解决方案简介

高性能计算融合平台

同一通用平台，同时支持仿真和建模、人工智能与数据分析

高性能计算 (HPC) 在许多组织中的定义正在不断扩展，除了仿真和建模，还在不断融合人工智能 (AI) 和数据分析等工作负载。英特尔从多个方面着手，致力推进这一转变，如将英特尔® 架构优化应用于开源项目、与生态系统中的其他成员联合研发和开发参考架构解决方案。本解决方案简介描述了如何使用标准批量调度程序在现有高性能计算系统上运行 TensorFlow* 和 Apache Spark*。

高性能计算集群是为人工智能（包括机器学习和深度学习）和高性能数据分析等领域内的严苛工作负载提供大规模计算资源的理想平台。这些工作负载都有着相似的需求：在与高性能网络结构关联的强大计算内核上出色运行，以及高性能共享储存。企业和学术机构必须支持不断增长且日趋复杂的人工智能和数据分析工作负载，这催生了对采用高性能计算基础设施运行这些工作负载的需求。

若要将多种类型的工作负载聚集到单个集群基础设施，就会导致资源管理、网络使用和存储使用等领域面临多重挑战。从根本上来说，这些挑战源自于每种类型工作负载的资源管理器在设计之初并没有考虑彼此之间的互操作性。

将现有资源价值最大化的需求驱动了在同一通用平台上同时支持仿真和建模、人工智能与数据分析工作负载的要求。尤其是，统一这些基础设施可为运行多个集群提供替代方案。如图 1 所示，如果单独运行各工作负载，则会导致与购买和部署系统相关的资本支出 (CAPEX) 以及维持系统运行（包括在系统间移动数据）的运营支出 (OPEX) 大幅增加。此外，统一的集群架构可优化整体管理多个工作负载的能力。

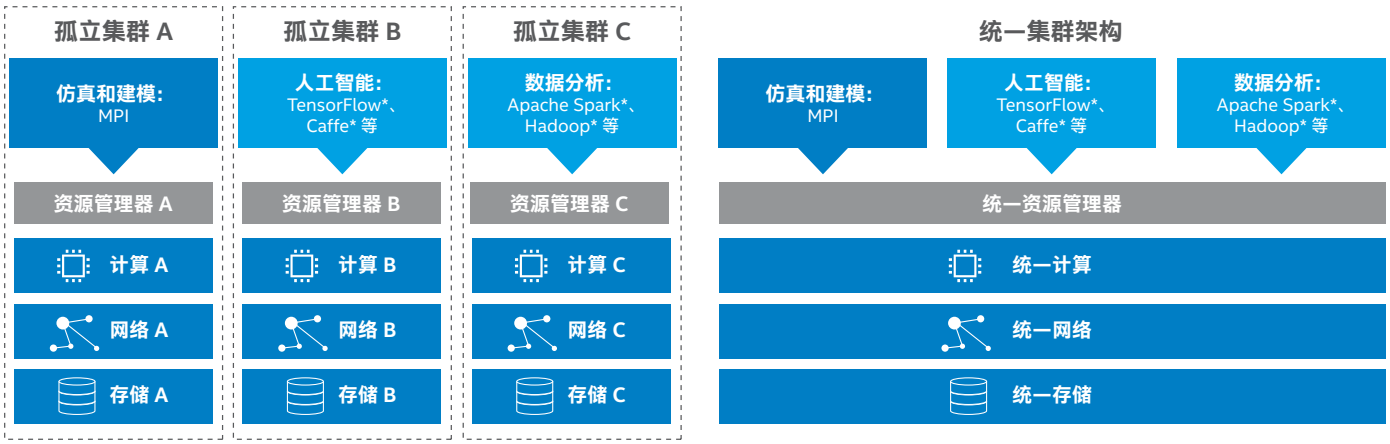

图 1. 仿真和建模、人工智能和分析工作负载的孤立与统一集群架构。

在资源未能一起池化的情况下，各个域之间使用情况的波动往往会造成整体资源利用率的下降。在计算机视觉等应用领域需要深度学习网络基础设施的大多数组织并不需要全天运行这些工作负载。这些工作负载只在部分时间运行，这意味着该专用基础设施经常处于空闲状态，且可能只有小部分员工具备相关技能，这两个因素都可能会给组织带来高昂的成本。与用高昂的专用硬件为此类操作构建专用环境相比，采用基于英特尔® 架构的通用服务器构建而成的共享集群来运行这些工作负载的做法可能要高效得多。

由于同一组织中的基础设施、支持模型和软件各不相同，多个集群通常彼此独立。而这可能导致了仿真和建模、人工智能和大数据分析之间数据孤岛的产生。这便会造成效率低下、在市场上推出新产品和服务所需的工作变得复杂，而且还会增加成本。因此，在融合环境中统一资源是提升基础设施和解决方案价值的关键贡献因素。尤其是，与孤岛式方法相比，这样的统一可帮助降低与存储复制和数据移动相关的成本。

越来越多的企业和机构开始在融合集群上运行仿真和建模、人工智能与数据分析的工作负载。英特尔正在开发功能和解决方案架构，希望能够在不干扰生产应用和工作负载的同时，帮助简化工作流程。本文介绍了英特尔近期在行业合作伙伴的支持下采用多阶段方法，利用优化的开源和商用解决方案从而简化融合之路。主题包括存储抽象化、软件优化和常见的资源管理器。

通过存储抽象化减少数据移动

如果流程中的不同操作必须分别在不同集群上执行，这就会导致多集群环境变得非常复杂。与在这些环境之间移动和暂存数据相关的成本可能很高，甚至过高。一种替代方案是利用数据虚拟化将存储层抽象化，从而创建共享的数据访问层。

当使用重叠或集成时，多集群环境之间的数据传输负担产生的影响会越来越大。集成使用的示例包括：

- **发现**：通过神经网络运行仿真或建模结果，从而发现其他模式或洞察。
- **调整**：通过神经网络对数据进行预处理，从而识别恰当的仿真或建模输入。
- **替换**：将高性能计算或高性能数据分析 (HPDA) 工作流程的关键部分替换为神经网络，以便更快制定决策。
- **揭示**：利用仿真更好地了解在神经网络内部制定的决策的性质。
- **扩展**：对深度学习模型中图像和语言格式的数据同时进行仿真和建模。

为应对这一需求，本文中描述的两个解决方案都使用了 Alluxio* 进行存储抽象化。Alluxio 是一个最初由加州大学伯克利分校开发的开源软件，该软件可为各类持久存储上的多个对象和文件存储区中的数据创建单点访问。通过使用此方法，应用无需进行复杂且耗时的配置，即可访问现有数据。组织不再需要移动或复制数据，其性能和效率将显著提高。

全新英特尔® 技术创新，全力推进人工智能和高性能计算融合

英特尔致力于通过持续技术创新来支持日益复杂的工作负载。

第二代英特尔® 至强® 可扩展处理器旨在实现能够跨一系列工作负载驱动成果的更可靠的计算集群，包括：

- **先进的高性能计算性能：**在近期的测试中，与 3 年机龄的系统相比，基于第二代英特尔® 至强® 可扩展处理器的平台在高性能计算 CPU 基准测试中可使平均性能提高多达 3.7 倍。[1] 此外，与竞争处理器相比，它在 LINPACK* CPU 基准测试中可将性能提升高达 5.8 倍。[2]
- **改进的人工智能推理：**测试显示，与竞争处理器相比，集成了英特尔® 深度学习加速的第二代英特尔® 至强® 可扩展处理器可使图像分类推理性能提升高达 25 倍。[3]

此外，组织可通过英特尔® 傲腾™ 数据中心级持久内存提升工作负载性能。借助该创新的内存技术，组织可以将更大量的数据移到更接近处理器的位置，这意味着组织可快速地、大规模地处理数据密集型高性能计算和人工智能工作负载。

Alluxio 将任意完全不同的数据存储区集合作为可通过单一标准接口访问的单个一致虚拟数据源提供给应用。这样一来，用户能够在应用和数据之间建立“任意对任意”的联系，且无需考虑这些资源的物理位置或格式化方式。

从软件开发的角度来看，组织无需编写可访问所有相关多数据存储区的独立代码段。相反，应用能够与 Alluxio 直接交互，并可透明地处理每个数据存储区的特定数据访问要求。此外，该数据访问方法支持在无需更改应用的情况下从一个持久存储区转向另一个持久存储区。

争用缓存资源是分布式应用中的常见挑战，这会导致应用必须从磁盘而非缓存访问数据，从而降低性能。Alluxio 提供分布式共享缓存，通过支持应用将共享访问层中经常访问的数据缓存到系统内存，来帮助克服这些性能缺陷。

由于数据所在位置离处理器近并且能够以内存速度访问，因此该缓存服务可显著加快数据访问速度并提高整体工作负载吞吐量。使用 Alluxio 进行存储抽象化也可以帮助组织过渡到一组较小的、为融合平台提供服务的通用数据存储区。

利用框架优化加速机器学习

英特尔在整个生态系统中贡献开源技术并开展广泛研究，帮助优化 TensorFlow、MXNet* 和 Caffe* 等广受欢迎的深度学习框架。常见人工智能应用用例包括图像识别、语言翻译、推荐引擎、生成式设计和生成式对抗网络（为无监督机器学习设计的人工智能算法）。随着用户寻求能够为欺诈检测、地震关联、安全、安保和预测性维护助力的数据洞察，这些用例的结合越来越普遍。

针对这些框架的主要调优工作包括实施面向深度神经网络的英特尔® 数学核心函数库（英特尔® MKL-DNN）。英特尔® MKL-DNN 可为在英特尔® 架构上运行训练和推理相关的资源密集型操作提供高度调优的数学函数。这些工作有助于推动上述人工智能框架在硬件上有效横向扩展的能力，从而优化在高性能计算基础设施上的适用性。

英特尔对深度学习框架进行的种种优化与在优化性能敏感型仿真和建模应用时常见的优化类型相似。在这两种情况下，重点都是使代码能够更好地利用硬件资源，其中包括以下几个方面的改进：

- **矢量化**：通过利用单指令多数据 (SIMD) 技术与英特尔® 高级矢量扩展 512 技术（英特尔® AVX-512），让卷积、矩阵乘法和批规范化等运算的函数每个时钟周期内可对 512 位数据进行运算（相当于 32 个双精度浮点数字）。
- **加速**：如今，将英特尔® 深度学习加速集成到硬件，使得性能加速延伸至整数运算，可应对 CNN 和 DNN 工作负载的密集计算特性。它可以加快人工智能工作负载的速度，提高 Int16 和 Int8 每秒峰值运算次数。英特尔® 深度学习加速旨在加快人工智能深度学习（推理）工作负载（例如，语音识别、图像识别、物体分类、机器翻译等）的性能。
- **并行化**：帮助人工智能框架高效利用所有可用的逻辑处理内核的优化是另一个重点。英特尔贡献的代码与联合研发成果可帮助框架在软件线程级别高效划分工作负载。
- **数据局部性**：英特尔利用平台专业知识来设计数据结构，帮助应用维持数据的空间和时间局部性。配合预取、缓存模块化技术等方法，这些优化可帮助确保数据随时随地可用。

英特尔与谷歌* 建立了长期联合研发合作，共同优化 TensorFlow。使用英特尔® MKL-DNN 对英特尔® 至强® 处理器进行的初始优化带来了数量级性能提升 [4]。持续优化将继续提升性能。例如，优化有助于确保在大多数时候，默认 TensorFlow 操作可替换为针对英特尔® 架构进行优化的版本，同时降低相关开销。另一个工作重点是将多个操作融合在一起，从而实现缓存资源的充分利用。

值得注意的是，除了使用英特尔® MKL-DNN（它本身是一个开源项目）的构建设置来构建 TensorFlow 外，无需进行任何软件或配置更改即可利用这些优化。这些优化持续进行，不断应用于 TensorFlow 代码库，而且性能持续提高 [5]。

除了针对每节点性能优化 TensorFlow，就多节点训练网络中的效率、性能和可扩展性而言，跨节点操作也至关重要。尤其是对于复杂的深度学习模型，跨多个节点分发训练的做法通常是可取的。当用户使用原生 TensorFlow 方法跨集群启用训练模型后，由于通信开销以及需要大幅修改模型构建代码，用户面临的挑战往往会增加。

通过在由基于英特尔® 至强® 处理器的节点构成的集群之间执行训练可加快深度学习网络训练，实现这种加速的强大功能强调了现有集群对这些训练活动的适用性。另外，由于训练是偶发的，因此在适用于多种任务的融合基础设施上执行训练能为组织带来的价值也就不言而喻了。

除了优化 TensorFlow 等密集的支持工作外，英特尔还参与了大量开源项目，以期提供扩展功能，助力促进高性能计算集群上的融合工作流程。例如，英特尔目前正在为 Apache Spark 开发功能，以便利用通过 OpenFabrics* 接口提供消息传递的高性能结构。这些工作只是我们从多方面着手为改进集群成果所做的研发工作的一部分，未来将持续改善。

通过多解决方案增强灵活性

由于没有一体适用的方案，因此英特尔研究了一个多解决方案，以对现有环境进行改造。资源管理器负责维护集群环境的作业队列、批量调度作业、根据每个作业的优先级和要求分配资源。为适应不同客户运营的现有高性能计算环境，英特尔正在同时开发多个解决方案，随着时间推移，还将开发其他解决方案。

解决方案 1：面向高性能计算批量调度程序的 Magpie*

对于已在高性能计算环境中运行批量调度程序的组织，英特尔开发了一个架构来扩展这些环境，让这些环境能够支持人工智能和分析工作负载，如图 2 所示。

英特尔参加了劳伦斯利物莫国家实验室* 的 Magpie* 开源项目，该项目旨在支持在高性能计算环境中运行 TensorFlow，使用 Horovod* Magpie 代表人工智能或数据分析工作负载处理提交的作业，开销几乎可以忽略，且不会造成任何明显的性能降级。此外，英特尔对上述很多环境进行的优化对工作负载非常有利。这些脚本提供的抽象化也显著简化了客户的实施工作。

为了支持此方法，英特尔还制定了最佳实践来确保各类型工作负载的出色性能和稳定性。在该解决方案中，Apache Spark 在独立模式下作为高性能计算作业运行。仿真和建模工作负载继续照常操作，从资源管理的角度创建统一的环境。英特尔携手生态系统，通力合作为该解决方案提供高级支持。

解决方案 2：Univa* Grid Engine 和 Resource Broker

Univa* Grid Engine 是需要商业许可的资源管理器。最近，该公司将 Univa Universal Resource Broker* 作为开源工具提供，用于管理和优化分布式应用、服务与大数据框架。它可以对分布式数据中心资源进行抽象化处理，从而创建一个跨裸机服务器、虚拟机、混合云和容器运行的单一虚拟池。

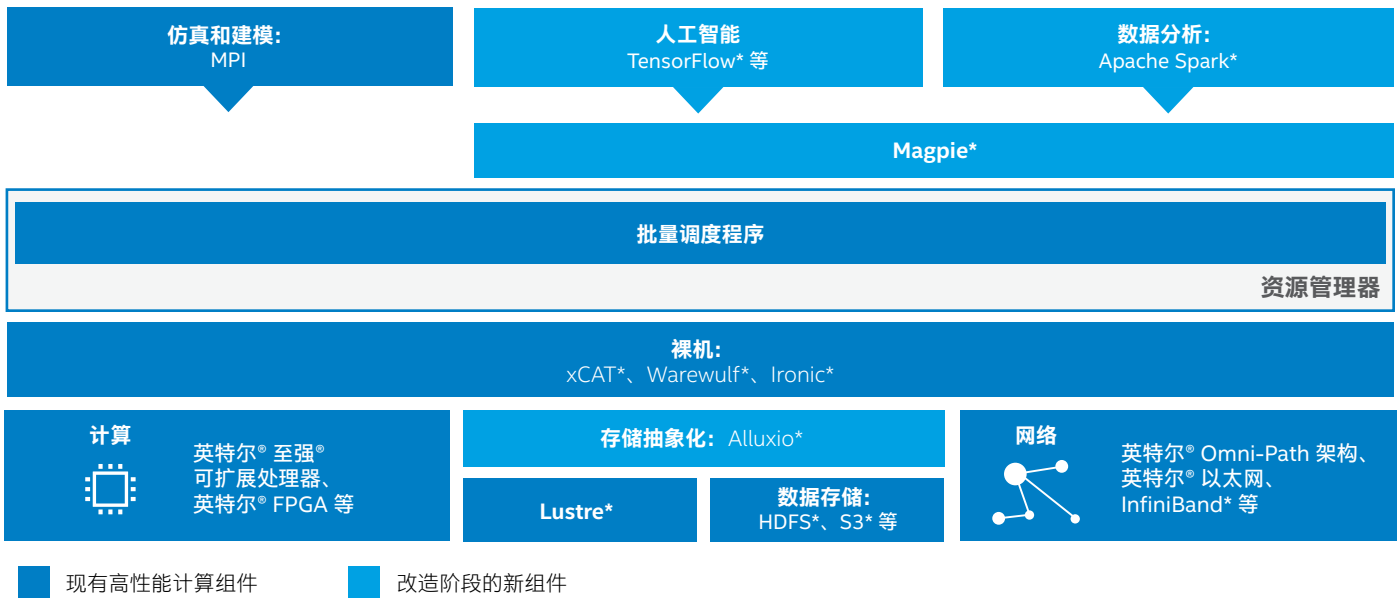

图 2. 解决方案 1：扩展高性能计算批量调度程序。

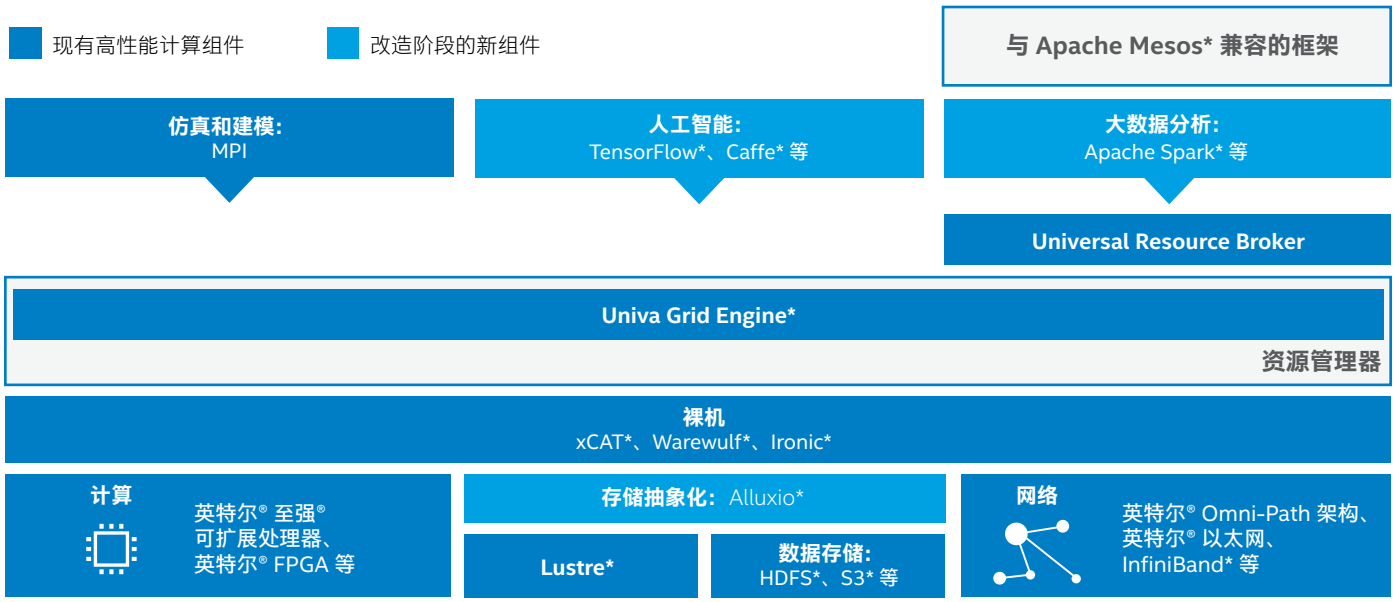

图 3. 解决方案 2：Univa* Grid Engine 和 Resource Broker。

除了仿真和建模作业，该解决方案还可帮助已在调度和队列生产环境中使用 Univa Grid Engine 的组织扩展集群，从而支持 Apache Spark 和 TensorFlow 等工作负载。如图 3 所示，此方法实质上是使用 Universal Resource Broker 作为适配器将各种工作负载与 Univa Grid Engine 集成在一起来实现这一点。具体而言，Universal Resource Broker 允许任何与 Apache Mesos* 兼容的软件在 Univa Grid Engine 上运行。(Apache Mesos 是一个开源集群管理项目，最初由加州大学伯克利分校开发，支持广泛的兼容框架。)

在该解决方案中，仿真和建模工作负载继续使用现有 API 和对 Univa Grid Engine 的命令行访问来操作，无需更改现有实施。Univa 提供对该解决方案的商业支持。

结论

通过在现有基础设施上运行人工智能和数据分析工作负载，运行高性能计算集群的企业和机构的效率将显著提高。由于这些工作负载类型使用的编程方法和技术堆栈存在根本区别，因此挑战依然存在，但英特尔和其他生态系统成员的研发工作及取得的进展帮助了越来越多的组织将仿真和建模、人工智能和数据分析工作负载成功融合到单个基础设施上。

由于无需构建和运行多个集群，融合可显著减少数据中心的资本支出。组织可以通过消除对集群间移动和暂存数据的需求来统一集群工作负载，从而降低复杂性、减少运营支出。此外，高性能基础设施可提高人工智能与数据分析工作负载的性能。如表 1 所示，许多垂直行业的公司已经开始采用人工智能用例。

表 1. 垂直行业的人工智能用例。

消费者	医疗	金融	零售	政府	能源	运输	工业
智能助手	增强诊断	算法交易	支持	国防	石油与天然气勘探	自动驾驶汽车、船只	工厂自动化
聊天机器人	药物开发	欺诈识别	体验	数据洞察	智能电网	自动驾驶货车	预测性维护
智能搜索	患者护理	研究	营销	安防	运营改进	航空	精准农业
个性化	研究	个人理财	推销	舆情分析	节能	安全 (包括 PPE)	农田自动化
增强现实	助感器	风险规避	忠诚度	智慧城市	地震分析	搜索与营救	LEAN 垃圾处理
机器人	安全性	安全性	供应链	研究	油藏模拟	安全性	黑匣子分析

在未来几年，随着企业扩大使用人工智能和数据分析，融合的单一基础设施方法将通过添加新的创新功能并减少支持这些功能所需的基础设施要求，从而为企业带来回报。

加速高性能计算创新：www.intel.cn/hpc

[1] STREAM、HPCG、HPL、WRF、OpenFOAM、LS-Dyna、VASP、NAMD、LAMMPS、Black Scholes 和 Monte Carlo 的几何平均值，各个工作负载可能有所不同。性能测试结果基于配置中所示日期进行的测试，且可能并未反映所有公开发布的安全更新。详情请参阅配置信息披露。没有任何产品或组件是绝对安全的。性能测试中使用的软件和工作负荷可能仅在英特尔微处理器上进行了性能优化。诸如 SYSmark 和 MobileMark 等测试均系基于特定计算机系统、硬件、软件、操作系统及功能。上述任何要素的变动都有可能导致测试结果的变化。请参考其他信息及性能测试（包括结合其他产品使用时的运行性能）以对目标产品进行全面评估。更多信息，详见 www.intel.cn/benchmarks。OpenFOAM 免责声明：本产品未得到 OpenCFD Limited、OpenFOAM 软件生产商和分销商（通过 www.openfoam.com）以及 OPENFOAM® 和 OpenCFD® 商标所有者的批准与支持。配置：

与 3 年机龄的旧服务器相比，英特尔® 至强® 铂金 9242 处理器使性能平均提高 3.7 倍：STREAM、HPCG、HPL、WRF、OpenFOAM、LS-Dyna、VASP、NAMD、LAMMPS、Black Scholes 和 Monte Carlo 的几何平均值。各个工作负载可能有所不同。英特尔® 至强® E5-2697 v4 处理器： 英特尔参考平台与双路英特尔® 至强® E5-2697 v4 处理器（2.3GHz，18C）、8x16GB DDR4-2400、1 个固态盘、集群文件系统：Panasas（124 TB 存储空间）Firmware v6.3.3.a 和基于 OPA 的 IEEL Lustre，BIOS：SE5C610.86B.01.01.0027.071020182329，微代码：0xb00002e，7.5 内核上的 Oracle Linux 服务器版本 7.6（与 RHEL 7.6 兼容），使用 ksplice 进行安全修复，内核：3.10.0-862.14.4.el7.crt1.x86_64，OFED 堆栈：RH7.5 上的 OFED OPA 10.8 与 Lustre v2.10.4，HBA：100Gbps 英特尔® OPA 1 端口 PCIe x16，交换机：英特尔® Omni-Path 边缘交换机 100 系列 48 端口。STREAM OMP 5.10，Triad，启用超线程技术，关闭睿频，每个内核 1 线程，内核：128.36. HPCG，包括二进制的 MKL 2019u1，启用超线程技术，关闭睿频，每个内核 1 线程，内核：23.78. HPL 2.1，启用超线程技术，关闭睿频，每个内核 2 线程，内核：1204.64. WRF 3.9.1.1，conus-2.5km，启用超线程技术，启用 SMT，每个内核 1 线程，内核：4.54. OpenFOAM 6.0，42M_cell_motorbike，启用超线程技术，关闭睿频，每个内核 1 线程，内核：3500. LS-Dyna 9.3-Explicit AVX2 二进制，3car，启用超线程技术，启用 SMT，每个内核 1 线程，内核：2814. VASP 5.4.4，CuC，启用超线程技术，关闭睿频，每个内核 1 线程，内核：384.99. NAMD 2.13，apoa1，启用超线程技术，关闭睿频，每个内核 2 线程，内核：4.4. LAMMPS 2018 年 12 月 12 日版本，Water，启用超线程技术，启用睿频，每个内核 2 线程，内核：54.72.Black Scholes，启用超线程技术，启用睿频，每个内核 2 线程，内核：2573.77. Monte Carlo，启用超线程技术，启用睿频，每个内核 2 线程，内核：43.2. 英特尔® 至强® 9242 处理器：英特尔参考平台与双路英特尔® 至强® 9242 处理器（2.2GHz，48C）、16x16GB DDR4-2933、1 个固态盘、集群文件系统：2.12.0-1（服务器）2.11.0-14.1（客户端），BIOS：PLYXCRB1.86B.0572.D02.1901180818，微代码：0x4000017，CentOS 7.6，内核：3.10.0-957.5.1.el7.x86_64，OFED 堆栈：RH7.5 上的 OFED OPA 10.8 与 Lustre v2.10.4，HBA：100Gbps 英特尔® OPA 1 端口 PCIe x16，交换机：英特尔® Omni-Path 边缘交换机 100 系列 48 端口。STREAM OMP 5.10，Triad，启用超线程技术，关闭睿频，每个内核 1 线程，内核：407. HPCG，包括二进制的 MKL 2019u1，启用超线程技术，关闭睿频，每个内核 1 线程，内核：81.91. HPL 2.1，启用超线程技术，关闭睿频，每个内核 2 线程，内核：5314. WRF 3.9.1.1，conus-2.5km，启用超线程技术，启用 SMT，每个内核 1 线程，内核：1.44. OpenFOAM 6.0，42M_cell_motorbike，启用超线程技术，关闭睿频，每个内核 1 线程，内核：1106. LS-Dyna 9.3-Explicit AVX2 二进制，3car，启用超线程技术，启用 SMT，每个内核 1 线程，内核：768. VASP 5.4.4，CuC，启用超线程技术，关闭睿频，每个内核 1 线程，内核：133.96. NAMD 2.13，apoa1，启用超线程技术，关闭睿频，每个内核 2 线程，内核：19.9. LAMMPS 2018 年 12 月 12 日版本，Water，启用超线程技术，启用睿频，每个内核 2 线程，内核：276.1.Black Scholes，启用超线程技术，启用睿频，每个内核 2 线程，内核：9044.32.Monte Carlo，启用超线程技术，启用睿频，每个内核 2 线程，内核：227.62. OpenFOAM 免责声明：本产品未得到 OpenCFD Limited、OpenFOAM 软件生产商和分销商（通过 www.openfoam.com）以及 OPENFOAM® 和 OpenCFD® 商标所有者的批准与支持。测试日期 2019 年 3 月 15 日

[2] OpenFOAM 免责声明：本产品未得到 OpenCFD Limited、OpenFOAM 软件生产商和分销商（通过 www.openfoam.com）以及 OPENFOAM® 和 OpenCFD® 商标所有者的批准与支持。配置：LINPACK：AMD EPYC 7601：Supermicro AS-2023US-TR4 与 2 个 AMD EPYC 7601（2.2GHz，32 内核）处理器，关闭 SMT，启用睿频，BIOS 版本 1.1a，4/26/2018，微代码：0x8001227，16x32GB DDR4-2666，1 个 SSD，Ubuntu 18.04.1 LTS（4.17.0-041700 通用 Retpoline），高性能 Linpack v2.2，使用英特尔® Parallel Studio XE 2018 for Linux 编译，英特尔® MPI 版本 18.0.0.128，AMD BLIS 版本 0.4.0，基准测试配置：Nb=232，N=168960，P=4，Q=4，Score=1095GF，截至 2018 年 7 月 31 日由英特尔测试与 1 个节点，Walker Pass 上 2 个英特尔® 至强® 铂金 9282 CPU，总内存为 768 GB (24x 32GB 2933)，ucode 0x400000A on RHEL7.6，3.10.0-957.el7.x86_65，IC19u1，AVX512，关闭超线程技术，启用睿频，score=6411，截至 2019 年 2 月 16 日由英特尔测试。

[3] **1 个节点，Supermicro 上 2 个 AMD EPYC™ 7601**，总内存为 128 GB（16 个插槽/8 GB/2666），ucode 0x8001227 on Linux-4.15.0-43-generic-x86_64-with-Ubuntu-18.04-bionic，TOSHIBA MG03ACA100，gcc (Ubuntu 7.3.0-27ubuntu1~18.04) 7.3.0，启用 SMT，启用睿频，AIXPRT，ResNet 50 上 Tensorflow 1.12 (Stock)，使用 fp32 吞吐量，BS 4，32 个实例，score=195.8，截至 2019 年 2 月 8 日由英特尔测试。1 个节点，Walker Pass 上 2 个英特尔® 至强® 铂金 9242 CPU，总内存为 288 GB (18 X 16GB 2933)，ucode 0x400000A on Linux-4.15.0-45-generic-x86_64-with-Ubuntu-18.04-bionic，gcc (Ubuntu 7.3.0-27ubuntu1~18.04) 7.3.0，启用超线程技术，启用睿频，AIXPRT，ResNet 50 上 OpenVINO R5（DLDTK 版本：1.0.19154），使用 int8 吞吐量，BS 2，96 个实例，score=4930，截至 2019 年 2 月 20 日由英特尔测试

[4] *TensorFlow* Optimizations on Modern Intel® Architecture（现代英特尔® 架构上的 TensorFlow* 优化）*。英特尔® 开发人员专区，https://software.intel.com/zh-cn/articles/tensorflow-optimizations-on-modern-intel-architecture。

[5] *Using Intel® Xeon® processors for Multi-node Scaling of TensorFlow* with Horovod*（通过 Horovod* 使用英特尔® 至强® 处理器实现 TensorFlow* 的多节点扩展）*。英特尔® 开发人员专区，https://software.intel.com/zh-cn/articles/using-intel-xeon-processors-for-multi-node-scaling-of-tensorflow-with-horovod。

英特尔技术特性和优势取决于系统配置，并可能需要支持的硬件、软件或服务得以激活。产品性能会基于系统配置有所变化。更多信息请从原始设备制造商或零售商处获得，或请见 intel.cn。本文并未（明示或默示、或通过禁止反言或以其他方式）授予任何知识产权许可。

英特尔未做出任何明示和默示的保证，包括但不限于，关于适销性、适合特定目的及不侵权的默示保证，以及在履约过程、交易过程或贸易惯例引起的任何保证。

本文档包含尚在开发之中的产品、服务和/或进程的相关信息。本文中提供的所有信息可在不通知的情况下随时发生变更。关于英特尔的最新预测、计划、产品规格和路线图，请联系您的英特尔代表。

描述的产品可能包含可能导致产品与公布的技术规格有所偏差的、被称为非重要错误的设计瑕疵或错误。一经要求，我们将提供当前描述的非重要错误。

优化声明：英特尔编译器针对英特尔微处理器的优化程度可能与针对非英特尔微处理器的优化程度不同。这些优化包括 SSE2、SSE3 和 SSSE3 指令集和其他优化。对于非英特尔微处理器上的任何优化是否存在、其功能或效力，英特尔不做任何保证。本产品中取决于微处理器的优化是针对英特尔微处理器。不具体针对英特尔微架构的特定优化为英特尔微处理器保留。请参考适用的产品用户与参考指南，获取有关本声明中具体指令集的更多信息。

性能测试中使用的软件和工作负荷可能仅在英特尔微处理器上进行了性能优化。诸如 SYSmark 和 MobileMark 等测试均系基于特定计算机系统、硬件、软件、操作系统及功能。上述任何要素的变动都有可能导致测试结果的变化。请参阅其他信息和性能测试（包括结合其他产品使用时的运行性能）以对预期购买产品进行全面评估。如需了解更多信息，请访问：http://www.intel.cn/performance。

如需获得本文中提及的包含序列号的文件复本，请拨打电话 1-800-548-4725 或访问 www.intel.com/design/literature.htm。

英特尔、英特尔标识、至强是英特尔公司在美国和/或其他国家的商标。

* 其他的名称和品牌可能是其他所有者的资产。

© 2019 英特尔公司版权所有。0419/SM/MESH