分布式机器学习的参考架构

设计一种能够有效分配常规机器学习资源的通用系统具有挑战性，因为每种算法都有独特的通信模式。尽管分布式机器学习有各种不同的概念和实现，但我们已经确定了一个覆盖整个设计空间的通用架构框架。每个部分都讨论了机器学习解决方案的设计师需要做出决定的特定领域。

通常，机器学习的问题可以分为训练阶段和预测阶段（图1）。

训练阶段包括通过向机器学习模型提供大量的训练数据并使用ML算法对其进行更新来训练机器学习模型。适用和常用算法的概述在第3.1节中给出。除了为给定问题选择合适的算法外，我们还需要为所选算法找到最优的超参数集，这在第3.2节中进行了介绍。训练阶段的最终结果是训练模型，然后可以对其进行部署。预测阶段用于在实践中部署经过训练的模型。经过训练的模型接受新数据作为输入，并产生预测作为输出。虽然模型的训练阶段通常需要大量计算，并且需要使用大型数据集，但可以用较少的计算能力来进行推断。

训练阶段和预测阶段不是互斥的。增量学习将训练阶段和推理阶段相结合，并通过使用来自预测阶段的新数据来连续训练模型。

在分发方面，有两种在所有机器上划分问题的根本不同的方法：并行化数据或模型[119]（图2）。这两种方法也可以同时应用。

在数据并行方法中，数据的分区次数与系统中存在工作节点的次数相同，并且所有工作节点随后将相同的算法应用于不同的数据集。所有工作节点都可以使用相同的模型（通过集中化或通过复制），因此自然而然地出现了单个一致的输出。该技术可用于在数据样本上具有独立且相同的分布（i.i.d.）假设的所有ML算法（即，大多数ML算法[161]）。在“模型并行”方法中，整个数据集的精确副本由在模型的不同部分上运行的工作程序节点处理。因此，模型是所有模型零件的集合。模型并行方法无法自动应用于每种机器学习算法，因为通常无法拆分模型参数。

一种选择是训练相同或相似模型的不同实例，并使用诸如集合之类的方法汇总所有训练后的模型的输出（第3.3节）。

最终的体系结构决策是分布式机器学习系统的拓扑。形成分布式系统的不同节点需要通过特定的架构模式进行连接才能完成一项常见任务。但是，模式的选择会影响节点可以扮演的角色，节点之间的通信程度以及整个部署的故障恢复能力。在第3.4节中介绍了常用拓扑。

实际上，架构的三层（机器学习，并行性，拓扑）不是独立的。合并因素是它们对训练模型所需的通信量的影响，这将在3.5节中讨论。

超参数优化

组合多种算法：组合方法

分布式机器学习生态系统

分布式机器学习是一个蓬勃发展的生态系统，具有在架构，算法，性能和效率方面各不相同的各种解决方案。首先要克服一些根本性的挑战，以使分布式机器学习可行，例如找到一种机制，以有效地并行化数据处理，同时将结果组合成一个统一的模型。现在已经有了工业级的系统，并且由于人们对解决机器学习中更复杂的问题的需求不断增长，分布式机器学习正越来越成为一种规范，而单机解决方案已成为例外，这与一般的数据处理方式类似。在过去十年中发展起来。但是，仍然存在许多开放的挑战，这些挑战对于分布式机器学习的长期成功至关重要。

在过去的十年中，对人工智能的需求已显着增长，并且这种增长得益于机器学习技术的进步以及利用硬件加速的能力。但是，为了提高预测的质量并使机器学习解决方案对于更复杂的应用程序可行，