |

|  |
| --- |
| NPU |

|  |
| --- |
| NPU |

NPU



|  |
| --- |
|  |

|  |
| --- |
| NPU |

RAM

|  |
| --- |
| NPU |

|  |
| --- |
| NPU |

|  |
| --- |
| NPU |

RAM

|  |
| --- |
|  |

|  |
| --- |
| NPU |

|  |
| --- |
|  |

|  |
| --- |
| NPU |

|  |
| --- |
| NPU |

NPU

~~< >~~

⑥

参数面网络

~~< >~~

~~< >~~

~~<~~

~~<~~

~~<~~

数据面网络

DP1

DP4

> <

 ⑦

<

⑨

计算节点 DPO

④

智算:业务在大系统内闭环

单—任务、长期满负荷,节点间紧耦合 (DC as a Computer)

①



…





…

⑧

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ① 将当前Batch数据根据DP 切分并传输到对应节点  ② 数据加载到NPU上运算  ③ 前向传播TP通信 | ④ 前向传播PP通信  ⑤ 反向传播TP通信  ⑥ 反向传播PP通信 | ⑦ DP通信,同步梯度数据  ⑧ [周期性]保存CKPT  ⑨ [故障时]恢复加载CKPT |

智算运行:1个负载同步运行在全部节点上,同步关联协同,紧耦合

高并行



图 3-13 从通算的分层解耦到智算的垂直整合

|  |  |
| --- | --- |
| 综上所述，对于 AI DC 的建设来说，算力底座层和 模型使能层之间是可以解耦的，模型使能层和业务应 用层之间也可以解耦。但是，层内的关联是非常紧密 的，需要垂直整合，才能提升有效算力，并实现算力、 | 存储和网络一体化的运维管理。通过这种垂直整合的 模式，可以确保 AI DC 在面对高并行计算任务时， 能够高效、稳定地运行，从而满足日益增长的智能计 算需求。    一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 55 l |



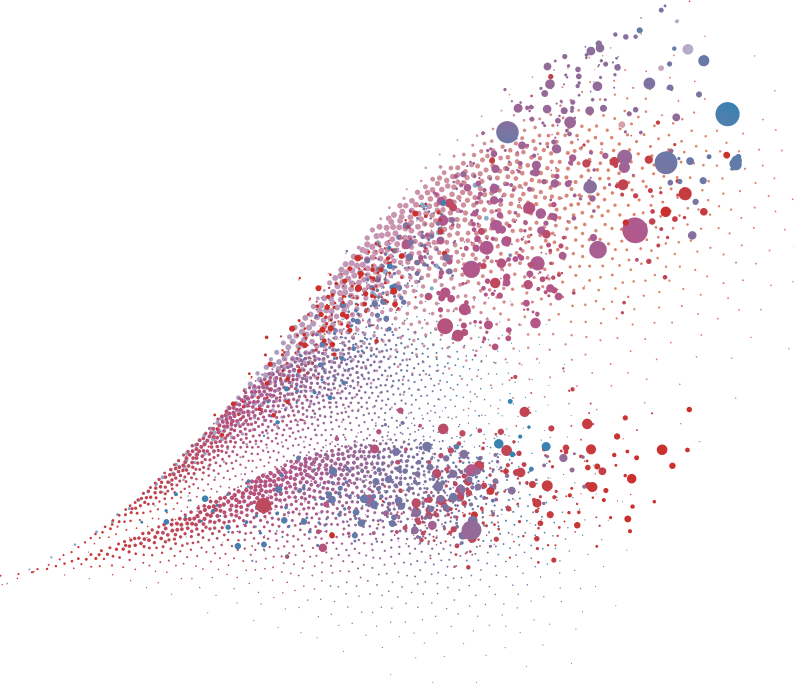
 超大型 AI DC

本节重点描述超大型 AI DC 建设过程中面临的关键需求与挑战，并总结超大型 AI DC 的关键特征，以及如何 建设 AI DC 的方向性建议。

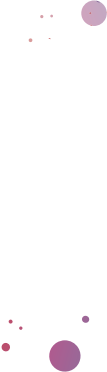
第 4 章 

典型 AI DC 规划与建设

关键建设需求

承载基础大模型预训练和推理，超大型 AI DC 建设主要存在三个关键需求：

关键需求一



提升基础大模型预训练效率，缩短训练 时长

关键需求二

满足推理的“LACE”体验要求



当前，对于各头部互联网企业及大模型厂商而言，都 希望预训练的周期越短越好，以实现基础大模型的快 速迭代，从而赢得市场先机；与此同时，成千上万台 AI 服务器的长周期、高负荷运转需消耗大量电力。 因此，提升训练效率、缩短训练时长，不仅能赢得市 场竞争，也能实现节能降本。要提升训练效率，在确 定的算力规模下，关键在于提高算力集群的有效算力。

影响体验

面向海量用户的推理业务中，重点要关注用户的 “LACE” 体 验， 即：Latency（ 响 应 时 延 ）、 Accuracy（响应准确性）、Concurrency（吞吐并 发能力）和 Efficiency（算力使用效率）。

|  |
| --- |
| 精度 / 参数量  Accuracy  可学习的变量数量 |

|  |
| --- |
| 推理时延  Latency  衡量单次推理性能 |

影响成本

|  |
| --- |
| 算力效率  Efficiency 算力使用效率 |

|  |
| --- |
| 吞吐 / 并发  Concurrency  同时使用用户 / 数据量 |



图 4-1 "LACE”推理指标体系



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 57 l

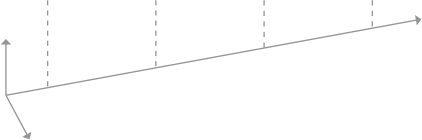
 56  AI DC 白皮书

 Latency： 时延直接影响用户体验，不同应用场 景有不同的时延要求。例如，互联网应用场景时延 要求不超过 30 毫秒，文本对话场景时延要求在 30 至 100 毫秒之间，语音对话场景要求时延在 100 至 200 毫秒，对于辅助编程或医疗诊断等时延不敏感的 业务，时延要求可以大于 200 毫秒。

 Concurrency： 互联网应用往往需要每天处理亿 级的并发请求响应，这意味着系统必须具备强大的吞 吐能力，以应对高峰时段的高并发需求。

 Efficiency：推理集群的算力效率直接影响最终的 成本控制。为了降低成本，需要尽可能提高推理集群 的有效算力利用率。

 Accuracy： 确保系统输出结果的精确性，以满足 用户的需求和期望，特别是在那些依赖于准确信息的 应用场景中。



网购推荐

智慧问答

虚拟主播

辅助编程

Accuracy 模型精度

100-200ms 语音对话等

数字人、机器人

<30ms

互联网推荐等 召回、排序



Latency 推理时延

>200ms

时延不敏感类业务

辅助编程、医疗诊断等

30-100ms 文本对话等

问答、智能客服等

Concurrency 并发数



图 4-2 典型应用对推理性能的要求

关键需求三

提升能源基础设施效率，满足超大型 AI DC 可持续发展

为了满足超大型 AI DC 可持续发展的要求，能源基础设施需要实现高效率、高密度、高弹性、高可靠。



 58  AI DC 白皮书

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 高效率  提升能源效率，降 低 PUE ≤ 1.15，  追求零碳排放 | 高密度  单柜数十到上百  kW，同步提升供  电散热密度 | 高弹性  满足多种算力、多代  算力混部，功率可调，  风液可调 | 高可靠  不因能基宕机， 精确温度控制， 提升集群可靠性 |

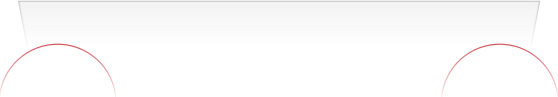


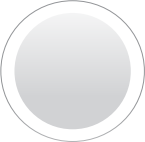
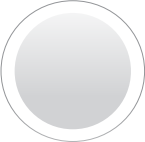
图 4-3 超大型 AI DC 对能源基础设施的要求

|  |  |
| --- | --- |
| 高效率：超大型 AI DC 的巨大能耗使得提升能源效 率成为必选项。如果将 PUE（电源使用效率）从 1.5 降至 1.15，以 10 万卡 100MW 的数据中心为例，每 年可节电约 2 亿度。  高密度：随着 AI 芯片功耗的不断上升，单机柜的功 率密度提高了 5 到 10 倍。这就要求供电和散热系统 也要相应提升密度，以支持更多的机柜部署。  高弹性：技术更新的速度从每三年一代，到每一年一 代，多种算力和多代算力的混合部署成为常态，能源 基础设施需要具备更高的灵活性，支持功率可调和风 | 液配比可调，以确保在 10 到 15 年的生命周期内都 能高效利用。  高可靠： 由于智算设备成本高昂，任何宕机都会造成 重大损失，单点故障可能导致整个集群中断。因此， 供电和散热系统必须具备高可靠性。此外，光模块等 器件的故障率与机房温度密切相关，需要更为精准的 温度控制来确保系统稳定运行。  综上所述，对于具有“超大规模、超高负荷、超高造 价、超大耗电”等特点的超大型 AI DC 而言，其领 先性主要体现在极致算效和极致能效。 |



基础大模型预训练 海量用户的分布式推理





极致能效

极致算效



图 4-4 领先的超大型 AI DC，要求极致算效和能效



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 59 l

规划建设方向一：极致算效

为了实现极致算效，需采用多种策略和技术手段：



场景一

基础模型预训练

为了加速基础模型的预训练，需要提升超大规模集群有效算力。集群有效算力由三个关键指标决定：集群算力 规模、集群算力利用率（MFU）和集群可用度（HA）。

**01**

集群算力规模

即集群的裸算力规模，取决于每个节点的算力以及集群的规模。算力规模受限 于单个节点的算力性能和集群中节点的数量。

**02**

算力利用率 （MFU）

指的是计算设备实际执行计算任务的时间与理论计算能力的时间比例。高算力 利用率意味着计算资源被充分利用，减少了空闲时间。

**03**

集群可用度 （HA）

指的是集群处于可工作状态的时间比例。高可用度意味着集群能够在大多数时 间内正常运行，减少停机时间和故障时间。







 60  AI DC 白皮书

模型实际利用算力

MFU =

集群理论算力



集群算力利用率 (MFU)

单机执行最优： 计算去冗余， 计算少等待

提升集群线性度： 分布式并行加速， 算网协同负载均衡

(CKPT存间隔 + 故障恢复时间 (MTTR))

Availability = 1- 平均故障间隔时间 (MTBF)



集群可用度 (Availability)

提升 MTBF

缩短 MTTR

缩短 CKPT 保存间隔

集群有效算力 = ( 集群算力规模 X 集群算力利用率 X 集群可用度 )

( 训练集群基础设施视角 )

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |



图 4-5 集群有效算力

如何构建超大规模算力集群、提升算力利用率和集群可用度，是当前业界关注的热点，需要采用如下关键技术：

|  |  |
| --- | --- |
| 关键技术 **1** | 基于超节点及超大规模组网架构，提升集群算力规模 |

业界主要从 Scale up 和 Scale out 两个维度来实现算力规模的提升。

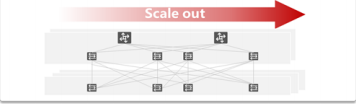
在 Scale up 方面，主要采用超节点 技术来提升单位算力。超节点技术采 用创新性的对等互联计算架构，通过 高速互联总线将数百颗 AI 芯片进行互 联，打破传统计算节点的边界，提供 远超当前单节点 8 颗或 16 颗 AI 芯片 的算力规格。这种方式能够显著提升 单个计算节点的算力密度和性能。

Scale up:

通过高速总线提升超节点规格，提升单位算力

Scale out:

通过高速网络做大集群组网规模，提升规模算力



在 Scale out 方面，主要是通过超高 速、超大规模的组网架构来提升整体 算力规模。这主要包括两个方面：一 是超高速网络技术，通过提供更高的

带宽，减少网络延迟，确保大规模集



图 4-6 超大规模组网创新方向



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 61 l

|  |  |
| --- | --- |
| 群中的数据传输更加高效。二是超大规模组网架构技 术，如华为星河 AI 网络采用两层框盒及三层盒盒的 确定性组网架构，确保了大规模集群中的数据传输稳 定性和可靠性，能够实现十万卡以上的超高速网络互 联。 | 通过 Scale up 和 Scale out 的结合，不仅可以显著 提升单个计算节点的算力密度，还能在大规模集群中 实现高效的网络互联，从而整体提升集群的算力规模。 |

|  |  |
| --- | --- |
| 关键技术 **2** | 基于单机效率优化和集群并行优化，提升集群算力利用率 |

集群算力利用率 MFU = 单机计算效率 × 集群线性度

提升集群算力利用率主要有两大技术手段：一是单机效率优化，二是集群线性度提升。

1、单机效率优化 

单机效率优化的主要思路是软硬件协同优化。具体措 施包括：

 小算子融合为大算子：采用 FlashAttention 等技术将多个小算子融合为大算子，减少调度 次数和 HBM 的读写开销，从而提高计算效率。

 硬件亲和的算子优化：通过优化算子与硬件 的适配性，减少不必要的调度开销和 HBM（高 带宽内存）读写次数，从而提升计算效率。例如， 华为通过算法优化和算子融合，充分发挥昇腾 硬件的优势，提升了计算性能。

2、集群线性度提升 

集群线性度提升的主要思路是算力、网络和存储的协 同优化。具体技术手段包括：

 FSPF 架构亲和并行策略：在智算集群内部， 卡间、节点间、超节点间的互联带宽具备逐层 收敛的特征。FSPF（Full-stack Parallelism -friendly） 全 栈 协 同 技 术 将 TP（Tensor Parallelism）/EP（Expert Parallelism） 高 频、大通信量的并行计算与逐层收敛的特征相 匹配，有效隐藏或减少通信，提升计算占比。

 高速总线技术：利用高速总线技术减少通信 时长。高速总线采用全电互联架构，支持超大 互联带宽和超高联算比，有效减少通信时长， 提升计算占比。

 算网协同 NSLB 技术： NSLB（Network -Side Load Balancing） 技术支持计算和网 络交互训练任务信息，网络路由亲和训练负载， 网络吞吐率达到 95% 以上，有效减少通信时 长，提升计算占比。



 62  AI DC 白皮书

通过这些技术手段，不仅可以显著提升单个计算节点的效率，还能在大规模集群中实现高效的线性扩展，从而 整体提升集群的算力利用率。

|  |  |
| --- | --- |
| 关键技术 **3** | 基于算存协同 CKPT 加速和故障快速恢复，提升集群可用度 |

|  |  |
| --- | --- |
| 集群可用度 = 1- | ( 备份间CKPT + 故障恢复时间 MTTR )  平均无故障时间 MTBF |

集群可用度是影响集群有效算力的关键因素。提升集群可用度可以从三大方面入手：延长平均无故障时间 （MTBF）、缩短故障恢复时间（MTTR）， 以及缩短 CKPT（Checkpoint）备份间隔时间。以下是具体的措施：

1、系统级高可用架构设计，延长平均无故障时间（MTBF） 

 冗余设计：在硬件层面增加冗余组件，如冗 余电源、冗余网络连接和冗余存储系统，确保 单点故障不会导致整个系统的不可用

 训前压测检查：在训练前进行全面的压测检 查，确保系统在高负载下仍然稳定运行

 故障智能预测：采用智能预测技术，针对常 见的高故障率部件（如光模块、NPU/GPU、 主板、内存等）进行监控和预警。例如，华为 自研了光模块通道抗损技术，实现训中不断训， 可靠性提升 10 倍；针对 NPU 故障，采用了创 新的散热技术和风扇调速优化，使得 NPU 工 作温度下降 7 度，失效率降低 30%。

2、算网存协同，缩短故障恢复时间（MTTR） 

|  |  |
| --- | --- |
| 故障感知：通过智能监控系统快速检测到故 障发生，并自动报警。  任务调度：采用智能任务调度算法，确保在 故障发生时能够快速切换到备用资源。  CKPT 加速： 通过优化 CKPT 保存和恢复 流程，减少备份和恢复时间。 | 计算加速：采用高效的计算加速技术，减少 计算任务的执行时间。  集合通信加速：优化集合通信机制，减少通 信延迟  例如，华为通过算网存协同优化技术，实现了从故障 感知、任务调度、CKPT 加速、计算加速到集合通信 加速的全流程加速，显著缩短了 MTTR 时间。 |



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 63 l









 64 



3、算存协同，加速 CKPT，缩短备份间隔时间 

|  |  |
| --- | --- |
| 异步 CKPT 保存： 采用异步 CKPT 保存 技术，确保在不影响计算任务的情况下进行 备份。  本地缓存加载 CKPT：利用本地缓存技术， 快速加载 CKPT，减少恢复时间。 | 例 如， 华 为 研 发 了 本 地 缓 存 + NDS（Near Data Storage）存储直通计算内存方案，显著提升了 CKPT 的读写速率，从而缩短了备份间隔时间。  通过上述措施，不仅可以延长集群的平均无故障时间 （MTBF），缩短故障恢复时间（MTTR），还能加 速 CKPT 备份过程，从而整体提升集群的可用度。 这些方法不仅提高了集群的可靠性，还为超大型 AI DC 的高效运行提供了坚实的技术保障。 |



场景二

海量用户的分布式推理

无论是日均调用数万次以上的典型模型，还是能力持续发展的超大模型（超大参数、超长序列、多模态），在 实现高效推理方面都面临较大的挑战，需要采用如下关键技术：

|  |  |
| --- | --- |
| 关键技术 **1** | 以 KV Cache 为中心的 P/D 分离技术，提升海量用户的推理效率 |

|  |  |
| --- | --- |
| 海量用户推理面临的挑战是如何在保障用户体验（首 Token 时延小于 1 秒）的前提下，低成本地满足亿 级日访问量的服务质量（后续 Token 时延小于 50 毫秒）。当前，许多针对大模型推理的优化技术难以 同时达到这两个目标。为此，业界普遍采用的一种方 法是将预填充（Prefill）阶段与解码（Decoding） 阶段分离，这里所说的 Prefill 阶段，是指处理用户输 入的提示（Prompt） ，生成初始的键值对缓存 KV | Cache（Key-Value Cache）的阶段，它为后续的 Decoding 阶段提供必要的上下文信息。Decoding 阶段根据 Prefill 阶段生成的初始输出 Token 和 KV 缓存，逐步生成完整的输出文本。通过 Prefill 和 Decoding 各自优化并在两者之间通过高性能网络 同步 KV Cache，重用计算结果，以此在保障首 Token 时延的同时，实现推理吞吐率提升 2 到 5 倍。 |



AI DC 白皮书

P/D 分离推理架构包括以下几个组成部分：任务调度、多个预填充实例、多个解码实例以及高性能网络。该架 构的成功实施依赖于三个关键技术要素：

|  |  |
| --- | --- |
| **01**  高算力预填充实例：Prefill  阶段是一个计算密集型任  务，因此需要采用高算力  的 NPU/GPU 卡。  **02**  大内存解码实例：Decoding  阶段则是一个内存密集型任  务，需要较大的内存容量和  高内存带宽。 | **03**  高性能 RoCE 网络：预填充实例与解码实  例之间需要通过高速网络同步 KV Cache 数  据。每个 NPU 必须配备不小于 200Gbps  的 RoCE（RDMA over Converged  Ethernet）接口，以确保数据传输的低延迟  和高带宽。此外，RoCE 网络采用 1:1 无阻  塞的 CLOS 组网设计，以保证网络的高效  性和可靠性。 |

通过这种 P/D 分离架构，不仅可以有效提升推理服务的质量，还能在大规模并发请求的情况下，维持良好的用 户体验，从而实现高效且经济的海量用户推理服务。

|  |  |
| --- | --- |
| 推理请求 | 任务调度 |
| NPU  NPU  NPU  NPU  NPU  NPU  解码实例  返回  Decoding  调度  …  Kv cache  FUII-Mesh  预填充实例  Prefill  …  Kv cache  FUII-Mesh  缓存同步  高性能ROcE 网络 | |



图 4-7 KV Cache 为中心的 P/D 分离技术

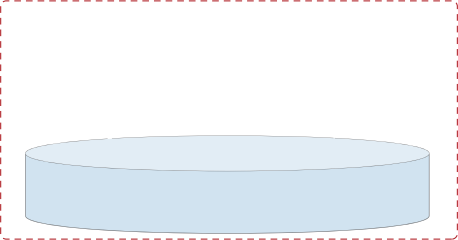
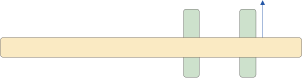
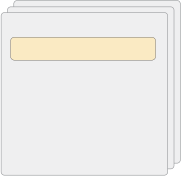


一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 65 l



|  |  |
| --- | --- |
| 关键技术 **2** | KV Cache 多级缓存，提升超长序列模型的推理效率 |

|  |  |
| --- | --- |
| 长序列模型因其能够处理更复杂的查询和更长的文 档，展现出更强的理解能力，甚至可以处理数小时的 音视频输入，因而备受关注。目前，业界主流模型纷 纷支持更长的文本输入窗口，例如支持 32K 序列长 度的模型已经进入商业化应用阶段。  随着序列长度的增加，大模型推理过程中 KV Cache 的大小也随之增加，这不仅延长了推理时间，还大 幅增加了推理所需的内存空间。例如，一个典型的 70B 参数模型，处理 1M 长文本需要高达 800GB 的 内存来缓存 KV Cache。而对于一个典型的 6B 参 数模型，处理 256K 序列长度时，单路并发就需要 | 100GB 的内存缓存 KV Cache， 如果是 8 路并发， 则需要 700GB 的内存缓存。  为了解决这 一 问题，引入分级缓存管理能力成为 一 种 有 效 的 解 决 方 案。 在 传 统 的 HBM（High Bandwidth Memory）作为一级 KV Cache 的基础 上，可以将主机的 DRAM 作为二级 KV Cache， 甚 至引入高性能的专业存储设备作为三级 KV Cache。 通过这样的多级缓存管理机制，可以实现“以存代算”， 即通过高效的缓存策略来减少计算负担，从而有效降 低推理时延和推理成本。这种方法不仅提升了模型处 理长序列的能力，还为实现大规模应用提供了可行的 技术路径。 |





任务调度

高性能ROcE 网络

FUII-Mesh

NPU

NPU

NPU

NPU

NPU

L2 DRAM层 Kv cache (短记忆)

L3 SSD层 Kv cache(长记忆)

FUII-Mesh

预填充实例

Prefill

|  |
| --- |
|  |

|  |
| --- |
|  |

U

L1 HBM层 Kv cache (高性能)

…

…

分级 缓存 管理

|  |
| --- |
| 高性能文件系统 |

|  |
| --- |
| 内存型存储系统 |

|  |
| --- |
| DDR |

|  |
| --- |
| SSD |

推理请求



解码实例

返回

Decoding

调度



图 4-8 KV Cache 多级缓存技术



 66  AI DC 白皮书

|  |  |
| --- | --- |
| 关键技术 **3** | 多机并行推理，提升超大参数和多模态大模型的推理效率 |

|  |  |
| --- | --- |
| 模型参数的数量直接影响推理计算量和内存占用，超 大参数模型因此面临推理效率低下和内存占用过高的 问题。与此同时，多模态模型由于其输入序列长度可 扩展到百万级别，使得 Attention 机制下的长序列计 算成为内存管理和计算效率的重大挑战。目前，主流 的多模态模型采用了解码器 -Transformer（DiT） 架构，这种架构需要多次迭代才能生成最终结果，导 致了较高的资源消耗和较长的推理时间。 | 为了有效解决上述问题，针对超大参数模型和多模态 大模型，有必要采用多机并行推理架构来提升推理效 率并减少推理延迟。在推理架构的设计层面，每个计 算节点内部的 NPU 应当使用全互联架构来保证高速 数据交换；而在节点之间，则通过高性能的 RoCE 网络连接各个 NPU，以此增强系统整体的通信效率。  此外，还需要采取一系列优化措施来进一步改善推理 效率： |





 应用负载感知的 MoE（Mixture of Experts） 动态调度 算法，确保专家模 块之间的负载均衡



 整合通信计算融 合技术，以减少通 信时间在整个推理 过程中的占比



 实施自动混合并 行算法，以减少跨 节点间的数据传输 开销

通过这些优化手段，可有效地缓解由模型参数量庞大和多模态特性所带来的计算和内存压力，从而提高推理性能。







一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 67 l





规划建设方向二：极致能效

如何打造高效率、高密度、高弹性、高可靠的能源基础设施，实现极致能效，满足 AI DC 可持续发展要求，业 界主要有如下几个关键技术方向：

|  |  |
| --- | --- |
| 关键技术方向 **1** | 弹性的能源基础设施模块 |

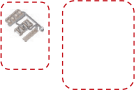
|  |  |
| --- | --- |
| 弹性能源基础设施模块需支持多代算力及多元化算力 混合部署，适应未来业务发展的不确定性。通过模块 化和标准化的设计，实现能源基础设施模块的流水线 式快速交付。具体来说，将数据中心划分为若干标准 | 化的能源基础设施模块，预先规划好空间布局，以便 容纳不同冷却技术（如风冷或液冷） 、不同功率密度 的算力设备。 |

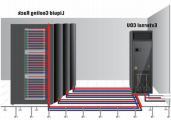
|  |  |
| --- | --- |
| 关键技术方向 **2** | 极致的供配电效率 |

|  |  |
| --- | --- |
| 通过软硬协同创新可以提升供配电能效、密度和可 靠性。 当前业界先进的数据中心，采用了 0ms 切换 的智能 ECO 工作模式，可以将供配电效率提升到 97.8%， 以 10 万卡 100MW 数据中心为例，年供配 电损耗从 4800 万度降低到 1800 万度；此外，设备 | 厂商通过电力模块替代变压器、低压配电、UPS、 输出配电等多个独立的产品，再配合锂电池，供配电 密度可提升 1 倍；最后，通过配电连接点、电容等故 障的预测性维护，可以大幅提升供配电的可靠性。 |

|  |  |
| --- | --- |
| 关键技术方向 **3** | 极致的散热效率 |

|  |  |
| --- | --- |
| 随着算力功耗攀升，液冷成为必选项，但在实际选择 液冷时，用户普遍存在可靠性和运维复杂的担忧，因 为液冷更贴近服务器，漏液、中断对 IT 设备可靠运 行影响更大，同时液冷新技术、新材料、新设备等需 要新的运维技能。  为了应对这些挑战，液冷需要从芯片、服务器、机柜 到冷源的全面创新。以华为天成液冷系统为例，芯片    68  AI DC 白皮书 | 采用微铲齿冷板散热，热流密度可达 180W/cm2 ， 满足 1000W 以上芯片散热需求；服务器采用冷、电、 网络盲插设计，实现部署和维护极简，无滴漏快接头， 结合漏液在线监测、漏液隔离等提升可靠性；冷源系 统支持液冷和风冷共用，通过间接蒸发冷却 AHU（Air Handing Unit）的升级，可以提供 18~35℃常温水 直供液冷服务器，风液一体化冷源设计可减少冷源投 资、降低维护难度，并支持 PUE 低至 1.10。 |





液冷柜

液冷分配



液冷芯片 液冷节点

冷源系统





泵系统

盲插头

机柜 液冷冷源



图 4-9 液冷散热系统

|  |  |
| --- | --- |
| 关键技术方向 **4** | 联动调优降能耗 |

|  |  |
| --- | --- |
| 通过 AI 联动调优降低能耗，提升系统可靠性。AI 联 动调优大脑采集到环境、制冷设备、供电设备、IT 设备、 训推任务等参数，通过能耗优化模型、器件故障预警 模型等实时预测最佳工作参数，并下发调优策略，实 | 时调整冷却塔、水泵、CDU 的输出状态，IT 设备的 电源工作模式等参数，实现 DC 综合能耗的下降。例 如，在华为云数据中心实践中，基于云服务感知 AI 能效调优，精度达 99.5%，DC 能耗下降 8~15%。 |

超大型 AI DC 综合评价指标体系表

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 一级指标 | 二级指标 | 三级指标 | 指标描述 |
| 训练 算效 | 算力规模 | 算力规模 | 单节点算力 × 节点数，单位 PFLOPS(FP16) |
| 算力利用率 | 算力利用率 | 模型的实际计算需求与其理论最大计算能力之间的比率，单位 % |
| 可用度 | 故障恢复时间 | 训练任务由故障状态转为工作状态时的修复时间，单位分钟 |
| 平均无故障运行时间 MTBF | 相邻两次故障之间的平均工作时间，也称为平均故障间隔，单位天 |
| 推理 算效 | 时延 | 首 Token 时延（TTFT） | 从模型开始处理输入到产生第一个输出令牌（Token）所需的时间， 单位是 ms 或 s |
| Token 间隔时延（TBT） | 指生成连续输出令牌之间的平均时间间隔，单位是 ms 或 s |
| 精度 | 精度 | 模型在执行推理任务时正确回答的比例，单位是 % |
| 吞吐 | 吞吐 | 系统在单位时间内能够处理的请求数量或者能够生成的结果数量， 单位是 Tokens/s |
| 能效 | 能源效率 | PUE | 数据中心的总电量 ÷IT 设备用电量，无量纲 |



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 69 l







科大讯飞打造极致算效的

**01** 

超大规模 AI 算力集群

为加速发展讯飞星火大模型，科大讯飞于 2023 年 10 月建设完成超大规模 AI 算力平台“飞 星一号”。

|  |  |
| --- | --- |
| 挑战  超大规模集群组网  超大规模集群如何进行高效组网、软硬调优，以支撑 万亿参数大模型训练。  高效训练  算力成本高昂，可获得性难，如何提升算效是关键挑 战之一。  长稳训练  集群包含数千的计算、存储、网络等设备、数万光模 块和光纤、百万级器件，故障定位难。  成效  “飞星一号”投产后成功保障了讯飞星火大模型迭代 训练。目前，大模型已赋能金融、能源、汽车等行业 的智能化升级。      70 AI DC 白皮书 | 创新  超大规模无损组网  基于 RoCE 开放协议，实现超大规模集群无收敛、无 损的高速组网，满足数据并行、流水并行等通信需求。  动态 NSLB 负载均衡提升训练效率  通过网络控制器获取计算任务和通信域信息，主动规 划通信路径，网络带宽利用率提升到 95%。  算存协同加速 CKPT  集群提供 TB 级大带宽，缩短 CKPT 读写耗时，断 点续训恢复时长从 15min 缩短到 1min，速度提升 15 倍。  跨域统一运维  大模型训练过程中面临光模块故障、流量抖动等多种 问题，平台通过捕获故障码和定义自动故障处理流程， 实现 80 多种常见故障的自愈时间在 10 分钟以内。  极致性能优化  完成基于昇腾的大模型训练全栈工具链，及高性能算 子库研发和性能调优 ; 依托讯飞自研大模型并行训练 框架，当前基于昇腾算力的大模型训练性能处于国内 领先水平。 |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **02** | 建设实践 | 中国电信临港智算中心通过 " 两弹一优 " 打造极致能效的 AI DC |

中国电信持续加强算力基础设施建设，通过 " 两弹一优 "，构建单体万卡的液冷智算数据中心。

|  |  |
| --- | --- |
| 挑战 | 成效 |

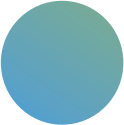
实 现 PUE ＜ 1.25， 部 分 区 域 PUE 最 低 至 1.08， 相比同区域其他智算数据中心节能 15% 以上，每 PFLOPS 算力能耗小于 1.5 千瓦。

作为承载超大规模算力集群的示范基地，如何满足 为入驻用户提供高算效和高能效的绿色算力。

创新

弹性架构

通过 " 两弹一优 "，即弹性供电、弹性供冷与优化 气流组织。其中，弹性供电是通过电缆隧道、大小 母线等技术实现跨机楼、跨楼层、跨机房的电力按 需敏捷调度；弹性供冷是通过水、风、液三种冷源 统筹规划，满足不同发热量的机架供冷需求；优化 气流组织则是利用 AI 优化机房的气流管理，让数 据中心的冷空气运用得恰到好处。

高能效

采用了冷板式液冷 + 高效模块化 UPS 提升能效。 冷板式液冷由冷却塔、水泵、CDU、液冷柜等组成， 冷却塔提供的一次水直接进入 CDU，通过 CDU 的换热，输出中高温的二次水溶液直接进入服务器， 去冷水机组的设计实现了 100% 自然冷却。高效模 块化 UPS 支持智能 ECO 模式，效率高达 99%， 此外，在低负载时可通过模块休眠进一步降低配电 损耗。



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 71 l



 大型 AI DC

大型 AI DC 承载了企业智能化转型过程中的核心业务和资产，因此，如何科学合理地规划和建设 AI DC 变得至 关重要。本节重点描述大型 AI DC 建设过程中面临的关键需求与挑战，并总结大型 AI DC 的关键特征，同时， 基于这些特征，提出五大方向性的建议。

关键建设需求

企业主要面临八大方面的关键需求及挑战。

|  |  |
| --- | --- |
| 建好 | 1. 架构规划: 面对大模型快速发展和新智算技术体系,如何规划可演进的架构?  2. 机房准备: 沿用通算数据中心机房标准,不足以支撑Al DC 的能效要求  3. 智算打造:如何打造高性能、高可靠的智算平台,支撑高效训练和推理?  4. 算力高效利用:Al算力资源稀缺,如何提升Al算力资源利用率?  5. 模型高效开发: 如何提升Al开发效率,加速行业/场景模型能力迭代  6. 模型管理编排:模型版本多迭代快,避免应用受影响,大小模型如何管理、 自动编排?  7. 运维管理:Al DC 规模大、故障率高、 中断损失大, 如何提升管理效率?  8. 安全防护:如何应对大模型内容生产过程“黑盒”和提示注入、信息泄露等新风险? |
| 用好  管好 |



图 4-10 企业自建大型 AI DC 面临的 8 大关键需求和挑战









72 AI DC 白皮书



 未来可演进的 AI DC 架构规划： 面对 AI 技术的快速发展和新的智算技术体系，如何 规划一个面向未来的可演进 AI DC 架构，避 免建成即落后的情况，从而防止大量的人力、 物力和资金浪费。

 智算基础设施打造：如何确保建成后的算 力基础设施能够支撑高效、稳定的训练和微 调，并满足 AI 推理的“LACE”体验要求。

 算力资源的充分利用：如何充分利用“稀缺” 的 AI 算力资源，尽量避免算力闲置，实现训 推任务的灵活调度（时分复用）及一卡多分（空 分复用），提高资源利用率。

 提升 AI 开发效率：如何提升 AI 开发效率， 保障企业大规模 AI 模型和应用的快速迭代， 以满足业务的快速发展需求。



 AI DC 能源基础设施准备：AI DC 在供电、 散热、承重和布线等方面的要求远高于传统 数据中心。如何结合未来算力基础设施的发 展趋势，提前对 AI DC 的能源基础设施进行 前瞻性的规划和准备，以确保能源基础设施 能够满足未来的需求。

 模型迭代与应用兼容：大模型正处于快速 发展阶段，其迭代速度远超 AI 业务应用。 如何避免模型的更换对上层应用造成影响， 同时现网小模型是否需要迁移到新的智算基 础设施上，以及如何更好地结合大小模型的 优势，发挥组合效应。

 降低运维难度： 面对 AI DC 普遍存在的 故障概率高、中断损失大等问题，如何降低 运维难度，提升运维效率。

 应对新安全风险： 如何应对生成式 AI 带 来的新安全风险，如大模型输出内容的不确 定性、提示词注入攻击等，确保数据和系统 的安全性。



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 73 l

为有效应对这些关键需求及挑战，大型 AI DC 需要 具备融合与高效的特点。其中，“融合”具体体现在 以下 4 个方面：

 训推融合：大型 AI DC 不仅承载模型训练业 务，同时也承载 AI 推理业务。通过在同一平台 上同时支持训练和推理，可以实现资源共享， 简化管理流程，并提高整体效率。

 通智融合： 大型 AI DC 不仅包含智算，还包 括通算。通算业务和智算业务的混合部署成为 AI DC 的常态。

 风液融合： 由于大型 AI DC 中既有智算也有 通算，不同类别的算力所需的散热模式也不同。 对于低密度的通算、网络和存储设备，通常采 用风冷散热；而对于高密度的智算，液冷散热 逐渐成为刚需。面向未来，风冷和液冷在 AI DC 内共存将成为必然趋势。



 多模融合：在实际的企业应用中，往往需要 多个模型共同支撑一个完整的 AI 应用。例如， 在眼科辅助诊疗助手应用中，首先是调用一个 语言大模型用于与用户进行对话交互，同时调 用另一个语言大模型来理解用户问题并负责诊 断流程的编排规划。基于该规划，再调用若干 计算机视觉（CV）模型进行眼疾图像筛查。通 过多个模型的共同配合，最终输出诊断报告。 因此，大型 AI DC 往往会部署 NLP（自然语言 处理）、CV（计算机视觉）等主流类别的模型， 也可能部署多模态、预测等其他类别的模型，既 有大模型也有小模型，实现多模态的混合部署。

某医院眼科辅助诊疗助手

|  |
| --- |
| 规划 LLM |





CV 小模型

图 4-11 多模融合实现辅助诊疗助手

|  |
| --- |
| 交互 LLM |

4

3

2

1

…

…

“高效”主要体现在五大方面，即架构高效、开发高效、算力高效、能源高效及管理高效。这也是领先的大型 AI DC 规划建设的五大方向。

|  |
| --- |
| 二次训练 模型微调 多模推理 Al应用 … |
| 能源高效  开发高效  管理高效  架构高效  训推协同 —卡多分  风液混合 高效供电  统— 平台 M LOPS开发  算力和模型解耦  智简运维 多级防护  模型和应用解耦  算力高效 |



图 4-12 领先的大型 AI DC，五大规划建设方向



 74  AI DC 白皮书

规划建设方向一：架构高效

对于大型企业的 AI DC 来说，大规模多样化的算力资源和模型是两大关键资源。一个 AI DC 架构是否高效，主 要体现在算力管理和模型管理是否高效上。以下是具体的需求及解决方案：

算力管理高效

|  |  |
| --- | --- |
| 当前，对于企业智算基础设施的管理者而言，面临的 重大挑战之一是如何高效地管理和调度 AI 算力资源。 在大型 AI DC 中，通常包含多个 AI 算力资源池，例 如训练资源池、推理资源池以及训推弹性资源池等。 为了满足业务需求并提升资源利用率，需要将训练和 推理任务在这些资源池之间灵活调度切换。  此外，一些大型企业可能不仅拥有一个 AI DC，而 是有多个分布于不同地理位置的 AI DC。这就需要 具备跨 DC 的算力调度能力。更为复杂的是，在遇 到突发业务需求时，企业自建的 AI DC 算力资源可 具体而言，这种架构需要具备以下特点：  统一管理：通过统一的管理平台，实现对 本地、多个数据中心以及公有云中的算力资 源集中管理，形成逻辑上统一的资源池。  灵活调度：根据业务需求，灵活地在不同 资源池之间调度算力资源，支持训练和推理 任务的动态切换。  标准化接口：提供标准化的 API 接口，使 得上层模型及应用能够无缝对接底层算力资 源，简化开发和运维工作。 | 能不足以应对，还需要租用公有云或行业云的算力资 源。在这种情况下，需要具备跨本地与公有云的算力 调度能力。  为了解决这些问题，需要构建一个高效的算力管理调 度架构，实现模型和算力的解耦。通过统一的算力资 源管理和调度平台，为上层模型的训练和推理任务提 供标准化的算力服务封装 API 接口，屏蔽底层多池、 多中心、多云的算力复杂性，形成逻辑上统一的 AI 算力资源池。这样可以确保 AI 算力资源集中可视、 可管、可控，从而提升资源利用率。  跨域调度： 支持跨数据中心以及跨云的算 力调度，确保在突发业务需求时能够快速扩 展算力资源。  资源可视化：提供资源监控和可视化工具， 使得算力资源的状态一目了然，便于管理和 优化。  通过这样的架构设计，企业不仅能够提高算力资源的 利用率，还能在复杂多变的业务环境中保持敏捷性和 灵活性，从而更好地应对未来的挑战。 |



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 75 l



模型管理高效

在企业应用大模型的过程中，另一个重要的挑战是大 模型本身的不确定性。在当前“百模大战”的竞争环 境下，市场上大模型的更新换代速度非常快，这为企 业带来了机遇，但也带来了挑战。一方面，可用的大 模型能力越来越强；另一方面，如何确保上层应用不 受频繁更迭的大模型的影响，成为了一个亟待解决的 问题。

具体而言，这种架构需要具备以下特点：

 模型编排：通过模型管理和编排模块，将 模型与应用分离，使得模型的变化不会直接 影响到上层应用。这样即便底层模型更新换 代，上层应用依然可以稳定运行。

 模型版本管理：实现模型的版本管理功能， 确保不同版本的模型能够共存，并且可以根 据需求灵活切换使用。这样可以更好地管理 和利用不同版本的模型。

 监控与反馈：提供模型运行状态的监控和 反馈机制，确保模型在实际应用中的性能和 效果能够被实时监控，并根据反馈进行优化 调整。



 76  AI DC 白皮书

这就需要一个高效的架构，实现模型和应用的解耦。 通过统一的模型管理和编排模块，提供标准化的模型 能力封装 API 接口，屏蔽模型更迭或替换对应用带 来的影响。这样可以确保上层应用的稳定性和可靠性， 同时还能充分利用最新的模型能力。

 标准化接口：提供标准化的 API 接口，使 得上层应用能够无缝对接底层模型，简化开 发和运维工作。无论底层模型如何变化，上 层应用只需调用统一的 API 接口即可。

 自动化部署：支持模型的自动化部署，简 化新模型的上线流程，确保新模型能够快速、 安全地部署到生产环境中。

通过这样的架构设计，企业不仅能够提高模型应用的 稳定性和可靠性，还能在快速变化的市场环境中充分 利用最新的模型能力，从而保持竞争优势。这种架构 不仅提升了企业的灵活性，还增强了系统的整体稳定 性和可扩展性。

通过以上两个方面的高效管理，企业不仅能够提升算 力资源的利用率，还能确保模型应用的稳定性和灵活 性，从而在激烈的市场竞争中保持领先地位。

|  |  |
| --- | --- |
| 应用层 | 场景应用1 场景应用2 场景应用3 … 场景应用m |
| 模型能力封装API,屏蔽模型更迭对应用的影响 | |
| 模型服务层 | 统一的模型管理及编排  模型1  模型2  模型n  … |
| 算力服务封装API,屏蔽算力软硬件复杂性  统一的算力资源管理及调度     |  | | --- | | Al算力资源  (公有云、租用) |  |  | | --- | | Al算力资源  (企业自建AI DC)    算力池A 算力池B |  |  | | --- | | Al算力资源  (行业云,租用) |   算力服务层 | |



图 4-13 分层解耦的技术架构，实现算力 & 模型管理高效



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 77 l

规划建设方向二：开发高效

为了应对企业在 AI 开发过程中普遍存在的开发效率低、成本高、模型一致性低、可靠性差以及模型部署时间长 等问题，需要构建一个高效的 AI 开发平台，以提升开发效率并降低开发成本。该平台的核心能力包括以下三个 方面：



在 AI 开发过程中，用户通常使用 PC 机上的集成开发环境（IDE）完成代 码编写。然而，在模型训练阶段，尤其是在开发大模型时，本地算力有限， 必须依赖服务器端的 NPU/GPU 资源。此时，用户需要将代码上传到服务器， 并准备复杂的训练环境，这一过程往往需要使用多种工具并跳转多个界面。 因此，AI 开发平台需要提供远程训练 IDE 插件，允许用户在本地 IDE 中启 动模型训练任务并监控训练过程。用户安装并配置插件后，无需离开 IDE 环境，即可通过插件上传代码并完成模型训练工作，从而简化操作流程，提 高开发效率。

提供集成开发环 境，支持本地开

发、远程训练



AI 开发工作流（MLOps）是一种旨在简化 AI 模型开发过程的自动化工具。 虽然已有的 AI 代码是开发团队的宝贵资产，但如何有效地复用这些资产一 直是一个挑战。AI 开发门槛较高，一般 IT 工程师难以独立完成模型开发任务。

AI 开发工作流（Workflow）解决了这一难题，通过将特定业务场景下的 AI 应用的训练和部署过程固化下来。当需要复用时，无论是应用于类似场景还 是更新模型数据，工作流提供了一个向导式的界面来串联模型开发和部署的 全过程，包括模型、代码、参数等内容。这样一来，即使是普通的 IT 工程 师也能在向导的帮助下完成从模型训练到部署的整个流程。

支持向导式 AI 开发工作流

(MLOps)

数据、模型和场景化的工作流都是企业的宝贵 AI 资产。通过不断积累和复 用这些 AI 资产，开发部门可以构建核心竞争力，并提高 AI 应用的开发效率。 AI 资产中心能够高效管理数据、模型、镜像和工作流四类资产。用户可以 在 AI 资产中心搜索所需资产，并通过图文并茂的描述了解资产详情。此外， 用户还可以一键将资产引入 AI 开发平台进行复用，无需担心资产管理的繁 琐或丢失问题，也不必每次都花费大量时间去寻找和导入模型。更重要的是， AI 资产中心促进了团队内部资产的共享与复用，一键引入功能进一步节省 了手动导入和配置的时间，从而显著提升团队的开发效率。

构建 AI 资产中 心，提供高效的

AI 资产管理



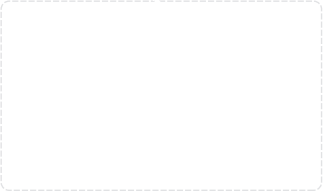
 78  AI DC 白皮书

规划建设方向三：算力高效

当前，面对“稀缺”的 AI 算力资源，企业希望尽可能地压榨出“每一滴”算力，发挥出算力的最大价值。要想 提升算力资源的利用率，主要可以通过以下两种手段：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 动态灵活的  算力调度  （时分复用）      算力切分  一卡多用 （空分复用） | 在企业实际的 AI 应用中，行业模型的二次训练通常每隔几个月进行一次， 每次训练周期约为一个月。这导致训练算力在大部分时间内处于闲置状态。 而对于推理算力，其资源需求与业务数量和用户访问量密切相关，具有较大 的波动性，例如白天需求较多、晚上较少，工作日需求多、周末需求少。  因此，企业迫切需要一个能够支持训练和推理任务灵活切换的 AI 算力平台。 例如，在工作日期间主要用于推理任务，而在周末则可以切换到模型微调； 或者在训练算力闲置时，可以切换到推理任务。这种算力的时分复用能够实 现资源的高效利用。  在企业实际 AI 建设过程中，既有大规模语言模型（LLM） ，也有计算机视 觉（CV）等小模型。对于 CV 小模型场景，单个模型对于算力和内存资源 的需求较小，通常用不到一整张智算卡的全部资源。  因此，需要通过算力切分实现一张智算卡上的多任务并行运行，即算力的空 分复用，从而实现资源的高效利用。 |  |

AI资源调度 Al平台



训推资源池(大训小推)

训推加速引擎

|  |  |
| --- | --- |
| 训练节点   |  | | --- | | 二次训练 | |

推理 n

|  |  |
| --- | --- |
| 推理节点  推理 1 … |  |

一 **%**切分NPU 二  **%**切分NPU

|  |
| --- |
| NPU |

…

**%**切分NPU   **%**切分NPU



训练/推理任务调度

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 训推资源池 (大推小训)  推理节点   |  | | --- | | 推理 |  |  | | --- | | NPU |  |  | | --- | | NPU |   …   |  | | --- | | 训推加速引擎 |   训练节点  微调 |



图 4-14 算力时分 / 空分复用示意图



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 79 l

|  |  |
| --- | --- |
| 通过实现算力的时分复用和空分复用，企业不仅能够 有效提升算力资源的利用率，还能在不同的业务高峰 期灵活调配资源，确保关键任务的顺利进行。这种高 | 效的算力管理策略不仅有助于降低运营成本，还能提 升企业的整体竞争力。 |

规划建设方向四：能源高效

能源基础设施的高效，核心是满足智算液冷与通算风冷混合部署需求，当前主要面临如下挑战：

 挑战 2：高低密混合部 署，智算每柜高达数十到上 百 kW，通算通常每柜小于 10kW，供电、制冷如何适 配多功率密度需求。

 挑战 3：如何适配复杂的 机房条件，新建场景如何分 区规划，改造场景如何与现 有系统保持统一接口，同时 不影响现有业务运行。

 挑战 1：风液按需动态配 比，智算与通算业务均需支 持独立扩展，需要风液适配 通算智算的不确定性业务。

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 风冷区(通算业务)   |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | | 风冷 | 风冷 | 风冷 | 空 调 | 风冷 | 风冷 |  |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | | 风冷 | 空 调 | 风冷 | 风冷 | 风冷 | 空 调 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | | 风冷 | | | | | | | | | | | | | | 风冷 | 风冷 | 空 调 | 风冷 | 风冷 | 风冷 | 空 调 | 风冷 | 风冷 | 风冷 | 空 调 | 风冷 | 风冷 |  |  | | --- | | 风冷 | | 风液混合区 (通智混合业务)     |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | | 液冷 | 液冷 | 空 调 | 液冷 | 液冷 |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | | 液冷 | 空 调 | 风冷 | 风冷 |  |  | | --- | | 风液比2:8 |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | | 液 | 液 空 | 液 | 液 | | 冷 | 冷 调 | 冷 | 冷 |  |  | | --- | |  |  |  | | --- | |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | | 液冷 | 空 调 | 风冷 | 风冷 |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | | 液冷 | 液冷 | 空 调 | 液冷 |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | | 液冷 | 液冷 | 空 调 | 液冷 | |
| |  | | --- | | 风冷 |  |  | | --- | | 空 调 |  |  | | --- | | 风冷 |  |  | | --- | | 风冷 |  |  | | --- | | 空 调 |  |  | | --- | | 风冷 |  |  | | --- | | 风冷 |  |  | | --- | | 风冷 |  |  |  | | --- | --- | | |  | | --- | | 风冷 | |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | | 风冷 | 风冷 | 空 调 | 风冷 |  |  | | --- | | 空 调 |  |  | | --- | | 风冷 |  |  | | --- | | 风冷 |  |  | | --- | | 风冷 |  |  | | --- | | 空 调 |  |  | | --- | | 风冷 |  |  | | --- | | 风冷 |  |  |  | | --- | --- | | |  | | --- | | 风冷 | |  |  | | --- | | 风冷 |  |  | | --- | | 风冷 |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | | 风冷 | 风冷 | 空 调 | 风冷 | | |  | | --- | | 液冷 |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | | 风冷 | 空 调 | 风冷 | 风冷 |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | | 液 | 液 空 | 液 | 风 | | 冷 | 冷 调 | 冷 | 冷 |  |  | | --- | |  |  |  | | --- | |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | | 液冷 | 液冷 | 空 调 | 液冷 |  |  | | --- | | 液冷 |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | | 风冷 | 空 调 | 风冷 | 风冷 |  |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | | 液冷 | 空 调 | 液冷 | 液冷 | 液冷 | 空 调 |   风冷   |  | | --- | | 风液比4:6 | |
|  |  |



图 4-15 大型 AI DC 机房分区示意图



 80  AI DC 白皮书

|  |  |
| --- | --- |
| 推荐的做法是，在 AI DC 划分风冷区和风液混合区， 风冷区面向确定性的通算业务，风液混合区作为弹性 空间，支持智算和通算业务的按需扩展。基于机架总 数基本不变、制冷系统不变、供电最大能力固定的原 则，可以按照 70% 液冷需求预留空间设计，并根据 实际风液配比需求上线供电、制冷设备。  在风液混合区，采用风液混合微模块，实现风液弹性 配比。风液混合微模块可内置模块化列间空调或共用 房间空调池、液冷管路、液冷 CDU、配电单元等， 支持液冷机柜 0~100% 弹性部署，按需上架。以华 为微模块为例，液冷柜采用冷板式液冷 + 风冷空调散 | 热，最高可支持 66kW/ 柜。风冷柜部署通算、存储、 网络、安全等设备，采用风冷空调散热，最高可支持 35kW/ 柜。  风液混合微模块提供标准的水、电、管理接口，实现 快速集成交付。水接口与数据中心内冷源系统对接， 支持 18~35℃水温。电接口与低压配电系统对接， 采用智能母线配电， 可以提供 16/32/40/63A 多种 热插拔开关，适配机柜不同功率密度需求。管理基 于标准协议接口统一接入 DCIM 运维管理平台， 实 现统一管理。 |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 插接箱 | | | | | |
|  |  |  |  |  |  |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 插接箱 | | | | | |
|  |  |  |  |  |  |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 插接箱 | | | | | |
|  |  |  |  |  |  |

电接口

|  |
| --- |
| 预 留 |

|  |
| --- |
| 风 冷 柜 |

|  |
| --- |
| 液 冷 柜 |

|  |
| --- |
| 预 留 |

|  |
| --- |
| 风 冷 柜 |

|  |
| --- |
| 预 留 |

|  |
| --- |
| 液 冷 柜 |

|  |
| --- |
| 空 调 |

|  |
| --- |
| 空 调 |

|  |
| --- |
| 液 冷 柜 |

|  |
| --- |
| C D U |

架高地板

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 插接箱 | | | | | |
|  |  |  |  |  |  |

管理接口

|  |
| --- |
| C D U |

液冷 水接口



图 4-16 风液混合微模块示意图



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 81 l





规划建设方向五：管理高效

为应对 AI DC 更加复杂的运维和新型安全风险挑战，必须构建新一代运维管理平台及安全防护体系，以提升管 理效率。

|  |  |
| --- | --- |
| 新一代运维管理系统应具备全面监控、故障预测、故 障快速分析定位及恢复等功能，简化运维人员日常操 作，降低运维难度。具体能力包括：  全链路可视化监控：通过实时监控整个系 统的运行状态，实现对计算、存储、网络等 各资源的全面监控，确保任何异常都能及时 发现。  跨域故障自动感知：通过预先内置故障模 式库，经过端到端信息流协同分析，可对 常见典型故障信息进行自动匹配，感知故 障发生。 | 跨域故障快速定位：利用先进的故障检测 技术，如日志分析、分钟级网络流量分析、 存储故障和性能分析，实现故障产生时快速 准确定位故障点，减少故障排查时间，避免 训练任务中断。  跨域故障快速修复：建立高效的故障修复 机制，确保一旦发生故障，能够迅速采取措 施恢复系统正常运行，减少停机时间。  新一代安全防护体系应在传统 DC 的基础环境安全和 安全运营的基础上，重点新增模型安全，并针对智算 业务强化数据安全及应用安全等能力。 |





 82  AI DC 白皮书

大型 AI DC 综合评价指标体系表

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 一级指标 | 二级指标 | 三级指标 | 指标描述 |
| 架构效率 | 算力管理调 度能力 | 资源池种类 | 平台能够管理调度的 AI 资源池数量和规模，例如自建 AI 算力资 源，租用的公有云或行业云的 AI 算力资源 |
| 模型管理编 排能力 | 模型种类 | 平台能支持的模型种类，例如传统模型（CV、OCR、ASR 等）、 NLP、多模态等，单位是模型种类 |
| 开发效率 | 开发效率 | 模型开发时长 | 平台应具备完善的模型开发工程套件，支持模型设计、模型调测、 训练脚本编写、模型精度问题定位等能力，单位是人天数 / 训练 或微调 |
| 部署效率 | 模型部署效率 | 平台应具备模型自动化部署能力，提供单机多卡、多机多卡等多 种部署方式，实现模型的高效部署，单位是部署完成一个实例需 要的时长（秒） |
| 算力效率 | 算力利用率 | 资源利用率 | 平台能够监控资源使用率，支持任务动态管理调度，实现多中心 多池多集群的 AI 算力资源利用率最大化，单位是百分比 |
| 训练效率 | 模型训练时长 | 从模型开始训练直到模型精度收敛到目标值所经过的时长，单位 是天 |
| 推理性能 | 推理首 Token 时延 | 从模型开始处理推理请求，到输出第一个 Token 所需的时间， 简称 TTFT（Time To First Token），单位是 ms 或 s |
| 推理 Token 间隔时延 | 模型推理过程中，连续输出 Token 之间的平均时间间隔，简称 TBT（Time Between Tokens），单位是 ms 或 s |
| 推理吞吐率 | AI 集群单位时间内能够处理的推理请求与生成结果的 Token 数 之和，单位是 Tokens/s |
| 能源效率 | 能源效率 | PUE | 数据中心的总电量 ÷IT 设备用电量，无量纲 |
| 运维安全 | 运维 | 故障定位时间 | 作业运行时，AI 集群出现故障到故障首次被发现的平均时间， 简称 MTTD（Mean Time To Detect）, 单位是分钟 |
| 安全 | 生成内容合格率 | 对生成内容的安全情况进行评估，采用人工、关键词和分类模型 抽检，随机抽取若干条生成内容 , 其中满足内容合规要求所占的 比率，单位百分比 |



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 83 l





某大型银行打造“一底座、两平台、三中心”的技术架构 实现架构、开发、算力高效

**01** 

某大型银行通过构建全栈可信赖的千亿级金融大模型平台赋能体系，实现金融业务的智能化升级。



挑战

|  |  |
| --- | --- |
| 算力集群建设和管理难  算力集群需要支持数十天高效率、稳定的训练，及海 量用户的并发推理，如何实现资源高效管理和调度， 提升算力利用率。  数据准备难  传统人工知识运营模型效率低、工作量大，与大模型 工程要求差距明显，需要建立一套适配大模型的高效 | 知识工程体系，提供知识的分层管理、新旧迭代、内 容可信监测等。  多元大模型选择和使用难  单个大模型无法满足全部金融场景需求，如何在保障 知识共享、能力复用的基础上，快速集约的打造不同 领域不同场景的丰富大模型能力，通过择优调用实现 成本效益最优。 |

运营中心

智能应用

远程银行

信贷管理

个人营销

金融市场

…

能力中心

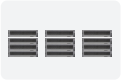


AI 模型服务平台

资产中心



AI 开发平台



AI 训练资源池 AI 推理资源池

DCN DCN

训推混合千卡Al算力云底座



算力资源统—调度&管理

存储池



图 4-17 “一底座、两平台、三中心”技术架构



 84  AI DC 白皮书



创新

建成千卡规模的 AI 算力云

打造“一底座、两平台、三中心”AI 全栈技术架构， 支撑 AI 的开发、落地、持续演进。在底座层面，采 用 RoCE 高性能网络技术、多层级高性能存储技术 和大规模 AI 集群等技术，建成“高速互联、高效存储、 云智融合、无感协同”的人工智能 AI 算力云，满足 模型高效、长稳训练需求；同时提供了训练算力集群、 推理算力集群等资源统一管理和调度能力，实现算力 资源高效利用。

建设千亿金融大模型算法矩阵

通过一站式 DataOps 数据研发流水线以及 AI4Data 能力、大模型兼容适配框架和测评体系，有效构建了 多层次、多模态、大小模型协同融合的大模型算法矩 阵，适配 10+ 领先主流大模型，同时建立以金融智 能中枢 Agent 为核心的大模型应用范式和工程化解 决方案，提供面向场景开箱即用的模型组合服务，使 能应用快速构建。









成效

目前，该行已在客服、信贷、办公等几十个领域实现 业务效能提升，以远程银行坐席为例，在账户受控等 重点场景，实现坐席通话时长压降过 10%，高频场 景坐席服务效率提升近 20%。未来，AI 将继续深度 赋能全行几十万员工，服务更广泛的用户。





一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 85 l



某头部保险公司以数字劳动力为抓手

建设实践

**02**

打造稳定高效的千卡级算力集群

某头部保险公司在行业内率先建设数字劳动力实验室，致力于打造数字化等效劳动力，以及 赋能员工成为超级员工，提升企业劳动生产率。





安全管控

运维运营

挑战

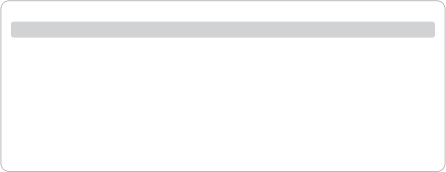
|  |  |
| --- | --- |
| 如何实现算力底座稳定高效和持续演进：  不影响业务前提下，平滑演进到千卡级集群，支撑规 模商用。  如何设计安全合规灵活的 AI 技术架构： 在安全合规等规范下，跨生产区、测试区构建训推一 | 体算力底座，最大化释放算力价值，支撑高效敏捷开发。  如何打造懂行的行业大模型：  保险行业涉及保险学、精算、法律等众多领域，如何 持续构建行业高质量数据集，并持续提升保险大模型 专业能力。 |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 5类智能应用 | | | | |
| 新服务 | 新客群 | 新风控 | 新运营 | 新投研 |

|  |
| --- |
| N个资产 |
| Agent 编排服务 保险大模型 |



1个Al开发平台



模型训练

模型开发

模型推理

数据处理



1个训推混合千卡算力底座

算力资源统—调度&管理



|  |
| --- |
| 管理面网络 |

|  |
| --- |
| 业务面网络 |

|  |
| --- |
| 样本面网络 |

|  |
| --- |
| 参数面网络 |





存储区

通算区

Al 计算区

运维管理区



…

…

…

…





图 4-18 某头部保险 AI 算力平台架构



 86  AI DC 白皮书



创新

算网存管协同，实现高效训推：

2024 年年底前该保险公司将完成 160P 算力基础设 施建设，未来规划将逐步演进到 1000P。通过软硬 协同，长稳训练，智能运维，提升 MTBF 时间；通 过训推一体，平滑扩容，千卡算力统一管理和调度， 提升资源利用率。

优化多机训练策略和全流程开发工具链：

优化并行策略、重计算策略等多机训练策略，充分释 放算力提升性能，并构建梳理全流程开发工具链，实 现高效敏捷大模型研发。

基于高质量数据集，构建领域专家Agent：

建设百万量级高质量的保险知识数据集，并利用大模 型慢思考、反思能力解决具体专业问题，建设端到端 服务能力的领域专家级 Agent。







成效

建成保险行业首个支撑千亿级大模型调优的算力底 座，完成业界主流开源与商用的基础大模型训推适配。 当前，已试点上线健康险理赔审核员、寿险代理人培 训员、车险在线理赔助手、审计数字员工 4 个数字劳 动力，覆盖近千员工。











一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 87 l







 小型 AI DC

对于集团企业分支、医疗、教育等客户而言，建设小型 AI DC 承载本地业务，是实现业务智能化升级的关键。 本节重点描述小型 AI DC 建设过程中面临的关键需求与挑战，并总结小型 AI DC 的关键特征，同时，基于这些 特征，提出四大方向性的建议。

关键建设需求

小型 AI DC 的核心需求主要集中在以下五个方面：

应用快速开发

快速数据处理、模型 微调、RAG 生成等





便捷运维

快速部署升级

一站式快速部署， 远程支持

软硬件多专业领域 全栈统一智能运维

五个

核心需求



安全保障

资源高效

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 有限算力更多应用， 高算力资源利用率 |  | 底座、数据、模型、 应用等安全保障 |



图 4-19 小型 AI DC 的五个核心需求



 88  AI DC 白皮书



**04**

便捷运维：考虑到小型 AI DC 可能缺乏专职 运维人员的支持，其设计应当以减少故障发生 率为前提，并且在必要时能够支持远程运维操 作，以简化日常维护流程。

**05**

安全保障：鉴于小型 AI DC 通常与各种感知 设备如智能摄像头、传感器等直接相连， 其安 全性至关重要。为防止外部入侵， 必须采取有 效措施确保小型 AI DC 及其关联设备的安全。

为了满足以上需求，我们提出了一种“灵快轻易”的 小型 AI DC 建设理念。这一理念强调的是数据中心 的设计应做到形态灵活、快速部署与升级、轻量极简 并且易于管理和维护。



●

快速部署 快速升级



●

易维易用 安全

轻量极简

形态灵活



**01**

资源高效：鉴于小型 AI DC 受到环境条件的 限制，其可用算力资源相对有限，因此在设 计上必须保证在有限资源下能承载更多的业 务应用，从而最大化算力资源的使用效率。

**02**

快速部署升级：考虑到部分小型 AI DC 位于 偏远地区，企业希望能够在最少的人工干预 下完成部署工作，理想情况下，交付团队仅 需一次现场访问即可完成所有安装，甚至完 全通过远程方式实施部署。

**03**

应用快速开发：对于那些依赖于私有数据集 来进行模型微调的专业用户，他们需要一套 简便易用的工具链来支持从数据准备、模型 训练、推理部署到检索增强生成（RAG）等 全流程的操作，使得整个过程如同拖放般简 单快捷。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | @ |  |  |
| 微调 推理 RAG 应用 … | | | | |



图 4-20 领先的小型 AI DC，要求“灵快轻易”



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 89 l

规划建设方向一：形态灵活（灵）

|  |  |
| --- | --- |
| “灵”即形态灵活多样。按物理形态分节点型和机柜 型，按部署形态分独立部署和云边缘部署，按功能形 态分承载智能客服、代码生成等应用的 NLP 类，承 载工业质检、医疗影像等应用的 CV 类，承载办公助 手、文生图等应用的多模态类。  对于形态多样的小型 AI DC 来说，建设标准统一的 | 轻量化 AI 平台是关键。首先，通过统一的南向接入 标准，可以兼容形态多样的硬件底座，同时支持多种 端侧设备的接入标准，如视频接入、IoT 接入、智能 设备接入等；其次，通过统一的 API 开放标准，供微 调、推理、应用快速调用；最后，统一的数据面、管 理面标准，可以实现与中心的多维协同，支撑边缘小 型 AI DC 的边学边用、持续升级。 |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 电子 病历  故障 分析  智能 客服  功率 预测 | | | | | |
| 模型微调 | | 模型推理 | | AI应用 | |
| 轻量化AI平台  云边协同  资源管理  运维监控  应用开发工具链  API开放  虚拟机 | 容器  基础软件 算力使能 | AI框架 | 推理加速引擎  形态多样的硬件底座 节点型 | 机柜型 | … | | | | | |
| IOT设备 | 智能设备 | | 视频设备 | | 智能交互设备 |



图 4-21 标准统一的轻量化 AI 平台

|  |  |
| --- | --- |
| 规划建设方向二：快速部署、快速升级（快）  “快”即快速部署、快速升级。支持云边的应用、模 型、数据等多维协同，边缘小型 AI DC 通过访问中 心云 AppStore 市场，以在线订阅的方式，完成模型 和应用下载、部署；中心侧可远程对分散的海量小型 AI DC 进行模型、应用的统一升级；边缘侧实时采集 的数据，上传到中心云并用于模型的持续迭代，实现 边用边学。 | 中心云  推理 + 应用  推理 + 应用  边缘小型 AI DC  训练 / 微调  AppStore  应用协同 模型协同 安全协同  资源协同 数据协同  …  推理 + 应用  图 4-22 云边协同架构 |



 90  AI DC 白皮书

规划建设方向三：轻量极简（轻）

|  |  |
| --- | --- |
| “轻”即轻量极简。一是负载轻，典型的推理应用并 发小于 10 路，模型参数较小，往往需要将算力卡切 分为多份，供多个模型同时使用，提升资源使用率。 | 二是资源轻，1 节点甚至 1 卡起步，按需扩展，资源 少造价低。三是管理轻，部署需要的资源少，把有限 的资源释放给业务使用，最低希望“1 核 1G”即可部署。 |

规划建设方向四：易维易用高安全（易）

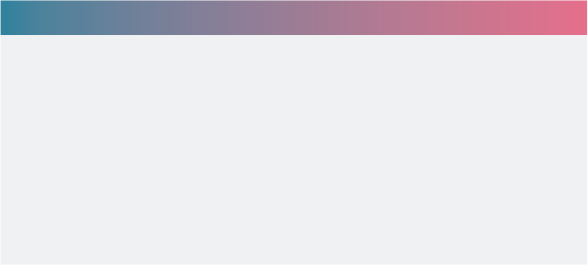
云边缘场景：在易用方面，边缘 AI DC 是中心 云的延伸，所有操作均可在中心批量完成；在 易运维方面，中心统一管理海量、分散的小型 AI DC，实现边缘侧的无人运维。在安全方面， 边侧支持操作系统安全、设备接入认证、安全 检测等能力，避免成为全网入侵的薄弱点。



“易”即易维易用高安全。

独立部署场景：在易用方面，用户需要在边缘 侧对场景模型微调，小型 AI DC 集成全套工具 链，满足数据处理、模型微调、推理部署、知 识库生成等需求，实现 AI 应用的天级上线。在 易运维方面，对算存网硬件、软件、应用等全 栈统一管理，提供基于任务的可视化运维，实 现少人运维。在安全方面， 具备模型内容安全、 数据安全、设备接入安全等基本能力，满足从 数据接入到应用部署的安全要求。

小型 AI DC 综合评价指标体系表



|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 一级指标 | 二级指标 | 三级指标 | 指标描述 |
| 灵 | 模型适配 | 适配的模型数量 | 提供模型镜像环境，支持直接下载使用的模型数量，单位是个 |
| 快 | 部署升级 | 部署时间 | 机房具备部署条件情况下，包含硬件、OS、管理平台、运维平台等部署 所需时间，单位是天 |
| 升级时间 | 模型和应用更新的时间，若现场升级应包含往返现场的时间， 单位是 分钟 |
| 轻 | 资源需求 | 起步节点数 | 搭建小型 AI DC 最好的服务器节点数，含通用和智算节点，单位是台 |
| 管理资源需求 | 搭建管理平台所需的 CPU 核数、内存容量需求，单位是核、GB 内存 |
| 易 | 易维 | 人均运维 DC 数 | 维护 1 个小型 AI DC 所需的人力数量，单位是站 / 人 |



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 91 l

某三甲医院

**01** 

打造“灵快轻易”的 AI DC

某三甲医院建设人工智能研发与精准诊疗平台，通过 AI 赋能诊疗全流程，助力医疗服务效率 和质量的提升。



挑战



创新

|  |  |
| --- | --- |
| 平台搭建繁杂  算存网、AI 平台、数据平台等软硬件产品多，搭建 投入大，周期长。  模型微调难、应用构建复杂  数据准备周期长、场景模型微调难，此外还需要 RAG、Prompt 等功能，缺少好用易用的全流程工具。  运维复杂  设备种类多，人员技能要求多，故障定位难，故障恢 复时间长。    1 92 AI DC 白皮书 | 医 院 联 合 讯 飞 等 伙 伴， 基 于 华 为 FusionCube A3000 超融合一体机方案，通过半自动化数据处理 平台、低代码训推工具链、应用开发平台及全栈预验 证，实现了应用上线快、模型训推易、知识生成快、 开箱即用及统一运维，快速构建了“灵快轻易”的算 力平台。  成效  当前，医院已完成电子病历自动生成和病历内涵质控 的业务上线，其中电子病历自动生成已实现病例编写 时间减少 50%。未来，该平台将支撑每年约 700 万 患者门诊和近 30 万的住院患者服务的体验升级。 |

某能源集团打造云边协同的 AI DC

建设实践

**02**

实现边缘的快速部署、快速升级、边用边学

某能源集团推动智能化技术与煤炭产业融合发展，提升煤矿智能化水平，实现集团各煤矿现 场的安全、高质量生产。



挑战



创新

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 海量煤矿边缘缺乏 AI 能力  边缘 AI 单独建设成本高，下属 100 余家三级单位， 数量多且分散，部署周期长，升级困难。  模型部署和迭代效率低  模型开发后无法快速部署到边缘，边缘采集了海量的 数据，无法及时有效汇聚到中心，模型迭代效率低。  成效  基于云边协同，实现了开发和部署周期从月级到天级、 安全生产风险降低及生产效率的显著提升，以年处理 400 万吨焦煤选煤厂为例，精煤回收率提升约 0.2%， 全年收益约可增加 500 万元。 | 构建云边协同体系，使能边缘 DC 构建边用边学的 AI 能力：基于华为盘古大模型，构建了集中心训练、 边缘推理、云边协同等功能于一体的人工智能体系。 在各三级单位本地部署边缘 DC，从数据获取、推理 识别到告警处置的整个业务闭环均在边缘侧完成，推 理和处置结果上报至集团中心应用平台，实现多边缘 DC 的统一管控和边缘侧高效反馈。各生产单位的模 型，通过部署在集团中心云的人工智能平台进行统一 的数据处理、模型训练微调。同时，边缘侧将 AI 误报、 存疑样本统一反馈至中心侧统一分析，重新训练升级 模型，实现了边用边学、在线学习、持续升级。   |  | | --- | | 自主 开发 |  |  | | --- | | 统 — 管 理 |   Al开发 十训练 十 运维中心  智慧排水  智慧园区  智慧巡检  煤矿  生产单位  应用  数字底座  …  基础设施  开发 训练 运维  集团  运维优化  模型训练  工作流开发 矿山大模型 华为云 平台  中心云  智慧采掘 智慧煤流 智慧通风  智慧安监  应用  数字底座  基础设施  图 4-23 某能源集团 AI 算力平台架构 |



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 93 l

行动倡议一

i 第 5 章 

适度超前建设 AI DC

AI DC

企业在面对 AI 技术的变革时，不应盲目跟风 (FOMO: Fear of Missing Out)，而应深入思考 AI 技术如何 真正为企业创造价值，以有序、高效的方式实施 AI 战略，实现业务的持续增长和创新。我们倡议所有企 业在落地 AI 过程中，关注以下六大核心要素。其中， AI 基础设施的适度超前建设至关重要，决定了企业 能否在 AI 时代抢得先机。

建设与发展倡议 

战略决心

智能化创新对于企业来说是一种战略投入，表现为资 源投入大，且存在一定不确定性；其次需要多业务 和多技术领域的协同。因此企业一把手的关注与支 持是确保成功的基石，根据实际情况，下决心组建 专项工作团队，确保跨部门、跨业务线的高效协同， 为 AI 基础设施的建设和应用场景落地提供全方位的 资源保障。



底座先行

模型匹配

行业生态

场景选择

人才培养

战略决心



智能化创新投入 大，存在一定不确 定性，涉及多业 务、多技术领域的 协同，需一把手关 注、专班推进

模型还在成熟 过程中，但算 力底座是确定 的，可以先练 起来积累经验

场景选择是起 点，选择合适 业务场景起步， 先易后难，逐 步推进

构建基于共同 平台的行业大 生态，实现技 术众筹、能力 的开放与共享

AI 技术栈开放 模式发生变化， 需要人才准备， 对准场景积累 know-how

模型种类和部署 场景有差异，企 业需要结合行业 定位和自身业务 策略选择确定







图 5-1 企业落地 AI 重点关注的六件事



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 95 l

1 94

AI DC 白皮书





96

场景选择

选择应用场景是 AI 落地的关键起点，直接决定 AI 基 础设施的建设规模、性能和可靠性规划，以及面向未 来的演进需求。企业应从实际业务需求出发，优先考 虑那些痛点突出、技术适配度高的业务场景，如客户 服务、供应链管理、产品设计、数据整理等。 遵循“先 易后难、逐步推进”的原则，初期可选择易于实施、 见效快的场景进行试点，积累经验与信心，再逐步拓 展至更复杂、更广泛的领域，确保 AI 应用的稳健推 进与持续优化。

AI DC 白皮书

模型匹配

在推进人工智能技术的企业级应用时，合理选择和组 合不同的 AI 模型至关重要。根据不同的分类标准， AI 模型可以被细分为多个类型，如按规模划分，可 分为大模型与小模型；按应用场景划分，包括基础模 型、行业专用模型以及针对特定领域的模型；按功能 专长划分，涵盖自然语言处理（NLP） 、计算机视觉 （CV） 、预测分析、多模态及机理模型等；按训练 和部署场景划分，又涉及全量训练、增量学习（二次 训练）、模型微调以及最终的推理应用。

从当前行业的实践经验来看，为了满足企业复杂多变 的需求，通常需要综合运用多种类型的模型。因此， 企业在选择 AI 模型时，应当基于自身的行业定位和 业务策略进行考量。同时，通过综合评估技术难度、 数据安全与成本效益，制定合理的训练策略，确保模 型的精准度与实用性。



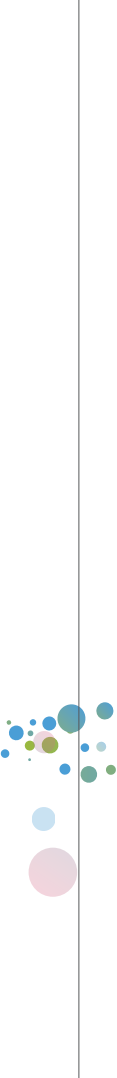






















底座先行

AI 模型的长稳训练与持续迭代，离不开强大的算力 支撑。当前，模型还在不断成熟过程中，存在很大的 不确定性，但对算力的需求是确定的，企业应优先构 建高性能、高弹性的 AI DC 基础算力平台，采用先 进的硬件设备与软件系统，通过软硬协同、训推协同 等，确保算力资源的高效稳定供给。同时，依托 AI DC 建立完整的数据治理系统，包括数据采集、清洗、 标注、存储与分析等全流程管理，为 AI 模型提供高 质量的数据养料。此外，企业还需关注 AI DC 的绿 色低碳与能源效率，确保可持续发展。







行业生态

鉴于 AI 技术的垂直整合属性，企业应以 AI DC 为中 心，对内聚合产品，对外聚合生态，积极参与或主导 构建一个开放、统一 、可持续进化的行业生态体系，

基于行业大平台进行技术众筹、能力开放与资源共享， 在行业内实现统一架构、统一标准和统一数据规范， 加速 AI 技术的创新与应用，降低行业门槛，提升整 体竞争力，实现多方共赢的局面。

人才培养

AI 要深入垂直行业领域并最终进入核心生产场景， 就需要培养一批既能掌握技术细节，又能洞悉应用场 景的复合型人才。企业需提前重视 AI 应用相关人才 的培养，加大人才引进与内部培养力度，为 AI 落地 的持续创新与企业智能化转型提供坚实的人才保障。





一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 97 l

行动倡议二

共同实现 AI DC 集约化建设和绿色发展

|  |  |
| --- | --- |
| 为了有序推动 AI DC 集约化建设和绿色发展，智算 数据中心的规划建设应遵循“东数西算”等指导方向， 从算力布局集约、创新技术应用、标准体系制定等方 面综合施策，加强对智能算力资源建设与应用的引导 和约束，改善 AI DC 发展中存在的高重复建设与低 资源利用等问题，促进 AI DC 行业的高质发展。  有序推动规模化集约化发展。一方面，联合企业支持 传统数据中心向智算数据中心转型，有序提高智算数 据中心规模，促进数据中心规模化发展。另一方面， 强化算力集约供给，联合运营商、云服务商和各类算 力平台等智能算力与通用算力协同发展，满足均衡型、 计算和存储密集型等各类业务算力需求。最后，加强 跨地区 AI DC 之间算力资源的协同，实现不同数据 中心之间的负载均衡和资源动态调配，从而提高整个 系统的弹性和灵活性。 | 大力夯实绿色能源底座支撑。当前 AI DC 使用绿色 能源仍面临着诸多挑战，核心是面向能耗巨大的 AI DC，如何在提高清洁能源电力结构占比的同时保证 供电安全稳定，包括微电网、源网荷储、新型储能等 技术与产业日益受到业界关注。全面夯实绿色算力底 层基础，筑牢产业创新发展底座，我们倡议企业围绕 电力稳定不间断需求，加强微电网系统研究与构建， 开展储能材料探索和技术研发，推动液冷相关技术创 新，探索余热回收等。  加速研制绿色算力标准体系。标准化工作是绿色算力 产业发展的基石和抓手。尽管在数据中心领域已有关 于碳利用效率、碳中和评估及 IT 设备能效的相关标 准和规范，但绿色算力仍需构建基于业界共识的完善 的标准体系。当前，术语和定义等基础性标准大多尚 未完善，能耗评测和分类分级部分仍缺共识，有必要 建立和完善绿色算力标准体系，推广其在算力基础设 施领域的应用。 |







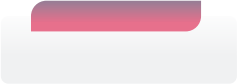


1 98 AI DC 白皮书

行动倡议三

共建开放协作的行业 AI 生态

|  |  |
| --- | --- |
| 当一项革命性技术开始迈入加速发展阶段，往往会面 临两条道路，一条是由单一大企业牵头，无数中小型 企业追随，打造一个以单一大企业为核心的完整封闭 | 生态；另一条是由许多企业共同发起并优化，互相兼 容，互相促进的多核心的开放生态。 |



巨头的自建行业生态模式

巨大规模的单个企业主导

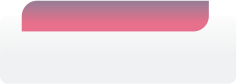
( 百亿起投入 )



浓厚的技术积累

强大的人才储备

独一无二的生态影响力



行业共建开放协作的生态模式

多个企业共同主导 ( 联盟 / 持股 )



广泛的技术众筹

能力的开放、共享

基于共同平台的大生态

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |



图 5-2 行业 AI 生态建设模式

|  |  |
| --- | --- |
| 以著名的“iPhone 时刻”为例，当被重新定义的 智能手机面世之后， 在全球掀起了智能手机的风 潮，完全不亚于如今的“AI 时刻”。在这 一 巨大 的市场机会面前，苹果公司和谷歌公司选择了两条 截然不同的发展道路，一个开发了围绕苹果自身体 系的 IOS 操作系统，另一个则开发了开源开放的 Android 系统。这两个至今在移动领域占据主导地 位的系统，分别代表了单核心封闭生态与多核心开 放生态，它们的构建策略和发展现状为 AI 这类新技 术的生态构建提供了深刻而生动的参照。  鉴于封闭与开放生态的各自特点，以及 AI 领域所特 | 有的跨学科融合与复杂性，我们提倡在垂直行业范围 内，企业、主管部门和学术界共同构建开放、协作的 行业 AI 生态。一方面，汇聚产业界、学术界及政府 等多领域力量，形成合力，加速关键技术的突破与应 用落地；其次，在开放的生态平台上，统一的行业标 准与规范得以建立，跨模型、跨企业、跨行业的互联 互通成为可能； 同时，构建开放的交流与合作机制， 共同应对 AI 发展中面临的伦理、法律及社会问题， 确保技术发展与应用的正当性与可持续性；此外，促 进人才的培养与流动，通过联合培训、竞赛和合作项 目，提升行业整体的技术水平与创新能力，为 AI 领 域的持续繁荣提供人才保障。    一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 99 l |

行动倡议四

筑好三个底座，加速行业 AI 走深向实

|  |  |
| --- | --- |
| AI 正以前所未有的速度颠覆大家对未来企业和市场 运行的认知。然而，AI 的核心价值并非单纯的技术 展示，而在于如何加速落地，深入企业业务流程，切 实解决关键问题，为企业创造实质性的商业价值。因 此无论发展初衷与过程如何，AI 技术的最终目的是 将技术转化为生产力，驱动产业升级与经济增效。 | 我们认识到，在复杂多变的市场环境与技术挑战下实 现 AI 的最终目的，AI 行业还需要一个稳固的战略框 架来筑实基础。正是基于这一核心价值主张，我们提 出了三大战略底座——解决方案底座、生态底座与人 才底座， 旨在为 AI 行业提供坚实的支撑，确保技术 应用能够精准对接企业需求，最终实现行业 AI 的走 深向实，实现价值最大化。 |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 核心是  为企业真正创造价值、解决关键问题 | | |
| 解决方案底座  发挥跨技术协同优 势，以系统性创新 | 生态底座  深入生产场景，通过 产业和行业联合创新 | 人才底座  以应用为牵引，技术为 支撑，发展产业人才和 |
| 打造坚实算力底座 | 共同成长 | 行业人才 |



图 5-3 筑好三个底座，加速行业 AI 走深向实



100  AI DC 白皮书

解决方案底座：围绕 AI DC 构建坚实的算力基础设施

|  |  |
| --- | --- |
| 解决方案是技术实践的基石，建立这一底座的目标就 是基于统一的技术架构、统一的行业标准、以及统一 的数据规范，夯实以 AI DC 为中心的企业 AI 基础设 施，其核心在于通过定义 AI DC 目标参考架构，优 | 化算力效能，标准化技术架构，实现生态的归一化， 以此促进技术与业务目标的无缝对接，从而加速技术 创新与应用落地。 |

生态底座：构建开放协作的产业和行业生态圈

|  |  |
| --- | --- |
| 生态底座强调的是构建一个开放、共享且紧密相连的 生态协作系统，在这个系统中的每个环节协同发展， 通过产业和行业各领域的联合创新，深入企业核心生 产场景，共同推动 AI 在千行万业的应用落地。一方面， 强化产业生态的协同效应，通过硬件制造商、软件开 发者、云服务提供商以及最终用户等多个层面的合作， | 加速技术迭代升级，提升 AI DC 整体系统的性能和 效率；另一方面，构建开放协作的行业生态圈，联合 同行业内的不同企业，共同探讨和解决行业面临的关 键问题，推动技术创新和标准化进程，促进成员间的 信息共享和技术交流，使得 AI 技术能够更广泛地渗 透到各行各业，为社会创造新的价值。 |

人才底座：以应用为牵引，技术为支撑，发展产业人才和行业人才

|  |  |
| --- | --- |
| 多层次 AI 人才的培养与储备，是 AI 行业持续增长的 源泉。为了建设 AI 领域的人才底座，需要一方面重 视技术型人才的培养，特别是精通底层算子开发、行 业加速库构建的专业人员，使这些人才成为推动技术 前沿探索的关键。另一方面，通过 AI 的落地，壮大 垂直行业的 AI 应用专家队伍，比如行业的 AI 顾问和 学术领域的教育工作者，他们能够根据实际情况，将 AI 技术与行业需求相结合，创造实际价值。我们还 需要倡导产教融合的新模式，向开发者提供精细的针 | 对性培养方案，使其熟练掌握异构算力的应用，为各 行各业输送源源不断的创新力量。  三大战略底座的构建，不仅为 AI 应用的落地提供了 稳固的支撑体系，也为智能化行业的长期发展打下坚 实基础。通过夯实解决方案、生态以及人才底座，AI 将赋能千行万业快速迈进一个更加成熟、更具竞争力 的新时代。 |



一份给 CIO 规划建设智算数据中心的参考 l 101 l

 结语

数智化转型大潮中，行业部署数据中心（DC）面临 诸多困惑和挑战。而随着 AI 大模型驱动的智能时代 到来，又进一步增加了对智算数据中心（AI DC）的 需求。

当前，AI DC 的规划与建设缺乏全面、系统化的指导 框架。华为联合业界，通过过去几年的深入研究，关 键产品与解决方案的创新，并结合大量的行业探索与 建设实践，汇聚了二十多位专家的智慧，整合了国际 组织的统计数据以及业界研究机构的成果，并在十几 场研讨交流中持续沉淀，形成了这份具有重要参考意 义的白皮书。

此白皮书共分为五个章节。首先，阐述了 AI 总体愿 景与宏观驱动力，以及 AI 如何引发百年未有的大变 革，并重塑各行各业的发展路径。其次，白皮书深入

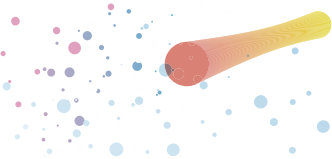
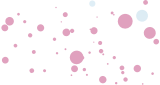
分析了企业发展 AI 过程中面临的确定性与不确定性， 提出了“场景、模型、数据和算力”四位一体的企业 AI 落地指导纲领。白皮书详细介绍了从传统数据中 心向 AI DC 发展的趋势与变化，并定义系统摩尔、 能基木桶、迭代式平台、编排式应用以及生成式安全 等五大特征；在此基础上，详细阐述了超大型、大型 和小型等不同类型的 AI DC 规划建设的关键方向， 提出综合评价指标体系，为高效高质量建设 AI DC 提供重大参考价值。最后， 白皮书建议决策者在拟定 智算数据中心的部署投资方向时，应秉持着适度超前、 绿色集约化建设，以及开放协作的理念，同时兼顾解 决方案、生态和人才三大底座的建设。

希望白皮书能够助力行业在数智化转型的道路上稳步 前行，通过构建强大而坚实的智算数据中心，使能千 行万业迈向更高效、更智能的未来。













102  AI DC 白皮书



扫码下载白皮书

商标声明

 HUAWEI , , 是华为技术有限公司商标或者注册商标,在本手册中以及本手册描述 的产品中,出现的其它商标,产品名称,服务名称以及公司名称,由其各自的所有人拥有。

免责声明

本文档可能含有预测信息,包括但不限于有关未来的财务、运营、产品系列、新技术等信息。由于实践中存在很多不确定因 素,可能导致实际结果与预测信息有很大的差别。因此,本文档信息仅供参考,不构成任何要约或承诺,华为不对您在本文 档基础上做出的任何行为承担责任。华为可能不经通知修改上述信息,恕不另行通知。

版权所有® 华为技术有限公司 2024。保留一切权利。

非经华为技术有限公司书面同意,任何单位和个人不得擅自摘抄、复制本手册内容的部分或全部,并不得以任何形式传播。