

AI 影响数据管理和存储策略的三种方式

作者：Julia Palmer, Arun Chandrasekaran, Chirag Dekate

2018 年 8 月 27 日发布 - ID G00351887 - 11 分钟阅读

针对 AI 工作负载（包括机器学习和深度学习）选择基础架构的 I&O 负责人必须明白这些新兴工作负载的独特需求。我们分析了 AI 工作负载对数据基础架构的影响，并概述了有关存储选择和实施的最佳实践。



概述影响

- 由计算密集型机器学习 (ML) 和深度神经网络 (DNN) 组成的 AI 工作负载在不同阶段具有不同的输入/输出 (IO) 特征，这要求 I&O 负责人部署互补型存储架构。
- AI 和 ML 工作负载的独特需求会让 I&O 负责人重新评估其存储选择方法，并采用新的技术和部署方法。
- 支持 ML 工作负载的供应商生态系统尚未成熟，但正在快速发展，这让 I&O 负责人在选择供应商时更加难以做出决定。

建议

I&O 负责人寻求加速基础架构创新和 AI 工作负载（包括 ML 和 DNN）敏捷性，他们应该：

- 通过利用现有存储和数据管理基础架构进行数据整合，优化存储基础架构以完成数据收集和整合阶段。
- 选择在部署模型中提供最广泛平台支持和灵活性的供应商，因为许多 AI 工作负载将从数据中心扩展至云端和边缘端。
- 设计网络和存储子系统，以减少 I/O 瓶颈，从而充分发挥专用计算硬件（如 GPU）的投资价值。
- 选择能够同时为面向带宽的批处理工作负载和小文件工作负载交付高性能的供应商和产品，因为大多数传统解决方案无法为顺序和随机存储 I/O 交付足够的性能。
- 运行扩展的概念证明 (POC)，大规模测试混合工作负载的性能，从而衡量产品交付一致的线性性能增长的能力。

分析

人们利用 AI 应用程序的热情持续高涨，但基础架构和运营 (I&O) 负责人往往并未准备好应对大规模 ML 阶段不断增长的多样化数据集的存储需求。

针对寻求加速基础架构创新和 AI 工作负载 (包括 ML 和 DNN) 敏捷性的 I&O 负责人，图 1 列出了相关影响和最佳建议。

图 1. 针对 I&O 负责人的影响和最佳建议

影响	最佳建议
由计算密集型 ML 和 DNN 组成的 AI 工作负载在不同阶段具有不同的 I/O 特征，这要求 I&O 负责人部署互补型存储架构。	<ul style="list-style-type: none">通过利用现有存储和数据管理基础架构进行数据整合，优化存储基础架构以完成数据收集和整合阶段。
AI 和 ML 工作负载的独特需求会让 I&O 负责人重新评估其存储选择方法，并采用新的技术和部署方法。	<ul style="list-style-type: none">选择能够同时为面向带宽的工作负载和小文件工作负载交付高性能的产品，因为大多数传统解决方案无法为顺序和随机存储 I/O 交付足够的性能。
支持 AI 工作负载的供应商生态系统尚未成熟，但正在快速发展，这让 I&O 负责人在选择供应商时更加难以做出决定。	<ul style="list-style-type: none">选择在部署模型中提供最广泛平台支持和灵活性的供应商，因为许多 AI 工作负载将从数据中心扩展至云端和边缘端。

ID: 351887 © 2018 Gartner, Inc.

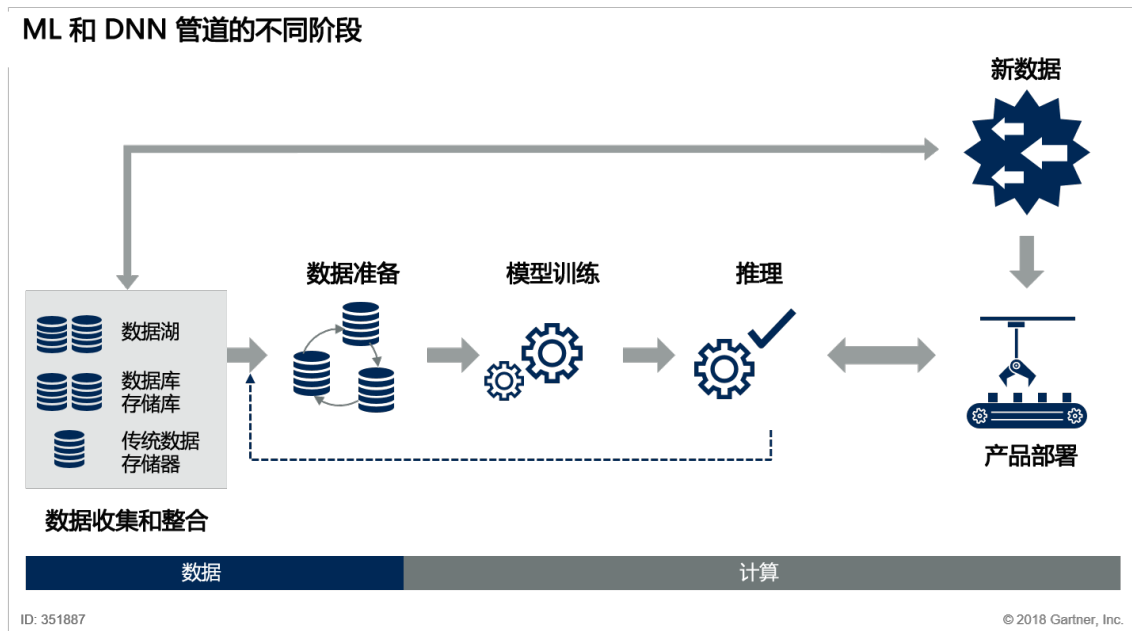
资料来源: Gartner (2018 年 8 月)

影响和建议

AI 工作负载在不同阶段具有不同的 I/O 特性，需要 I&O 负责人部署互补型存储架构

ML 工作负载十分复杂，不仅与传统企业堆栈不同，与高性能计算工作负载也不同 (见图 2)。ML 和 AI 计划的成功依靠统筹有效的数据管道，在 AI 管道的不同阶段及时以正确的格式提供高质量数据。

图 2. ML 和 DNN 管道的不同阶段



资料来源: Gartner (2018 年 8 月)

从数据管理的角度来看, 成功的 ML 管道具有四个关键阶段:

- **数据收集和整合:** 在大多数企业中, 数据遍布整个组织, 通常由业务部门组织, 且大多数情况下使用不同的中间件技术进行管理。成功的 ML 活动从跨用户环境中不同来源收集数据开始, 然后将这些数据转换为特定格式, 并选择性地加以统一。某些情况下, 托管在云生态系统中的来源于外部的数据和数据集还需要在数据收集和融合管道中进行整合。

从 I/O 特性的角度来看, 这些工作负载本质上为 I/O 密集型, 且大多数情况下可利用现有基础架构堆栈。

- **数据准备和清理:** 在收集和整合阶段获得的数据通常为原始数据, 需要实时清理, 包括数据去重、删除格式错误条目、删除离群数据、删除错误数据和启发式回填。清理后, 需要将数据转换为 ML 模型需要的格式。常用转换例程包括旋转、贴标签、过滤、二次采样和标准化。

在 I/O 特性方面, 此阶段往往是 I/O 极度密集型, 可能需要中间数据缓存基础架构来实时执行这些操作。

- **模型训练:** ML 活动可大致分为两个类别:
 - **统计 ML:** 统计 ML 工作负载通常由传统 ML 分析组成, 包括随机森林、决策树、集群、支持向量机等。从数据需求角度来说, 这些模型的训练需要的数据较少。
 - 在 IO 方面, 数据集的数据大小 (经过清理和标准化) 通常在 10 到 100 GB 范围内。这些工作负载通常为读取密集型, 输出开销较小。

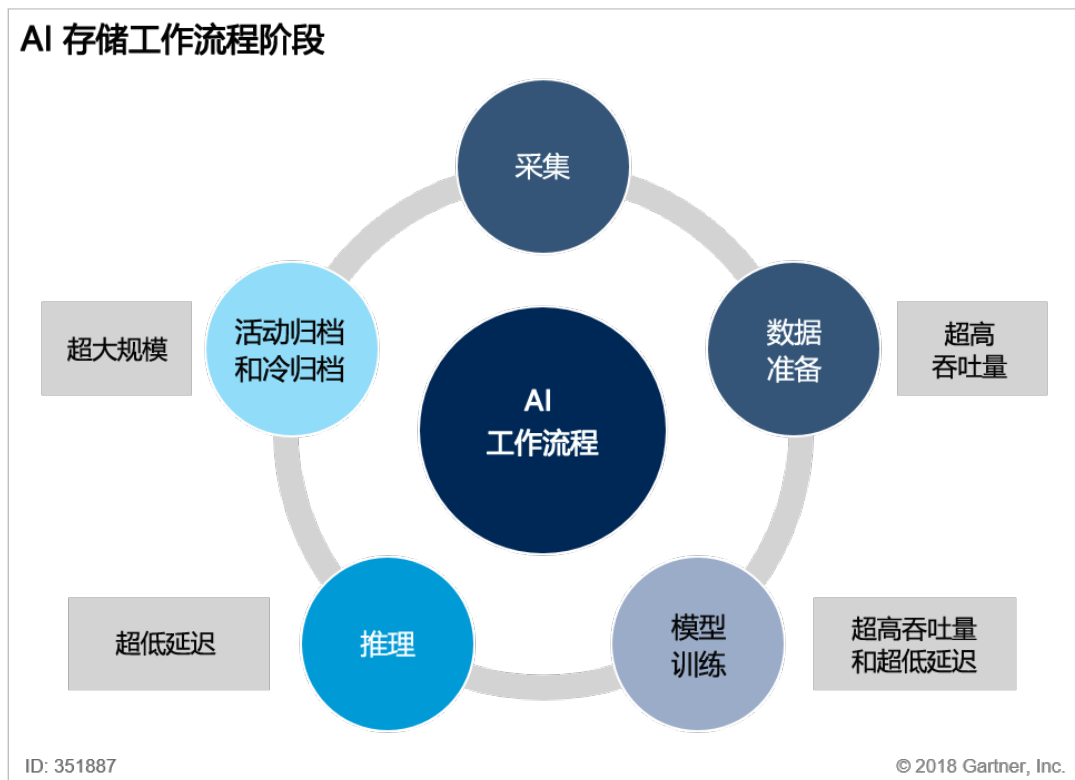
- **DNN:** DNN 工作负载通常涵盖非常深入的神经网络，涉及一系列复杂模型，如卷积神经网络、循环神经网络等。这些模型一般使用高度并行化的技术进行实施。这些模型的特性各不相同，因此需要大量（经过清理且添加标签的）数据进行训练。这些模型的训练数据集大小在单个模型中可轻松扩展到多个 PB。训练阶段的核心运行包括大量随机小型 (KB) 读取操作。

I&O 负责人针对模型训练设计基础架构，他们应优化吞吐量并将延迟时间缩至最短。此阶段的输出是一个经训练的模型，可部署到生产中。不管 ML 模型为何种类型（统计 ML、DNN 或混合），训练后的模型往往是 KB 级。

推理: 模型训练阶段会限制吞吐量，而推理或模型部署阶段一般对延迟时间比较敏感。在推理模式下，部署的经训练模型需要分析数据的最新快照（通常是流式数据），并近乎实时地提供分析。在本阶段中，I/O 并非核心瓶颈，重要的是模型部署的基础架构要能够尽可能加快数据速度。此外，部署的模型所经历的所有新数据都需要进行存储并与训练数据重新整合，这样才能不断地重新训练并改进模型。

当 I&O 负责人开始评估新的平台和产品以支持 AI 项目时，他们必须记住，很难找到一个适合整个工作流程的“通用型”存储和数据平台。一方面，计算密集型 ML 和 DNN 工作负载提出了新的独特的性能挑战，需要新的方法来大规模适应高吞吐量和低延迟。另一方面，他们需要能够以最低的成本存储多个 TB 的数据集，同时在边缘、核心和公共云部署之间实现数据移动。

图 3. AI 存储工作流程阶段



资料来源：Gartner (2018 年 8 月)

建议:

- 通过利用现有存储和数据管理基础架构进行数据整合, 优化存储基础架构以完成数据收集和集成阶段。
- 通过设计流式、扩充的 I/O 密集型存储基础架构, 提高数据准备和清理阶段的效率。
- 通过设计吞吐量更高的存储基础架构, 消除模型训练阶段的 I/O 瓶颈。
- 通过设计延迟更短的存储架构来加速数据移动, 加速推理阶段。

AI 和 ML 工作负载的独特需求会让 I&O 负责人重新评估其存储选择方法, 并采用新的技术和部署方法。

一旦 I&O 负责人意识到大型部署需要适应 AI 数据处理的所有阶段, 过程十分复杂, 他们在针对 AI 和 ML 部署存储平台时会面临新的挑战。表 1 列出了 AI ML 管道计划五个阶段对应的存储特性和需求。

表 1: AI ML 存储工作负载特性

[放大表格](#)

AI ML 阶段 ↓	采集 ↓	数据准备 ↓	训练 ↓	推理 ↓	归档 ↓
目标	容量和性能层: 数据收集	性能层: 数据聚集和标准化	性能层: 通过并行处理过程来训练模型	性能层: 模型分析	容量层: 用于活动归档和冷归档的长尾数据
数据保留时间	数年	数年	数周到一个月	一个月	数年
工作负载类型	面向吞吐量	面向吞吐量。小型和大型 IO	高带宽、低延迟、小型随机 I/O	低延迟、混合读/写工作负载。	面向吞吐量、大型 I/O、流式、顺序写入
协议	SMB、NFS、HDFS	Object Storage S3、SMB、NFS、HDFS	NFS、SMB	NFS、SMB	S3、LTFS
部署方法	边缘 本地 云端	本地 公共云	本地 公共云	本地 公共云	本地 公共云
技术	边缘级别分析 软件定义存储	数据整合工具 数据湖、去重、压缩	NVMe SSD NVMe-oF 共享加速存储分布式文件系统	NVMe SSD 存储级内存 NVMe-oF 分布式文件系统	对象存储 Blob 存储 磁带

资料来源: Gartner (2018 年 8 月)

在表 2 中，我们概述了如何选择和评估存储平台，以满足大规模 AI ML 实施的需求：

表 2: ML 基础架构的存储选择需求

[放大表格](#)

选择考虑因素 ↓	为何对于 ML 很重要 ↓
可移植性	<ul style="list-style-type: none">在边缘、数据中心或公共云进行部署支持数据移动性和云爆发
可扩展性	<ul style="list-style-type: none">从小型存储开始，按需向外扩展针对单一目录中的数 TB 级数据和数十亿个文件进行构建
性能	<ul style="list-style-type: none">含小文件和随机 I/O 的混合工作负载之间的一致性能大规模确保数据和元数据性能
互操作性	<ul style="list-style-type: none">支持 ML 库和生态系统支持容器平台
软件定义	<ul style="list-style-type: none">独立于设备、无共享、利用最新的硬件创新支持边缘、核心和公共云之间的数据管理
优化成本	<ul style="list-style-type: none">合理调整存储投资；一个解决方案可能无法满足所有需求。总体拥有成本 (TCO) 必须聚焦于整个数据生命周期

资料来源：Gartner (2018 年 8 月)

建议：

- 选择能够同时为面向带宽的批量工作负载和小文件工作负载交付高性能的供应商和产品，因为大多数传统解决方案无法同时对顺序和随机存储 I/O 实现较好的性能。
- 使用共享存储方法整合数据平台，消除各个 ML 和 DNN 数据管道阶段之间的数据移动，提高存储效率。
- 利用高性能网络实现现有存储网络现代化。考虑实施 RDMA NVMe-oF 协议，以便在利用低延迟 NVMe 介质时提高性能。如果设计不当、大小失调，AI ML 管道瓶颈可能会转移到网络。
- 避免仅关注性能特征。评估所有存储产品的成本、便携性、部署选项和互操作性需求。
- 开发集成方法，跨不同 AI 管道阶段和部署选项（边缘、核心和公共云）开展数据管理，避免引入存储孤岛。

支持 ML 工作负载的供应商生态系统尚未成熟，但正在快速发展，这让 I&O 负责人在选择供应商时更加难以做出决定

ML 和 DNN 工作负载对存储架构具有重大影响。由于专业处理器（如尤其在神经网络的训练阶段较常用到的 GPU）的并行处理能力和绝对密度，从基于磁盘的系统读取训练数据是最常见的瓶颈之一。基础架构和运营负责人应设计网络和存储子系统，以减少 I/O 瓶颈，从而充分发挥专用计算硬件（如 GPU）的投资价值。要减少 GPU 空闲时间，一种越来越普遍的做法是使用固态阵列或驱动器或其他形式的非易失性存储器或持久内存来优化预处理管道。由于在训练阶段摄入的数据量很大，最好是将这些数据集存储到共享存储器中，这样企业就可以单独扩展计算和存储环境。集中式存储还有助于版本控制，这样整个企业中的用户和应用程序就能利用单一一致副本开展工作。新推出的 NVMe SSD 可以缓解与神经网络相关的低带宽和高延迟问题。

许多大型老牌供应商正在针对 AI 工作负载重新定位其分布式文件系统，同时我们还发现这个领域中涌现出多个新兴供应商。积极应对 AI 工作负载的供应商大致可为以下几类：

- 设备供应商 - 主要专注于本地部署
- 软件定义存储 (SDS) 供应商 - 与工作负载的运行位置无关
- 云原生存储服务 - 主要由大型 IaaS 供应商提供，如 Amazon Web Services (AWS)、Azure 和 Google

表 3 展示了与 AI 工作负载相关的典型供应商列表及其相对不同之处。

表 3: AI 存储供应商生态系统

[放大表格](#)

供应商 ↓	产品 ↓	产品类别 ↓	云平台支持 ↓
AWS	S3、EFS、EBS	本机云服务	AWS
DDN	AI 200、400 和 7990	设备	
Dell EMC	Isilon	设备和软件	
Elastifile	Elastifile Cloud File System	软件	AWS、Azure、Google
Google Cloud Platform	Google Cloud Storage、Persistent Disk	本机云服务	Google Cloud
IBM	Spectrum Scale	设备和软件	IBM Bluemix
MapR 技术	MapR-XD	软件	AWS、Azure、Google
Microsoft Azure	Azure Blob Storage、Azure Files		Azure
NetApp	FAS/ONTAP、ONTAP AI	设备和软件	AWS、Azure、Google
Pure Storage	FlashBlade、AIRI	设备	
Vexata	VX-100	设备	
WekaIO	Matrix	软件	AWS

资料来源：Gartner (2018 年 8 月)

建议:

- 选择在部署模型中提供最广泛平台支持和灵活性的供应商，因为许多 AI 工作负载将从数据中心扩展至云端和边缘端。
- 运行扩展的概念证明，大规模测试混合工作负载的性能，从而评估产品交付一致的线性性能增长的能力。
- 按照 TCO 的可预测性、灵活性（资本支出与运营支出）以及基于云的部署的按需选项，评估供应商定价。

依据

此调研基于作者处理的有关此主题的 200 多条 Gartner 客户咨询以及众多供应商简报。

© 2018 Gartner, Inc. and/or its affiliates. All rights reserved. Gartner 是 Gartner, Inc. 及其关联公司的注册商标。未经 Gartner 的提前书面许可，不得以任何形式复制或分发本出版物。本出版物包含 Gartner 研究机构的观点，不得被视为事实陈述。尽管本出版物中包含的信息来自被认为可靠的来源，但 Gartner 对此类信息的准确性、完整性或充分性不作任何保证。虽然 Gartner 的研究可能涉及法律和财务问题，但 Gartner 不提供法律或投资建议，其研究结果也不得被视为或用作此类目的。您对本出版物的访问和使用受 [Gartner 使用政策](#) 的约束。Gartner 在独立性和客观性方面享有盛誉。其研究结果均由自己的研究机构独立得出，未听从任何第三方的意见或受其影响。有关更多信息，请参阅“[独立性与客观性指导原则](#)。”