



技术白皮书

设计和构建 AI 工作流数据管道

在整个企业中从边缘到核心再到云部署 AI、
机器学习和深度学习

NetApp 公司的 Santosh Rao
2018 年 3 月 | WP-7264

内容提要

企业渴望利用深度学习 (Deep Learning, DL) 等人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 技术推出新服务，从企业数据中获得深入见解。随着数据科学团队利用过去的概念验证来实施深度学习，他们必须专注于创建一个完整的数据架构，以消除瓶颈，实现更快的模型迭代。

设计数据架构涉及到全盘考量数据管道，从在核心数据中心内的数据载入和边缘分析到数据预处理和训练，再到在云中归档。必须要了解性能需求、数据集和所需的数据服务。但是，深度学习硬件和云计算方法会随着时间不断发展，因此您还应该考虑将来的可扩展性和可支持性。

本白皮书将讨论 AI 基础架构面临的各种难题，以及 NetApp 如何帮助您为当前的深度学习工作流构建数据管道，同时确保您在 AI 基础架构方面的投资符合未来需求。精心规划基础架构可确保数据在深度学习管道中顺畅流动，进而加快部署速度并获得最大竞争优势。

目录

1 简介：您的基础架构是否已准备好为生产中的 AI workflow 提供支持？	3
2 深度学习管道中的数据流	4
3 加速深度学习管道中的 I/O 处理	5
3.1 消除边缘瓶颈	5
3.2 消除内部瓶颈	6
3.3 消除云中瓶颈	7
4 用于深度学习管道的文件系统和数据架构	8
4.1 流入训练集群的数据	9
4.2 其他性能因素	10
5 NetApp 技术与深度学习管道	12
6 打造面向未来的深度学习管道	12
6.1 规划核心硬件发展	13
结论：掌控您数据管道和 AI 未来	13

表格目录

表 1) 主要问题和注意事项	9
----------------------	---

插图目录

图 1) 为深度学习设计的数据管道也可以满足其他 AI 和大数据 workflow 的需要。	3
图 2) 深度学习管道既可以存在于内部，也可以存在于云中。	4
图 3) 通过利用数据分层进行边缘分析，可以将从边缘收集的数据分为 用于核心的高优先级数据和用于归档的低优先级数据。	5
图 4) 管道核心位于内部的深度学习管道。	6
图 5) 通过将数据放置在云附近，您可以在利用云计算的同时加快数据传输速度并增强控制力。	7
图 6) 非结构化数据支持在数据湖中进行合并，然后流式传输到训练集群。	9
图 7) 结构化数据使用小型随机 I/O 读取并在训练集群中进行合并。	9
图 8) NetApp Data Fabric 技术。	12
图 9) 您 AI/ML/DL 管道的核心将会不断发展。	13

1 简介：您的基础架构是否已准备好为生产中的 AI 工作流提供支持？

各行各业的企业都渴望利用人工智能 (AI) 技术推出新服务，从企业数据中获得新见解。然而，当数据科学团队利用过去的概念验证项目开始实施 AI 技术时，他们常常会在数据管理方面遇到问题。例如，在多个数据存储库之间移动或复制数据时可能遇到重重困难。同样，在大型动态数据集之间满足性能和保护的生产质量服务级别也是一大难题。

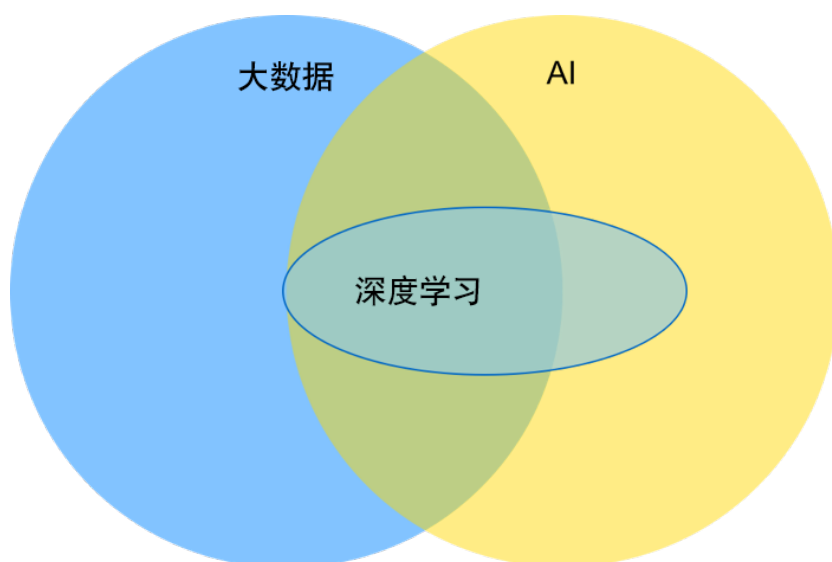
出现这一难题的部分原因在于，成功利用 AI 所需的数据流未与数据中心隔离。随着各类企业开始利用物联网 (Internet of Things, IoT) 和 AI 技术，他们在从边缘到核心再到云的各个环节都面临着数据难题。

例如，许多汽车公司已经开始从越来越多的车辆（边缘）上收集数据。这些数据用来训练自动驾驶（核心）所需的 AI 算法。由于数据集呈指数级增长，而且需要存储下来以便重复使用，因此它们必须存储在可扩展的低成本平台（云环境）中。不夸张地说，如今汽车公司正在逐步将 IT 技术推向极限。全球零售商面临着类似的挑战，因为他们要基于来自全球数百个零售点的销售点设备收集的数据建立推理模型。

有些人会让您相信 AI 数据挑战仅仅在于如何提供性能。性能是 AI 管道核心的基石。但是，您需要一个涵盖从数据载入到数据归档在内整个数据流的数据管道，以便在确保成功运营的同时，在每个阶段提供最佳性能、效率和成本。

本白皮书将讨论 AI 基础架构面临的各種难题，并介绍 NetApp 如何帮助您构建支持深度学习 (DL) 的数据管道。从计算和 I/O 角度来衡量，深度学习是要求最严苛的 AI 工作流，因此为深度学习设计的数据管道也可以满足其他 AI 和大数据工作流的需要。（见图 1。）

图 1) 为深度学习设计的数据管道也可以满足其他 AI 和大数据工作流的需要。

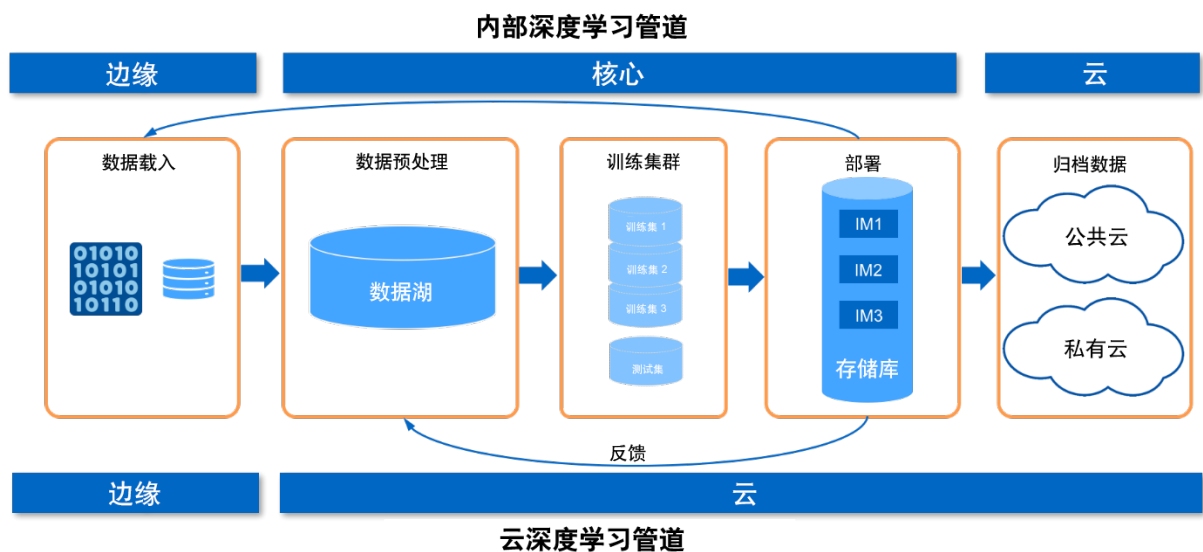


2 深度学习管道中的数据流

在为 AI 或深度学习设计数据管道时，首先应考虑图 2 中所示的步骤：

1. **数据载入。**载入通常发生在边缘：例如，从汽车或销售点设备上捕获数据流。根据使用情形，可能需要在载入点或其附近部署 IT 基础架构。例如，零售商可能需要在每个商店占用少量空间，以便摆放多台设备并整合其中的数据。
2. **数据预处理。**预处理是在训练前规范化数据的必需步骤。预处理发生在数据湖中，数据湖可能是以 S3 层形式存在于云环境中，也可能以文件存储或对象存储形式存在于内部环境中。
3. **训练。**在深度学习的关键训练阶段，通常会定期将数据从数据湖复制到训练集群中。此阶段使用的服务器往往使用图形处理单元 (Graphics Processing Unit, GPU) 或定制芯片并行运行，从而形成巨大的数据处理能力。原始 I/O 带宽至关重要。
4. **部署。**推出最终模型进行测试，然后将其投入生产。根据使用情形，可能会将模型部署回边缘运营环境。将对模型的实际运行结果进行监控，反馈将以新数据形式流回数据湖，同时使用新数据对流程进行迭代。
5. **归档。**来自过去迭代的冷数据可能会无限期保存。许多 AI 团队会将冷数据以对象存储形式归档到私有云或公共云中。

图 2) 深度学习管道既可以存在于内部，也可以存在于云中。



许多企业尝试在云中或内部构建这种数据管道。这种方法通常会使用商用硬件，而且采取强制性数据管理方式。云计算可能因成本太高而让人望而却步。将大量数据快速移出云会产生高昂的成本；在将数据置于云中后，管道的剩余部分很可能会在云中运行。无论哪种情况，随着项目向生产过渡和数据量增长，都会不可避免地出现瓶颈。

最大瓶颈将出现在训练阶段，因为在此阶段，需要大量 I/O 带宽和极高的 I/O 并行处理能力，才能为深度学习训练集群馈送数据以进行处理。在训练阶段之后，产生的推理模型通常会存储在开发运营型存储库中，这样它们可以受益于超低延迟访问。

但是，如果数据从载入开始就无法在整个管道中顺畅流动，那么 AI 数据管道将永远无法充分发挥效率。您只能让员工花更多时间来管理管道。

3 加速深度学习管道中的 I/O 处理

无论您是在内部还是云中执行 AI 工作流，运营瓶颈都将导致完成每个训练周期所需的时间延长。所需的额外时间不仅会导致管道生产效率下降，而且还会占用员工的宝贵时间。

本节将介绍如何解决从边缘到核心再到云的 I/O 瓶颈问题，其中包括：

- 让数据载入速度变慢的边缘瓶颈
- 内部瓶颈
- 云中瓶颈

尤其在管道核心的三个阶段（数据预处理、训练和部署），会形成必须专门处理的独特 I/O 需求。

3.1 消除边缘瓶颈

智能边缘设备产生的数据量和大量载入点会给边缘的计算、存储和网络造成巨大压力。这些数据在转移到数据中心或云中时，就会形成各种瓶颈。

通过应用边缘级别分析，您可以在载入时处理数据并有选择地传输数据。这种方法需要在边缘部署具有高性能、超低延迟存储的基础架构。许多 NetApp 客户都采用分层方法，在最近的位置部署基础架构，在边缘使用传感器作为端点。

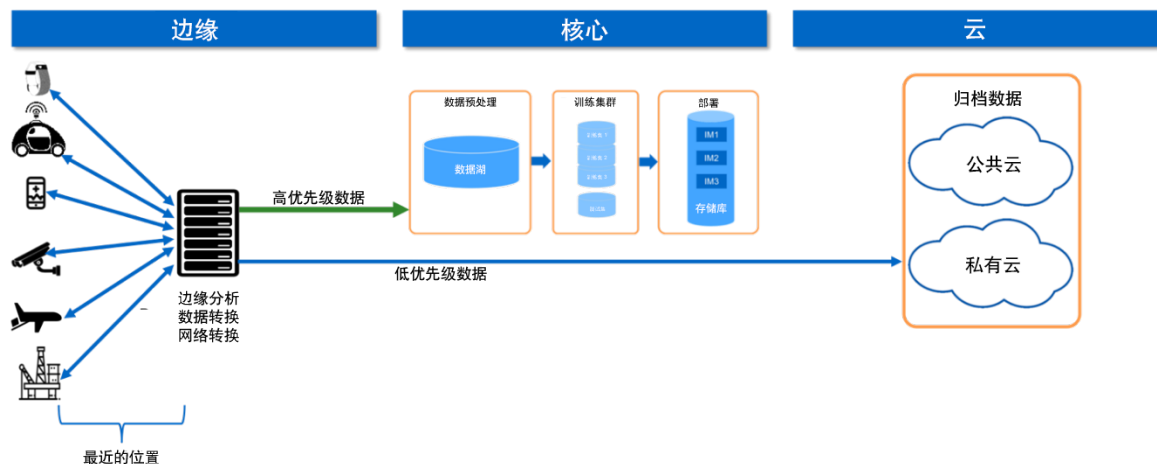
制造设备中的传感器将数据馈送到部署在每个工厂的基础架构中以聚合并分析数据，以便有选择地沿链条上传数据。这种方法对于自动驾驶汽车（每个端点每天可产生多达 7 TB 数据）、零售和其他许多领域同样很有意义。

边缘的分层数据管理

利用边缘级别分析，您可以创建不同级别的数据服务。采用此方法，可以确定数据的优先级（使用简单筛选或高级分析和 AI），并高效传输到 AI/机器学习 (ML)/DL 管道。其他数据则不会划分优先级，并且可能会被丢弃，或使用其他服务类别进行管理。

根据要求，每层数据均可使用不同转换方式处理，以满足必要的存储效率和安全性级别。例如，低优先级的数据可以经过压缩、消除重复和加密后存储在云存储库中以满足合规性要求，或以防以后处理时需要。（见图 3。）

图 3) 通过利用数据分层进行边缘分析，可以将从边缘收集的数据分为用于核心的高优先级数据和用于归档的低优先级数据。



能够在边缘处理分析说明可以利用计算能力。我们看到，计算和云供应商正在采取各种策略争取边缘空间。例如，NVIDIA 正在将 GPU 的处理能力扩大到边缘，以便将 AI 应用于自动驾驶汽车等领域。从数据角度来看，所有这些解决方案具有一个共同特点，那就是将缺乏智能数据管理的商用 DAS 整合在一起。很显然，这需要智能数据存储。

智能数据移动工具

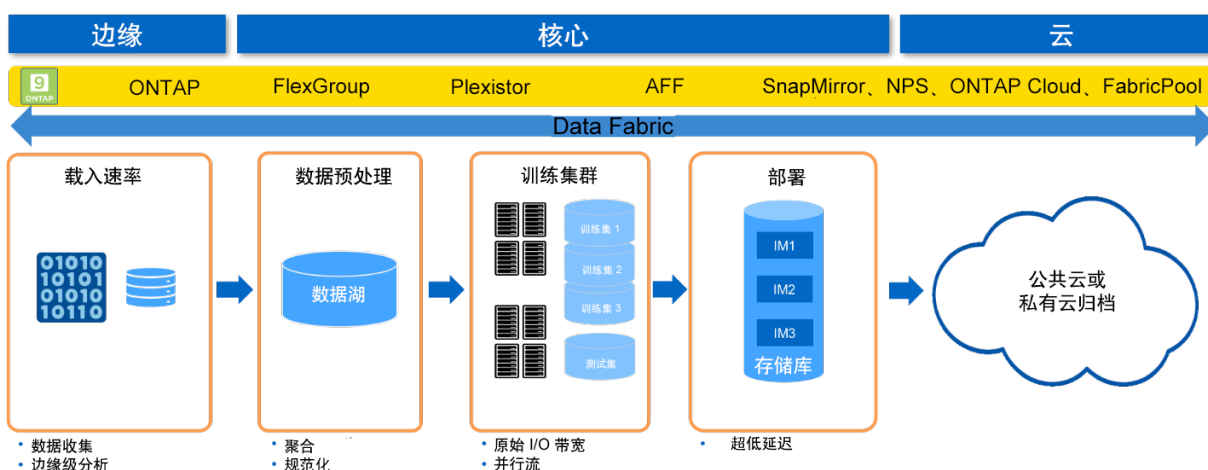
要从边缘高速提供数据，关键要素之一便是拥有智能数据移动工具。在目前最常见的架构中，均使用 S3 输出的完整数据移动形式来移动数据。这种方法的不足在于，数据不经任何转换即整体移动。

这种粗暴的方法可以用智能数据移动工具代替，这种工具可以将数据聚合起来，进行转换以减少占用空间，并应用网络转换以只移动发生更改的数据块。这种方法可以大幅加快数据移动速度，减少带宽需求。

3.2 消除内部瓶颈

如果您的深度学习管道的核心位于内部（如图 4 所示），那么您可以直接控制数据湖、训练集群和推理模型部署。

图 4) 管道核心位于内部的深度学习管道。



数据湖

当数据从边缘流入时，会被收集在数据湖中。随着数据量的增长，实施不当的数据湖将成为瓶颈。数据湖可以通过 Hadoop 文件系统 (Hadoop File System, HDFS) 采用 Hadoop 部署形式，也可以使用对象存储或文件存储实施。HDFS 未经过性能优化，并且每个数据对象通常会保留三个副本，因此会导致写入性能降低，成本增加。

对象存储最初用于云归档，而非为提高性能，但在许多情况下，它们实际上已成为大数据项目的数据存储库。正如您在前文看到的，对于深度学习，对象存储在性能方面还有许多值得期待的地方。

再看文件存储，Lustre 和 GPFS 等横向扩展文件系统专为高性能计算 (High-Performance Computing, HPC) 批处理而设计，并不擅长处理小型文件工作负载。从智能边缘设备流入数据湖中的数据往往以许多小文件的形式存在，这些文件系统没有经过相关优化，因此性能会受到影响。

NetApp® AFF 克服了其他数据湖方法的局限性，在与 NFS 和 ONTAP® FlexGroup 卷相结合使用时尤为明显。FlexGroup 组可同时为带宽导向型工作负载和小型文件工作负载提供高性能。前面提到的其他数据湖解决方案（HDFS、对象存储、Lustre、GPFS 及其他横向扩展文件存储）也许能兼顾一面，但它们无法同时为顺序和随机 I/O 提供高性能。

训练集群

目前一流的深度学习训练集群为拥有 32 至 64 台服务器的横向扩展集群，每台服务器有 4 到 8 个 GPU。从 I/O 角度来说，您必须让所有这些 GPU 全负荷运转。这意味着让每个 CPU 核心处理一个并行 I/O 流。反过来，每个 CPU 核心均与一个 GPU 紧密关联。CPU 处理它的 I/O 流，聚合 I/O 并将数据馈送给 GPU。

此过程会在以下方面造成 I/O 瓶颈：

- 数据必须从数据湖快速高效地传输到训练集群。
- 多达 256 个并行 I/O 流（32 至 64 台服务器，每台服务器有 4 到 8 个 GPU）必须满载并暂存，从而源源不断地为 GPU 馈送数据。

只有 NetApp ONTAP 软件架构可同时满足这两方面的要求。可以使用混合闪存节点设计数据湖，因为混合闪存节点可以使用极高带宽将数据流式传输到训练集群中。支持训练集群的全闪存存储节点的每个双控制器 HA 对可提供高达 18 GBps 的带宽和低于 500 微秒的延迟，因而能够满足许多并行 I/O 流的带宽要求。NetApp 还提供技术路线图，支持您不断按需扩展 AI/ML/DL 管道的 I/O 性能。

部署

训练完成后，产生的推理模型将放入开发运营型存储库中，接受推理测试和假设验证。在此阶段，必须部署支持极低延迟的存储系统。

借助 NetApp，一个存储架构即可满足深度学习管道核心的所有性能需求。虽然这种方法具有立竿见影的优势，但目前对大多数客户来说最先进的方法还是为管道的每个阶段运行独立的集群。在部署数据湖的情况下，才有可能构建大数据管道。您可能希望只将深度学习所需的新要素作为独立项目实施并在阶段之间复制数据。但是，随着数据不断增长，您将需要进一步统一管道。AFF 同样可以帮助实现这种统一。

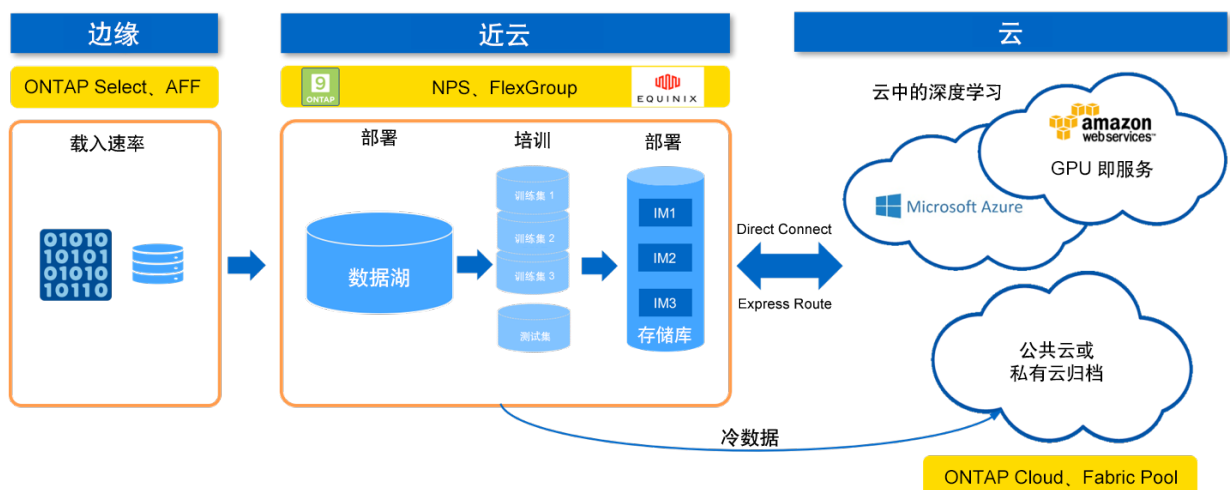
3.3 消除云中瓶颈

您可能决定在云中部署深度学习，以获得敏捷性和易用性。但是，在云中运行深度学习管道时，也可能面临相同的瓶颈：

- 您的数据湖能否提供数据载入所需的性能？它是否能将数据流式传输到训练集群？
- 您的云提供商是否能提供训练集群所需的 I/O 并行处理能力？
- 您如何提供最终推理模型所需的超低延迟？
- 如果您需要确保拥有敏感数据的控制权该怎么办？

借助 NetApp 私有存储 (NetApp Private Storage, NPS)，您可以将数据存储于云附近，在使用公共云计算功能和其他服务的同时，保持对数据的完全控制（见图 5）。NPS 可将上节所述的相同架构和相同性能带到公共云中。不仅解决了数据控制权问题，您的数据也绝不会被锁在云中。

图 5) 通过将数据放置在云附近，您可以在利用云计算的同时加快数据传输速度并增强控制力。



如果您的数据湖必须绝对位于云中，则可以利用 NetApp Data Fabric 在 Azure 或 AWS 云服务中存储并无缝管理 NFS 数据。

4 用于深度学习管道的文件系统和数据架构

在 AI 管道中，与从数据湖流入训练集群的数据相比，从边缘流入的数据具有不同的 I/O 特性。本节讨论为了让数据在数据管道中顺畅流入训练集群而必须考虑的一系列具体选择。

把训练集群中的 GPU 想像成一辆高性能汽车。通畅的数据管道所带来的差别就像在赛道上和在高峰期的高速公路上行驶的区别一样。为了从您的 AI 智能部署（包括 ML 和 DL）中取得最大成效，数据管道或许是唯一最重要的注意事项，但却常常被忽略。最佳数据架构应将边缘、数据湖和训练集群的 I/O 需求都考虑在内。

对象存储的设计目的并不是为了提供数据管道所需的性能级别。对象存储最初是为了用于云归档，而非为提高性能，但在许多情况下，它们实际上已成为大数据项目的数据存储库。尤其对于深度学习，对象存储在性能方面还有许多值得期待的地方。

您在选择文件系统和数据架构时，应考虑对您的 AI 环境具有重要影响的所有因素。基于文件的存储仍是极佳选择，但是有许多因素需要考虑，如表 1 所示。

表 1) 主要问题和注意事项。

主要问题	主要注意事项
应考虑哪些文件系统？	<ul style="list-style-type: none">• Lustre 或 GPFS 等横向扩展文件系统• HDFS，一种常用的大数据文件系统• NFS，过去 30 年间针对技术应用程序部署范围最广泛的共享文件系统
该文件系统能否在不影响性能的前提下，容纳并联合来自多种数据源的结构化和非结构化数据？	<ul style="list-style-type: none">• 日志和传感器数据• 数据库，包括 RDBMS 和 NoSQL• 多种类型数据库的随机 I/O：NoSQL 中的表格扫描、文档和资料集读取、纵列数据库中的纵列读取和键值数据库中的键值随机读取• 内存数据库和内存引擎（如 Spark）的顺序 I/O• 电子邮件日志• 主目录• 其他来源
与顺序 I/O 相比，它能否为小型随机 I/O 提供相同的性能？	<ul style="list-style-type: none">• 一些数据源产生随机 I/O，而另外一些产生顺序 I/O• 文件系统必须能在两种类型的 I/O 之间平衡性能
这些数据移动工具的性能和功能如何？	<ul style="list-style-type: none">• 最佳性能• 最高效的数据移动
它能否帮助您实现数据生命周期自动化？	<ul style="list-style-type: none">• 通过智能筛选决定哪些数据传输到核心，哪些传输到归档层• 为筛选决策提供实时性能
它是否支持最新存储和内存介质，无需中断便可改善性能和延迟？	<ul style="list-style-type: none">• 可满足数据存储库性价比要求的存储层，包括存储级内存 (Storage-Class Memory, SCM)、非易失性内存标准 (Nonvolatile Memory Express, NVMe)、闪存、混合闪存、磁盘和云• 在各层之间无中断移动数据• 可逐渐增加性能的横向扩展设计

4.1 流入训练集群的数据

除表 1 中所列注意事项外，在数据流入训练集群的方式上，还存在一些需要了解的重要细微差别。这些因素会影响：

- 合并 I/O 的位置
- 对单一命名空间的要求
- 元数据扩展

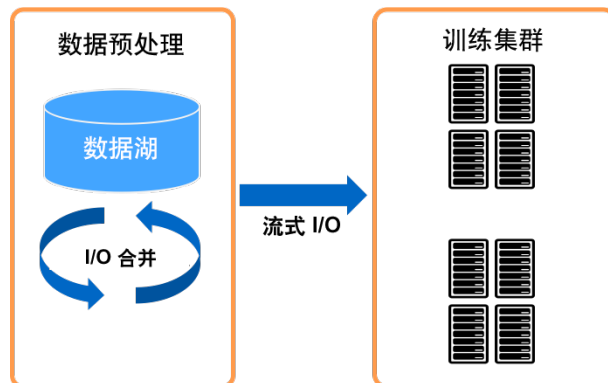
I/O 合并

数据管护是数据源的一项功能。I/O 合并可以在两个不同位置进行：

- 在数据湖中作为数据管护和转换的一部分，导致 I/O 流式传输到训练集群中
- 在训练集群中，产生来自数据湖的随机 I/O

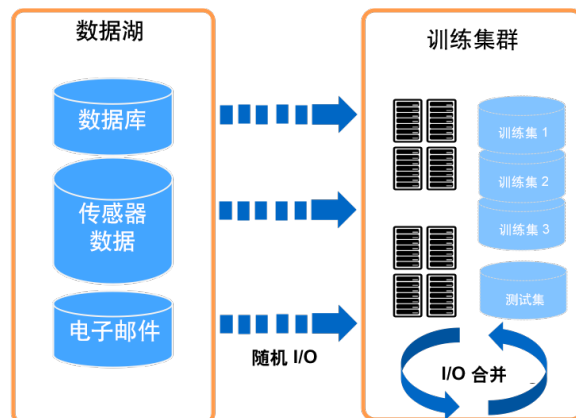
当您处理非结构化数据湖时，按定义这几乎相当于一个文件系统。它能够管护数据并将数据设计为一组合并文件流。这些文件流可以很好地与训练集群协调一致，这样数据可以直接流式传输到集群 CPU，以便预先加载并馈送给 GPU。（见图 6。）

图 6) 非结构化数据支持在数据湖中进行合并，然后流式传输到训练集群。



相反，使用数据库、传感器日志、文件日志、电子邮件等数据源，可能无法顺利地进行管护后读取，让您将数据流式传输到训练集群。在此类情况下，使用随机读取访问数据，并在训练集群中进行 I/O 合并。（见图 7。）

图 7) 结构化数据使用小型随机 I/O 读取并在训练集群中进行合并。



根据您的拥有的数据源的类型，您的数据架构可能需要能同时为训练集群提供大型顺序读取和小型随机读取。

单一命名空间

AI 数据集有可能增长到超大规模，造成巨大的数据无序增长。适应这种增长需要具有单一命名空间的横向扩展文件系统，而单一命名空间可将性能线性扩展到单个客户端节点或并行访问相同数据的多个客户端节点。拥有可随您增加计算和容量资源而不断扩展的架构至关重要。

不同类型的客户端均可访问此单一命名空间，而且每个客户端都会对性能产生影响。某些训练模型被视为“异步”：数据集在训练集群节点之间静态分区，而且对命名空间的区域进行单节点访问，从而形成“单客户端活跃”情形。

其他训练模型同步运行。训练模型与其数据集紧密结合，且数据集在可即时访问的所有集群节点之间共享。从性能角度看，这种“多客户端活跃”情形是要求最严苛的情形。

其他使用情形包括多层神经网络训练不同节点上的各个网络层。这些节点作为该模型从一个节点发展到下一个节点的模型管道。这种方法会导致以“横扫”访问方式一次一个节点地重复读取整个数据集。

当您评估能够解决这些使用模式的文件系统时，您会发现 NFS 已应用于广泛的工作负载。从 HPC 根目录和主目录到运行于 NAS 存储上的 Oracle 和 SQL 等数据库，再到 SAP 和新兴的虚拟化和大数据，工作负载范围非常广泛。由于长期以来广泛应用于各种工作负载，因此 NFS 能够同时处理随机和顺序 I/O。可能会因为不同的命名空间访问模式而产生这种 I/O，在线性横向扩展集群中结合全闪存存储的优势时更是如此。

作为相对较新的文件系统，HDFS 尚未充分展现出能够适应多样化工作负载和性能特性。大数据供应商一直在进行重大（且专有）改写，以应对从 MapReduce 过渡到 Spark 的性能需求。AI 的引入进一步搅动了 HDFS 局面

依赖 HDFS 等大数据特定的文件系统意味着会有更多数据副本和孤岛，因为您会发现自己为实现 AI 再一次将数据从 HDFS 复制到高性能横向扩展文件系统。

元数据性能

前面讨论的访问模式也会对元数据性能产生影响。训练集群中的每个节点都可能会独立查询元数据，因此元数据访问性能必须随着文件系统的增长而线性扩展。因为依赖独立的元数据服务器和存储，所以使用 Lustre 和 GPFS 等文件系统的元数据访问有可能成为一种瓶颈。

4.2 其他性能因素

在为会同时影响性能和可用性的 AI 数据管道选择文件系统时，还需要考虑其他各种因素。其中包括：

- 易于管理
- 服务质量 (Quality of Service, QoS)
- 克隆功能
- 客户端缓存解决方案的生态系统
- 能否使用统一文件系统跨数据湖和各个 AI/DL 层执行原位 AI/DL
- 同类最佳介质支持
- 适应未来需求

简化管理

当您评估文件系统时，一定要注意与管理相关的几个问题。该文件系统能否自主地自动扩展，不需要管理干预？管理该文件系统需要花费多少时间？技术专业知识需要达到什么程度？能否轻松找到具有必要专业知识的人员？

配置、维护、监控和管理 Lustre 和 GPFS 等横向扩展文件系统可能具有一定的挑战性。相比之下，NFS 更易管理，而且 NFS 专业知识也更为普及。

服务质量

服务质量 (QoS) 也会成为您数据架构的重要元素。您可能在构建费用高达数百万美元的多租户训练集群。在您提供多租户功能，让多项服务共享相同资源时，QoS 具有至关重要的作用。

- 该文件系统是否提供 QoS 功能？
- QoS 是否实现了端到端集成？
- 您能否对存储、网络 and 计算之间的性能消耗应用限制和上限，从而划分不同训练模型的服务级别？

克隆功能

多租户需求的一部分是满足组织中不同的工作职能。不同的开发阶段可能有不同的训练模型，这就形成了不同的使用情形：

- 早期训练
- 模型验证
- 预部署
- 生产部署

通过克隆数据集并为每个克隆分配不同的 QoS 设置，您可以为不同使用情形提供不同的性能服务级别协议。因此，节省空间的克隆是多租户集群的必备功能。

客户端缓存

使用客户端缓存提供的数据缓冲区，在从训练集群节点访问训练数据集时可以实现无中断数据流动，从而帮助进一步提高性能。支持客户端缓存产品（无论开源还是商用）生态系统的文件系统，具有显著的优势。

对基于 NFS 的存储而言，存在多种开源和商用选项。目前很少有适用于 Lustre、GPFS 或 HDFS 的客户端缓存产品。而且，几乎无一不是开源且广泛使用的。

使用统一文件系统的原位 AI/DL

在某些情况下，您需要为大数据分析工作负载和 AI/ML/DL 工作负载提供相同数据。对应用于后处理（例如，用于监控、欺诈检测等）的 AI，只要拥有正确的文件系统，无需数据副本便可处理这两种工作负载。数据集驻留在一个位置。无需将数据复制到数据湖和训练集群的专用文件系统中，即可同时进行原位分析和原位 AI/ML/DL 计算处理（如前所述，可能会使用客户端缓存）。

不过，如果实时性能是一项关键要求或重要竞争优势，您可能仍需要为训练集群提供专用数据副本。

支持一流介质和内存

最后，选择一个可支持最新介质和内存技术的文件系统，以便数据管道的性能能够继续与技术路线图同步发展。该文件系统当前是否针对闪存进行了优化？它是否可以无缝扩展以支持新技术？供应商是否在基于网络结构的 NVMe (NVMe over Fabrics, NVMe-oF)、NVDIMM 和 3D XPoint 等领域积极地进行创新？

闪存目前能够实现 500 微秒左右的延迟。NVMe-oF 将延迟降低到 200 微秒。NVDIMM、3D XPoint 和持久性内存有望将延迟降到 100 微秒以下、10 微秒以下乃至最终达到纳秒级别。您的数据管道供应商必须进行持续投资，才能跟上基于服务器的解决方案和共享存储解决方案的发展步伐。

选择适应未来需求的数据架构和文件系统

整个 AI 领域的发展非常迅速，但是，若每隔六个月至一年时间就从头开始重新构建 AI 基础架构并不现实亦不可行。作为最后一个注意事项，您应该尽量选择能适应未来需求的技术。必须在所选基础架构中无缝且无中断地实施不同层次的技术，例如文件系统、互连、部署位置、介质和内存类型。若能如此，将为您带来长期投资回报，并且可在出现技术进步时有效地吸纳进来。

您目前选择的文件系统可能取决于您团队现在的使用习惯、技能和以前的专业知识。您可能想要考虑过去的部署经验、现有的部署和现有的基础架构。

例如，如果您能熟练使用 FC 或 InfiniBand 并希望在其上进行部署，您可以采用 SAN 架构和 Lustre 或 GPFS。随着时间的发展，您可能会认为 NFS 的 100GbE 或 400GbE 路线图更符合您的需求。精心规划的数据架构可以容纳该解决方案并适应未来需求，这样您无需更换基础架构便能无缝切换文件系统。

同样，您也可以现在选择 NFS，但在将来决定采用基于 SAN、NVMe 或 NVMe-oF 的文件系统或基于持久性内存的数据布局。通过采用适应未来需求的架构，您可以逐步实施数据存储库技术，而无需更换已部署的整个基础架构。

本章中概述的标准应该提供了一个良好的基础，您可以据此选择最适合您的 AI/ML/DL 需求的文件系统和数据架构。我们相信，基于我们满足这些需求的能力并在现有基础上不断吸收最新技术，在 NetApp AFF 存储上运行 NFS 的组合是最好的选择。

5 NetApp 技术与深度学习管道

NetApp Data Fabric 包括用于满足整个深度学习管道需求的数据管理技术（见图 8）。云提供商本身并不拥有边缘，并且可能受困于 I/O 性能。其他存储供应商试图解决训练期间出现的带宽问题，但无法提供超低延迟，而且他们缺乏涵盖整个工作流的必需技术。在这种情况下，NetApp Data Fabric 彰显出与众不同的优势。

在边缘，NetApp 可提供 ONTAP Select，它运行于商用硬件之上，用来实现数据聚合和高级数据管理。我们即将推出的 Plexistor 技术将加快数据载入，特别是在载入速率极高的情况下。

为了同时满足数据湖和训练集群的存储需求，NetApp AFF 存储在提供高性能和大容量的同时，还减少了对耗时数据副本的需求。NetApp 正致力于提供 NVMe-oF 和 Plexistor，以便进一步扩展 AFF 的功能。NPS 可为云中的深度学习管道提供许多相同的优势。

此外，对于归档冷数据，FabricPool 会根据定义的策略自动将数据迁移到对象存储。

图 8) NetApp Data Fabric 技术。

	边缘	核心	核心
目前	ONTAP® Select 基于商用硬件实现数据聚合与管理	全闪存 FAS 高性能全闪存存储	NetApp 私有存储 近云高性能存储
未来	Plexistor 超低延迟服务器端存储	<ul style="list-style-type: none">• NVMe-oF• Plexistor	FabricPool 冷数据自动分层存储到云

6 打造面向未来的深度学习管道

随着您不断增加服务器的数量以及 CPU、GPU 和专用 AI 芯片处理能力的不断提升，深度学习数据集和深度学习管道的 I/O 需求几乎肯定会继续增长。NetApp 路线图包含许多要素，有助于您通过扩展 I/O 来跟上发展。其中包括：

- **NVMe-oF**。将 NVMe-oF 整合到 AFF 架构之后，NetApp 将延迟降低了一个量级。
- **Plexistor**。2017 年 6 月，NetApp 收购了 Plexistor，这样我们不仅拥有了可以进一步降低延迟的服务器端技术，而且将 NetApp Data Fabric 扩展到服务器领域。Plexistor 可以部署在边缘、核心和云中，加快数据载入、边缘分析和培训的速度。

此外，如果您 AI 管道的核心目前在内部，您可能需要考虑制定旨在促进核心硬件发展的战略。将来您有可能需要从边缘到核心再到云的战略过渡到边缘到云的战略，您也应为此做好准备。

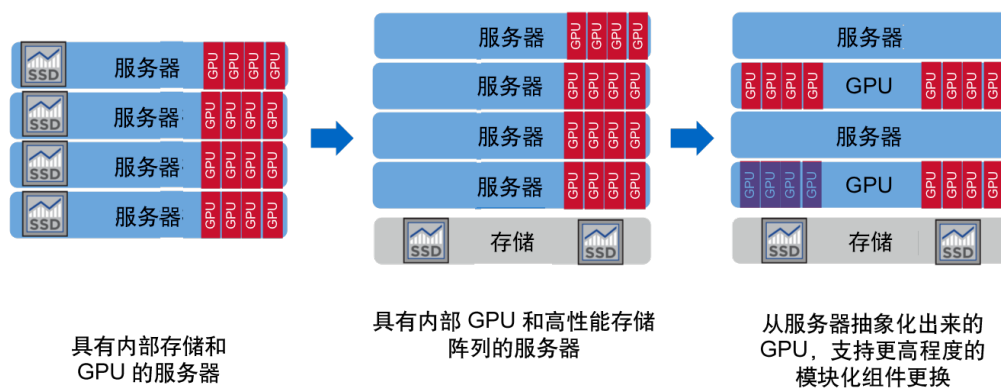
6.1 规划核心硬件发展

云计算的一大优势在于，您可以使用深度学习服务，同时不必了解错综复杂的硬件堆栈。不过，获得这种便利的代价就是失去控制权。当您考虑内部深度学习管道的核心时，关键趋势之一是所需硬件的持续发展。

围绕选择谁作为深度学习的硬件供应商，将会有一番激烈的争论。虽然 NVIDIA 目前明显领先，但也有许多新兴技术。每个云供应商都在构建定制硬件。例如，Google 推出了张量处理单元 (Tensor Processing Unit, TPU)。许多初创企业也都在构建定制 AI 硬件。

值得注意的一个趋势是，能否将服务器基础架构从 GPU 基础架构中分离出来，以便两者可以单独发展。一种解决方案是将 GPU 硬件从服务器和存储硬件中抽象化出来（见图 9），这样更便于（并以较低成本）发展，以便利用新技术。

图 9) 您 AI/ML/DL 管道的核心将会不断发展。



NetApp 联合多家服务器合作伙伴提供了融合基础架构，其中包括 Cisco ([FlexPod®](#))、Fujitsu ([NFLEX™](#)，一种 NetApp 和 Fujitsu 联手打造的融合基础架构) 及其他供应商。这意味着在构建深度学习集群时，您可以很容易地利用 NetApp 存储和各种服务器平台。

结论：掌控您数据管道和 AI 未来

本白皮书中的指导方针旨在帮助您规划数据管道，其中包括：

- 选择最佳文件系统和数据架构以满足当前需求，同时关注未来需求。
- 加快数据在管道中的流动速度，无论管道是在内部还是在云中。
- 在边缘实施智能数据管理以便更好应对数据增长。
- 更加智能高效地将数据从边缘迁移到核心或云中。
- 准备好在必要时过渡到边缘到云模式。
- 打造一个可快速发展的更加敏睿的核心硬件架构。

通过采取这些行动，您可以消除瓶颈并实现更大吞吐量，同时也可以确保您在 AI 基础架构方面的投资符合未来需求。

要验证您的特定环境是否支持本文档所述的确切产品和功能版本，请参见 NetApp 支持站点上的[互操作性表工具 \(IMT\)](#)。NetApp IMT 中定义的产品组件和版本可用于构建 NetApp 所支持的配置。具体的配置结果取决于每个客户如何依照所发布规格进行安装。

版权信息

版权所有 © 2018 NetApp, Inc.。保留所有权利。中国印刷。未经版权所有者事先书面许可，本文档中受版权保护的任何部分不得以任何形式或通过任何手段（图片、电子或机械方式，包括影印、录音、录像或存储在电子检索系统中）进行复制。

从受版权保护的 NetApp 资料派生的软件受以下许可和免责声明的约束：

本软件由 NetApp 按“原样”提供，不含任何明示或暗示担保，包括但不限于适销性以及针对特定用途的适用性的隐含担保，特此声明不承担任何责任。在任何情况下，对于因使用本软件而以任何方式造成的任何直接性、间接性、偶然性、特殊性、惩罚性或后果性损失（包括但不限于购买替代商品或服务；使用、数据或利润方面的损失；或者业务中断），无论原因如何以及基于何种责任理论，无论出于合同、严格责任或侵权行为（包括疏忽或其他行为），NetApp 均不承担责任，即使已被告知存在上述损失的可能性。

NetApp 保留在不另行通知的情况下随时对本文档所述的任何产品进行更改的权利。除非 NetApp 以书面形式明确同意，否则 NetApp 不承担因使用本文档所述产品而产生的任何责任或义务。使用或购买本产品不表示获得 NetApp 的任何专利权、商标权或任何其他知识产权许可。

本手册中描述的产品可能受一项或多项美国专利、外国专利或正在申请的专利的保护。

有限权利说明：美国政府使用、复制或公开本文档受 DFARS 252.277-7103（1988 年 10 月）和 FAR 52-227-19（1987 年 6 月）中“技术数据和计算机软件权利”条款第 (c)(1)(ii) 条规定的限制条件的约束。

商标信息

NetApp、NetApp 标识和 <http://www.netapp.com/TM> 上所列的商标是 NetApp, Inc. 的商标。其他公司和产品名称可能是其各自所有者的商标。