

深度学习平台技术演进

袁进辉



北京一流科技有限公司
ONEFLOW TECHNOLOGY LIMITED

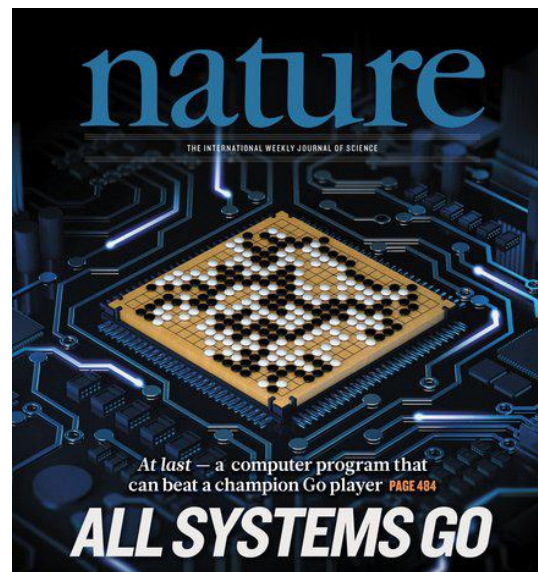
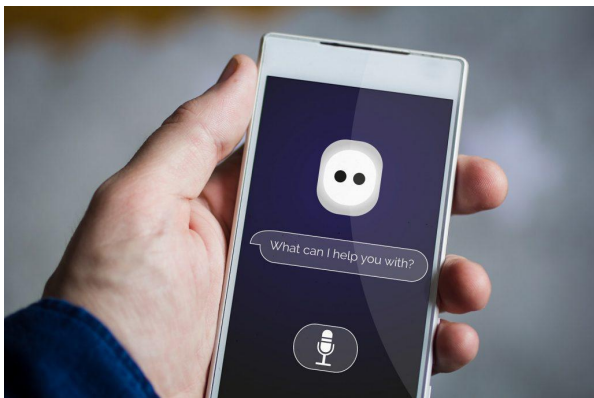
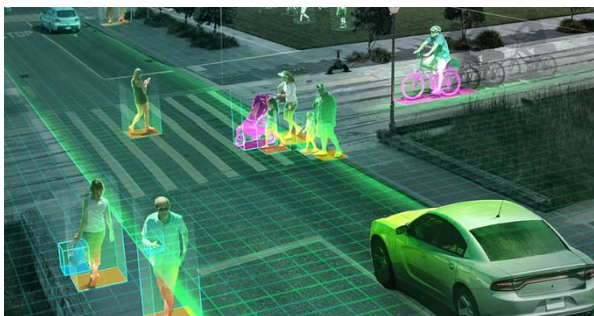
2017.thegiac.com

目录

- 深度学习的算力问题
- 深度学习的硬件基础
- 深度学习的软件挑战
- 传统大数据架构能否搞定？
- 深度学习软件平台的技术演化
- 总结

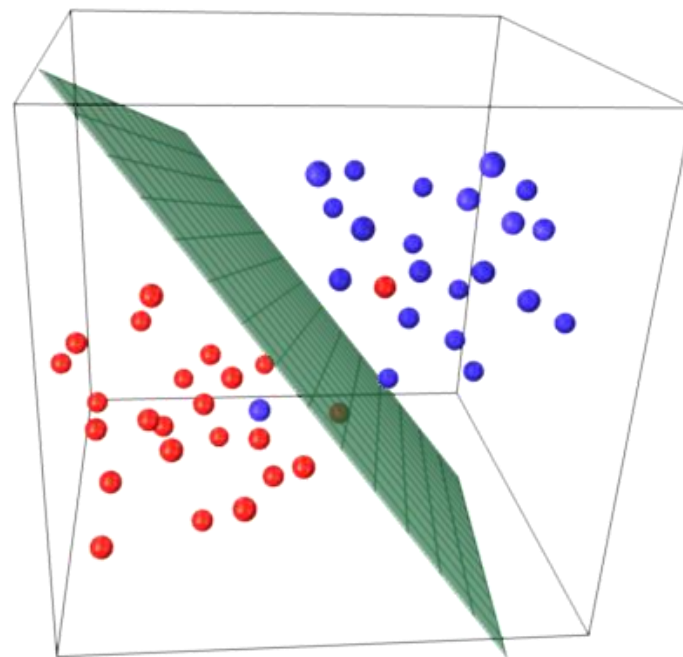
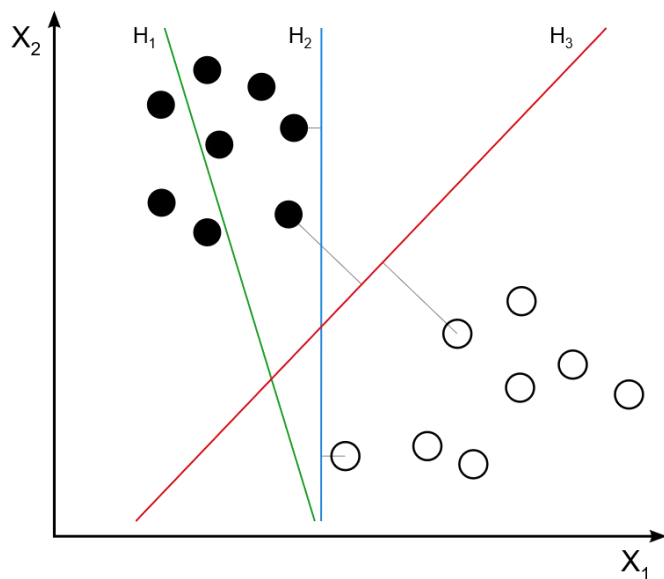
机器学习能干什么？

从训练数据中挖掘统计规律，自动推导出比编程专家的作品还要好的程序



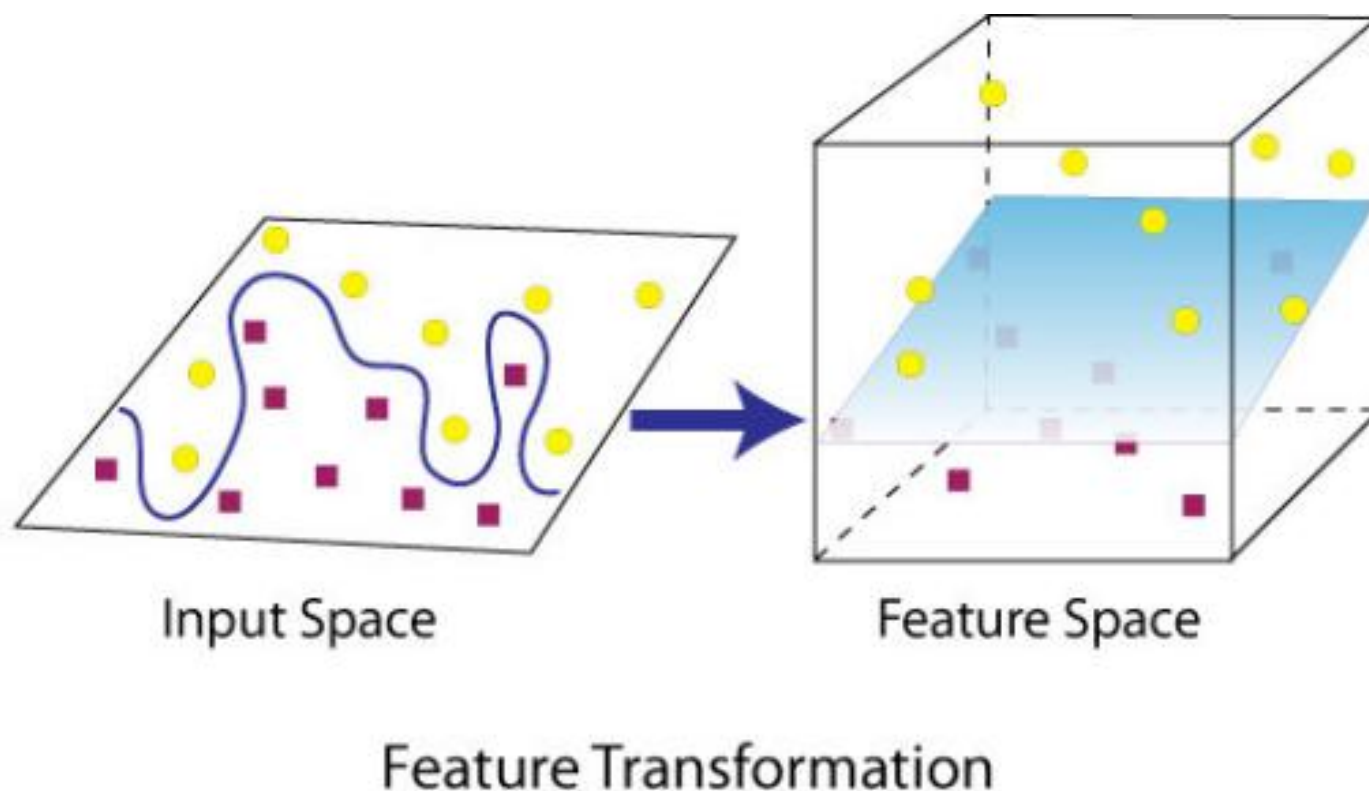
机器学习在干什么？

简单理解：高维空间中寻找分类超平面



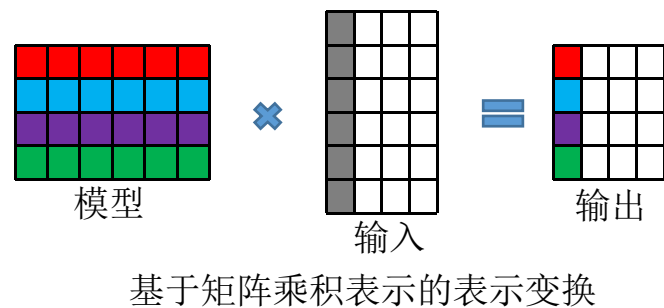
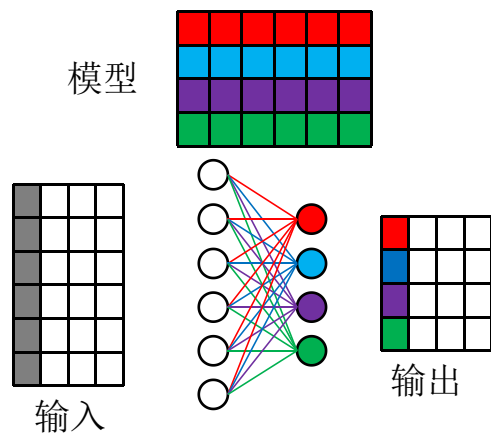
深度学习（神经网络）在干什么？

简单理解：寻找从输入空间到特征空间的非线性映射，使得特征空间线性可分



神经网络的矩阵表达

矩阵表达意味着高度并行的稠密计算



卷积神经网络处理一张图片的计算量

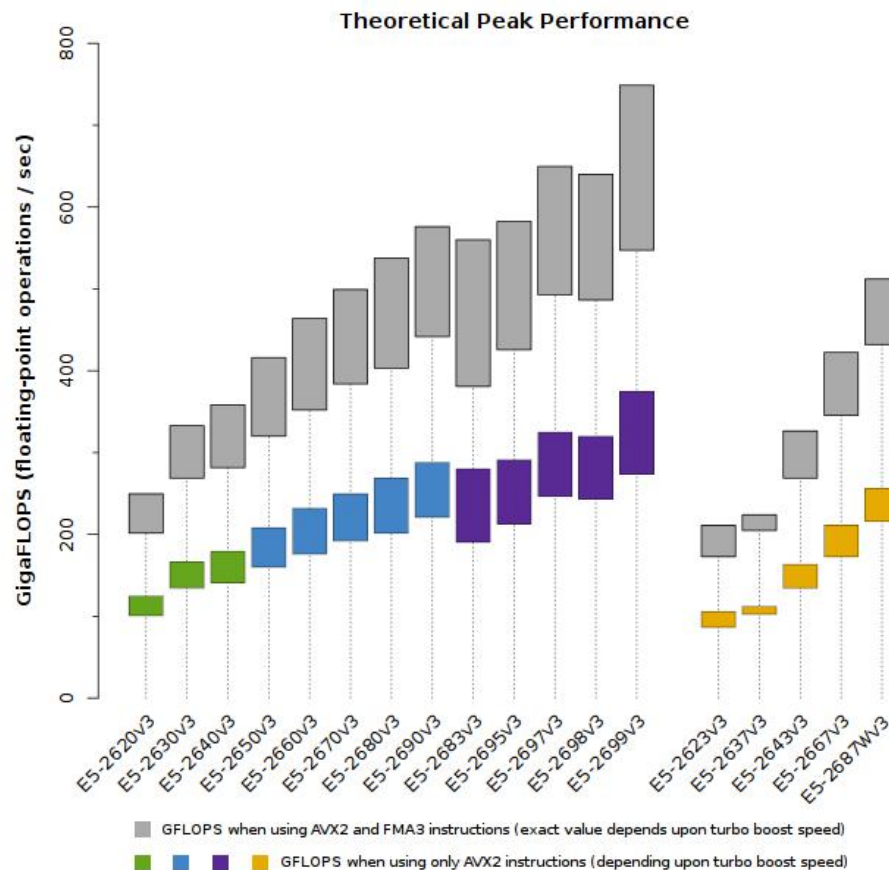
1.2 M 图片，扫描100遍 (epochs)，大约需要1 exaFLOPS (10^{18})

model	Input size	Model size	Feature size	flops
Alexnet	227 x 227	233 MB	3 MB	727 MFLOPS
VGG-16	224 x 224	528 MB	58 MB	16 GFLOPS
VGG-19	224 x 224	548 MB	63 MB	20 GFLOPS
GoogleNet	224 x 224	51 MB	26 MB	2 GFLOPS
Inception-v3	299 x 299	91 MB	89 MB	6 GFLOPS
Resnet-50	224 x 224	98 MB	103 MB	4 GFLOPS
Resnet-101	224 x 224	170 MB	155 MB	8 GFLOPS
Resnet-152	224 x 224	230 MB	219 MB	11 GFLOPS

<https://github.com/albanie/convnet-burden>

多核架构：CPU 运算能力

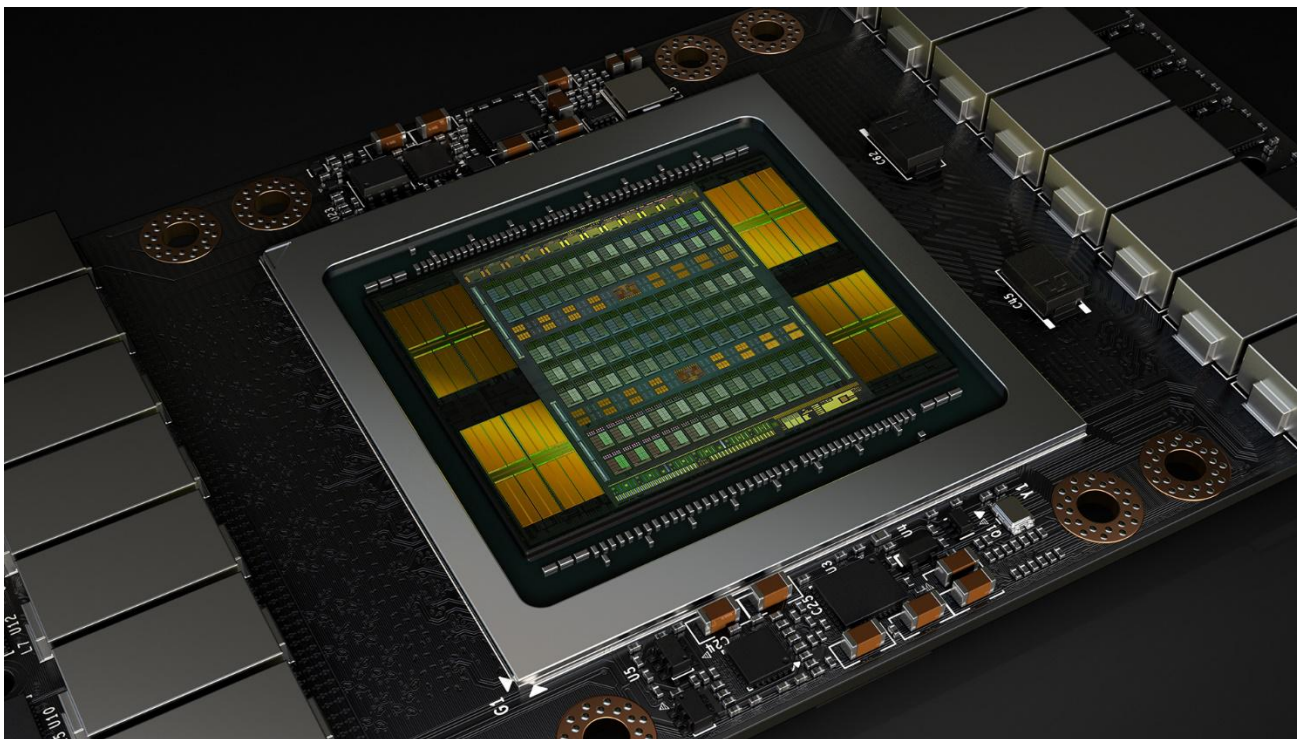
20 cores, 大约 400 GFLOPS



<https://www.microway.com/knowledge-center-articles/detailed-specifications-intel-xeon-e5-2600v3-haswell-ep-processors/>

众核架构：GPU 运算能力

15 TFLOPS for FP32, 30 TFLOPS for FP16, 120 TFLOPS for dedicated tensor computation



Nvidia Tesla V100
2017.thegiac.com

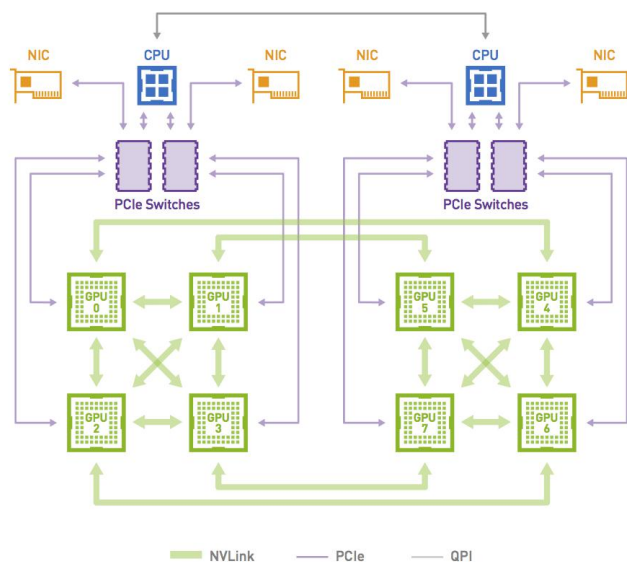
专用硬件：TPU 运算能力

45TFLOPS/each, 180 TFLOPS total.

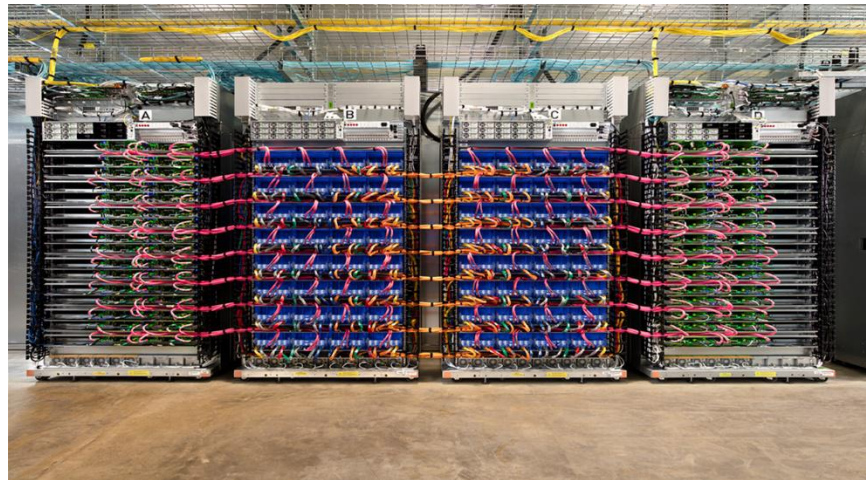


硬件设备不能无限大

通过高速互联实现扩展性



GPU 集群



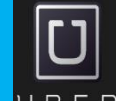
TPU 集群

深度学习软件平台的定位

对算法工程师友好；释放硬件潜能

应用层

解决工作与生活中的实际问题



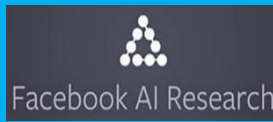
服务层

为客户提供最好的技术与服务



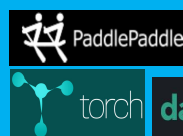
算法层

研究和发明新的机器学习理论及算法



软件层

降低算法研发门槛；
释放硬件潜能



硬件层

用于云端和终端的计算，存储和网络硬件



硬件越快，软件越难

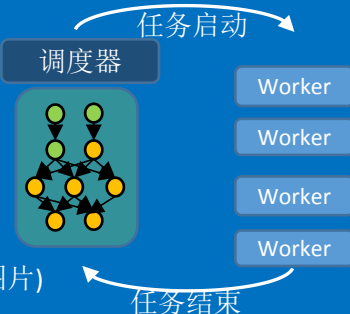
核心挑战：通过软件支持灵活性和提高硬件利用率

算法：从批处理到流式计算

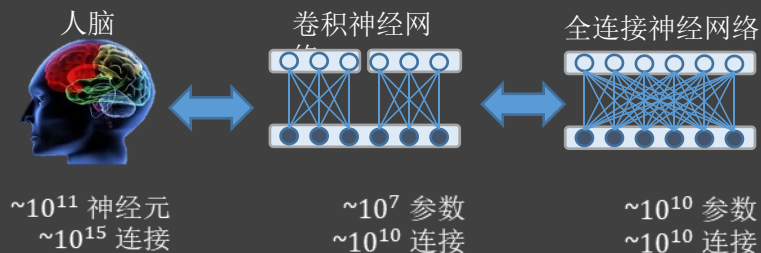
AlexNet (One Weird Trick paper) - Input 128x3x224x224

Library	Class	Time (ms)
CuDNN[R4]-fp16 (Torch)	cudaSpatialConvolution	71
CuDNN[R4]-fp32 (Torch)	cudaSpatialConvolution	81
Nervana-fp16	ConvLayer	92

单个GPU上小批次数据处理 (e.g. 128张图片)



大数据和大模型



新型硬件

CPU集群



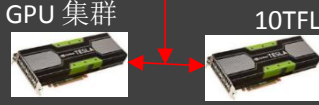
6GB/s (InfiniBand)



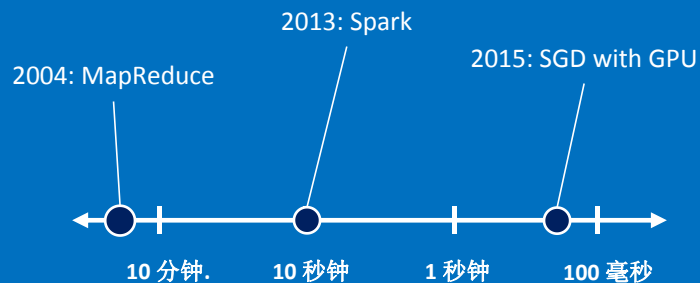
0.7TFLOPS



6GB/s with PCI-E
6GB/s with InfiniBand
GPU 集群
10TFLOPS

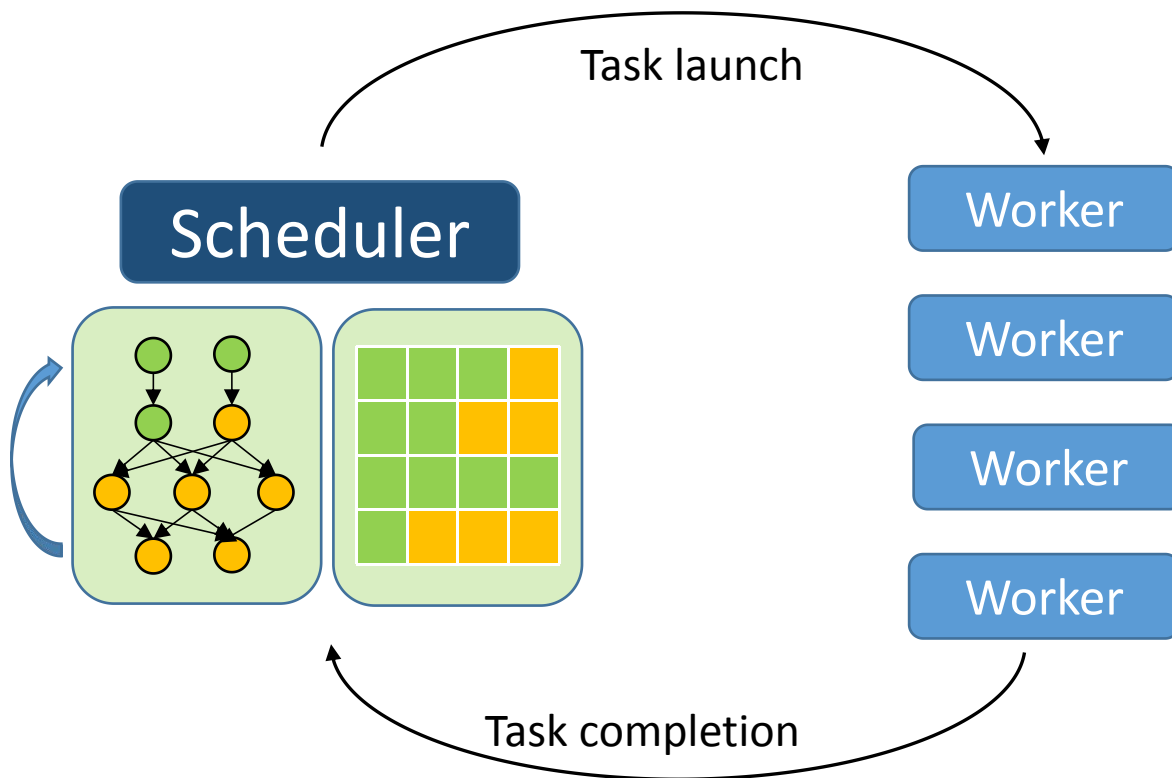


任务粒度



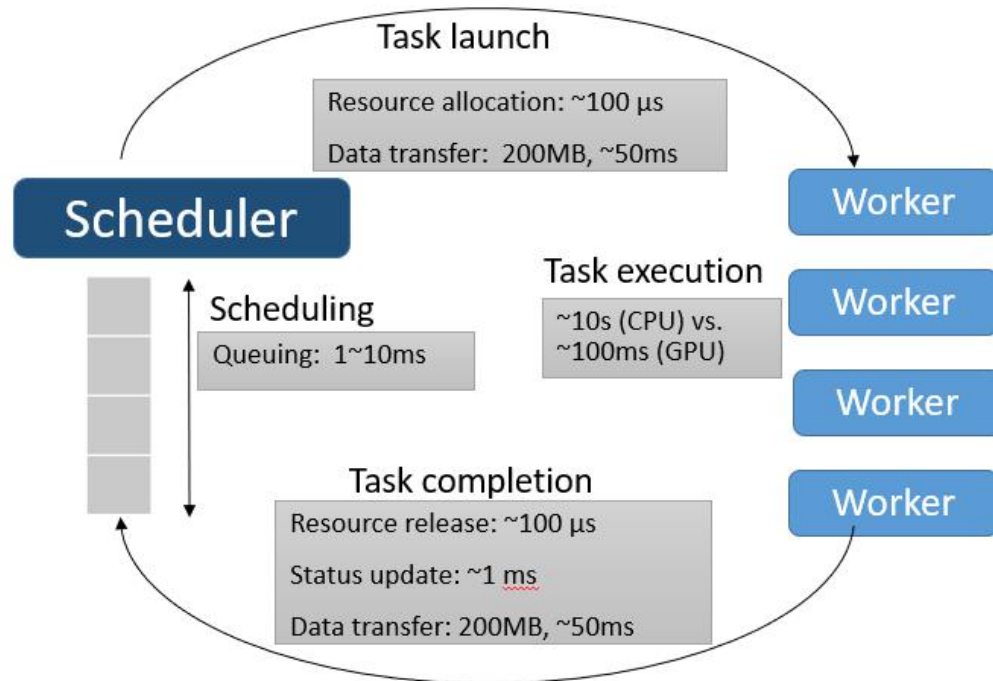
数据流执行引擎

有向无环图表示

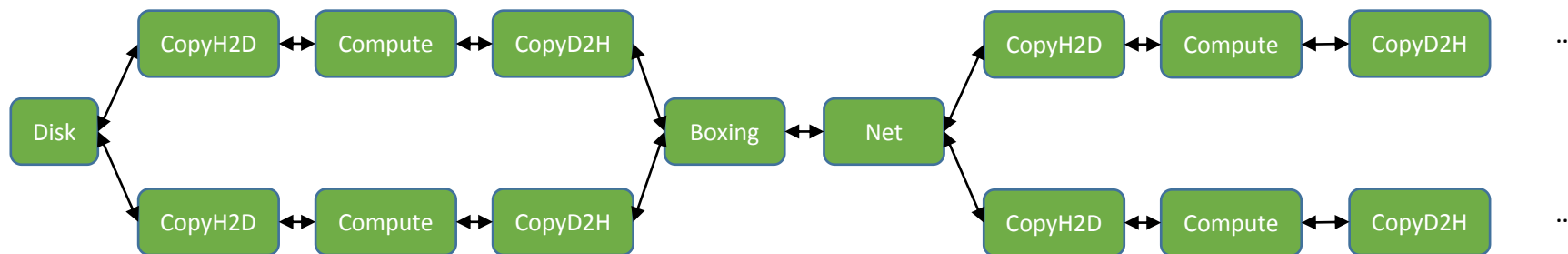


传统大数据架构能否搞定？

去中心化调度



传统的中心调度器

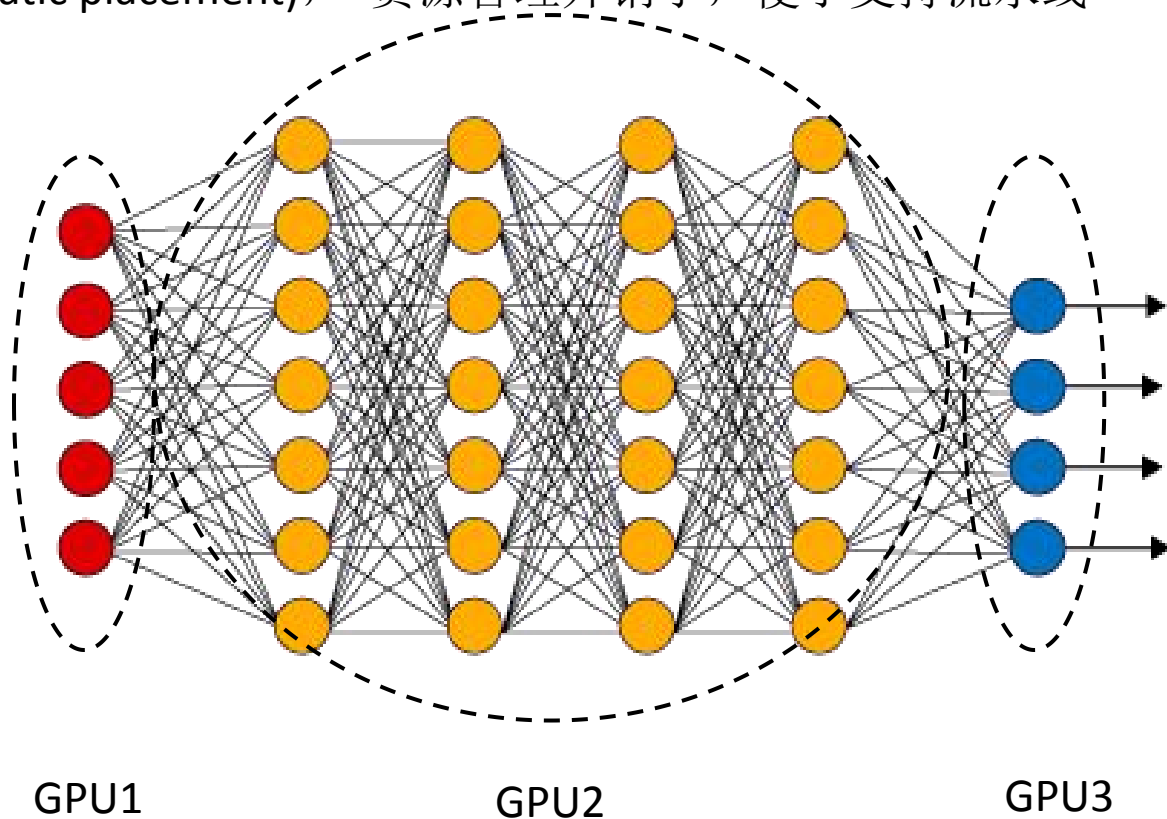


去中心化的执行引擎



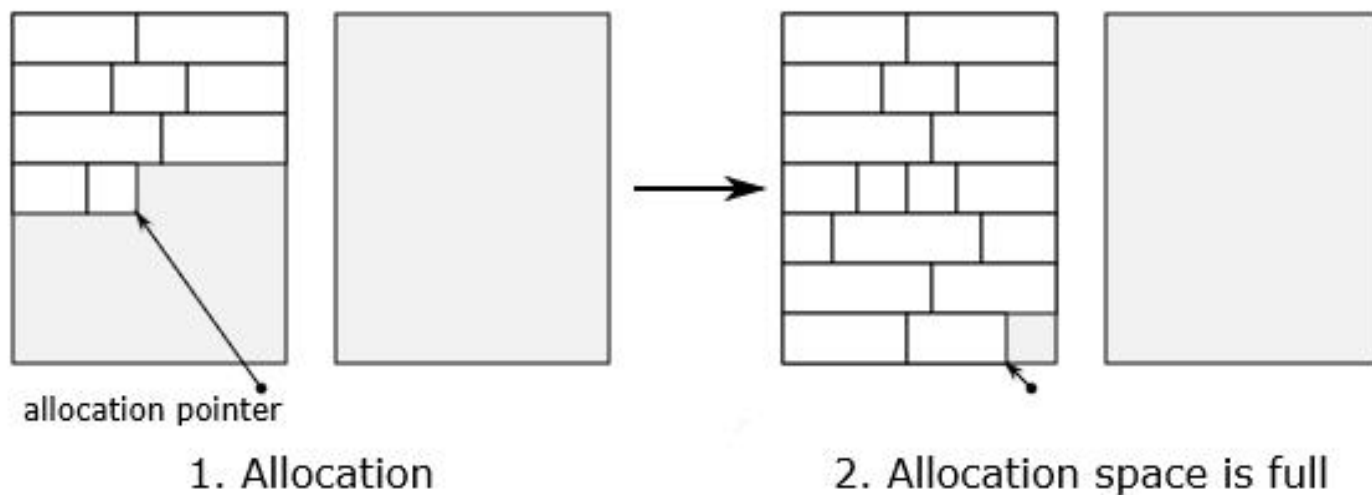
传统大数据架构能否搞定？

静态放置(Static placement), 资源管理开销小, 便于支持流水线



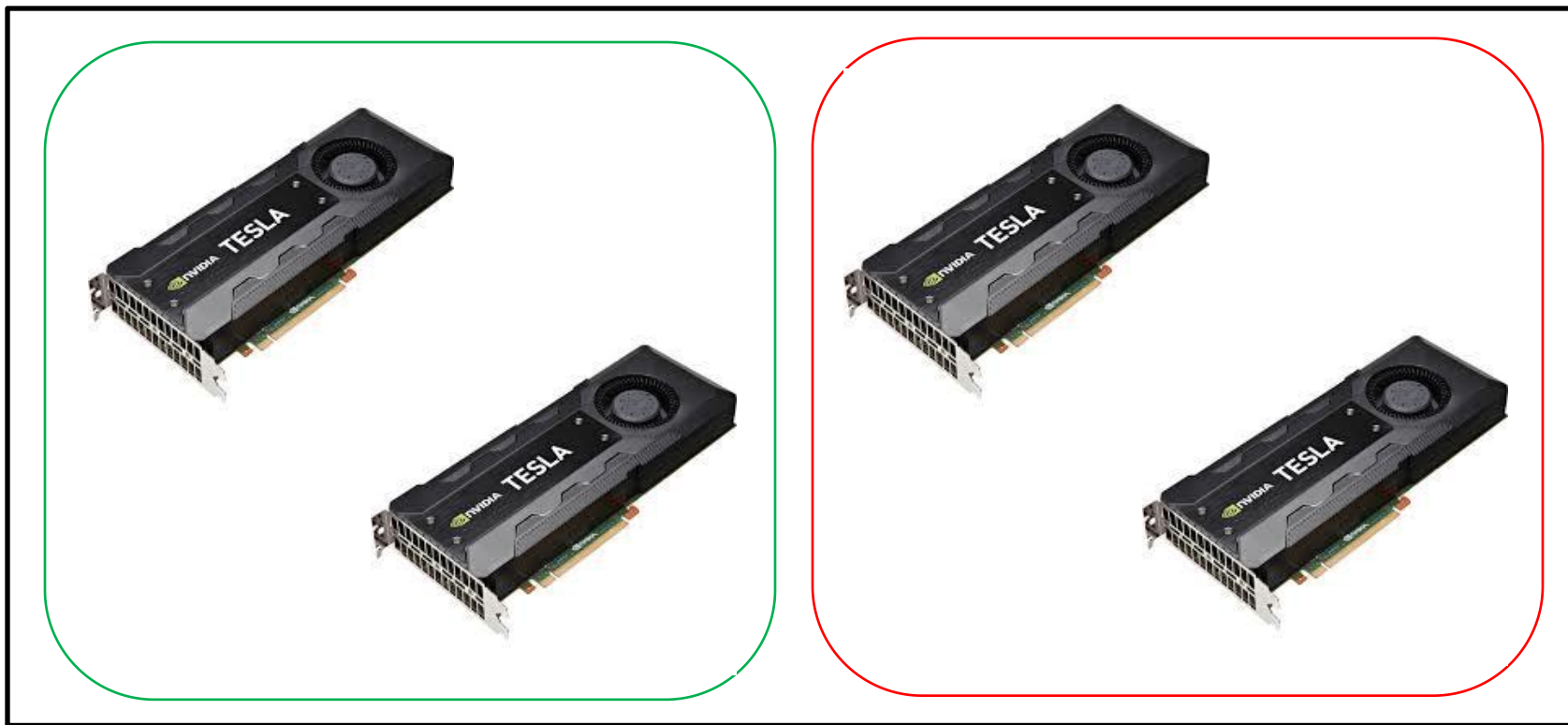
传统大数据架构能否搞定？

静态资源管理开销小，稳定性高(不死锁，不出现OOM)，可能存在资源浪费



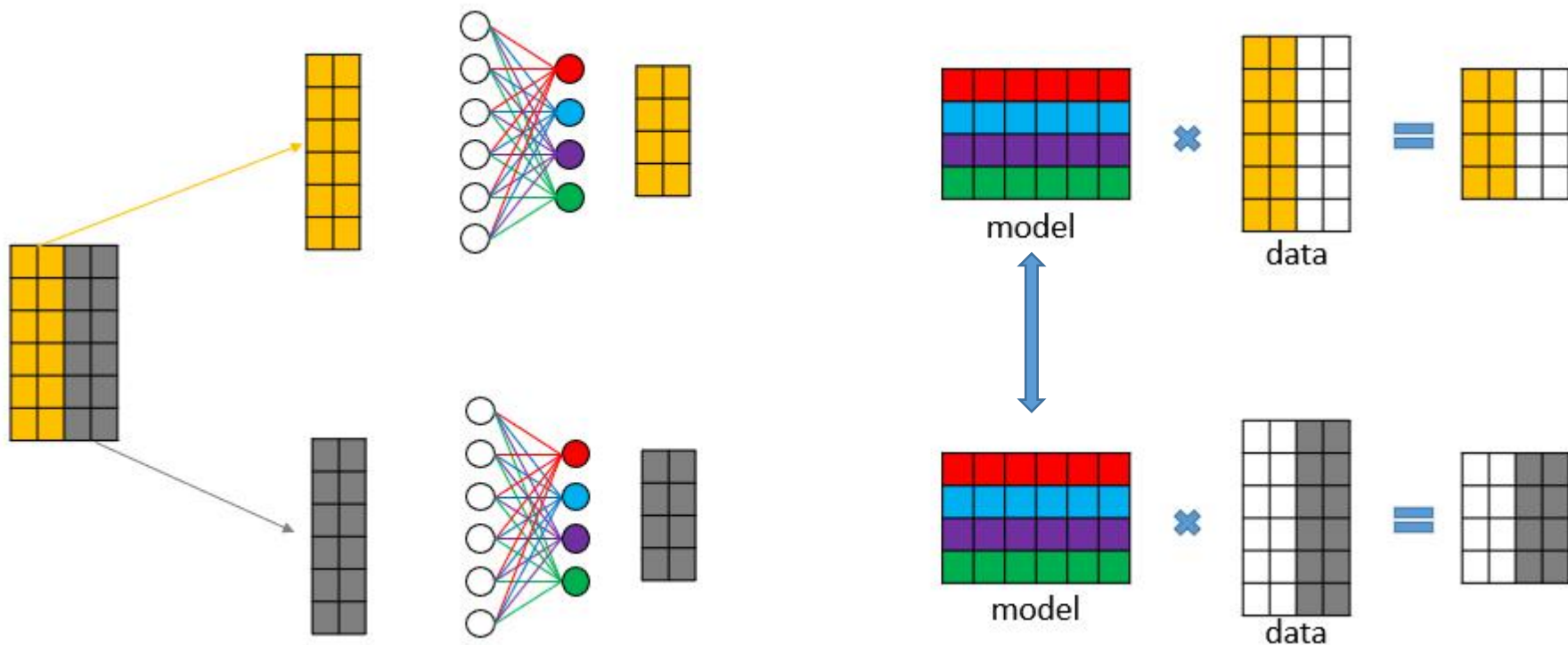
传统大数据架构能否搞定？

专用集群，独占资源，容错简单 (Fail fast, warm start)

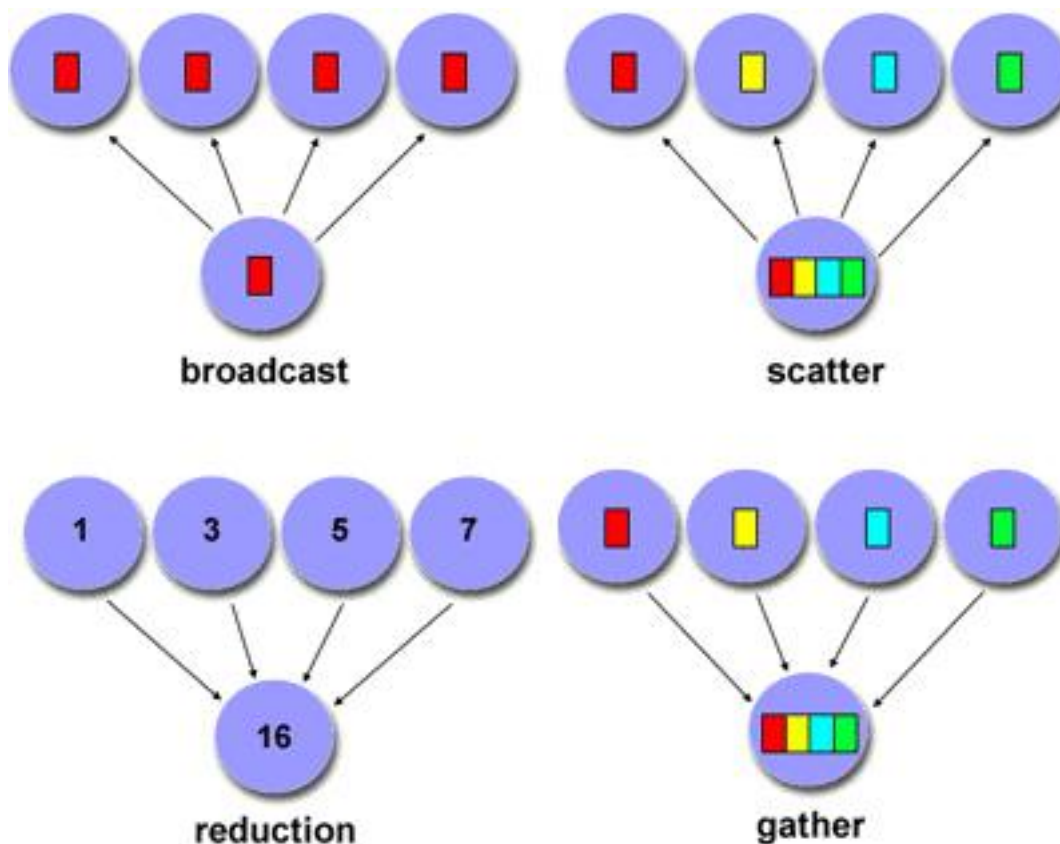


数据太大怎么办？

数据并行：分裂数据，对模型进行同步（所有开源深度学习框架都支持）

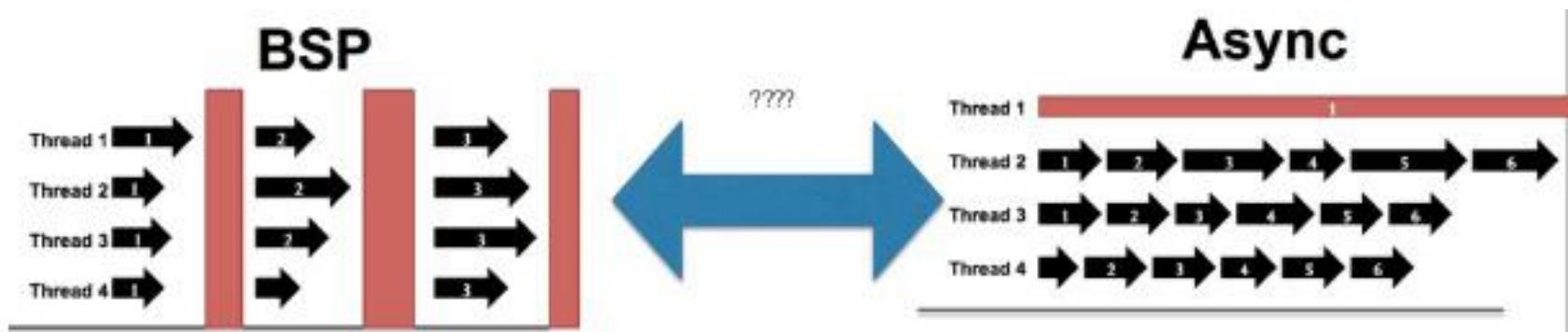


常用集合通信原语



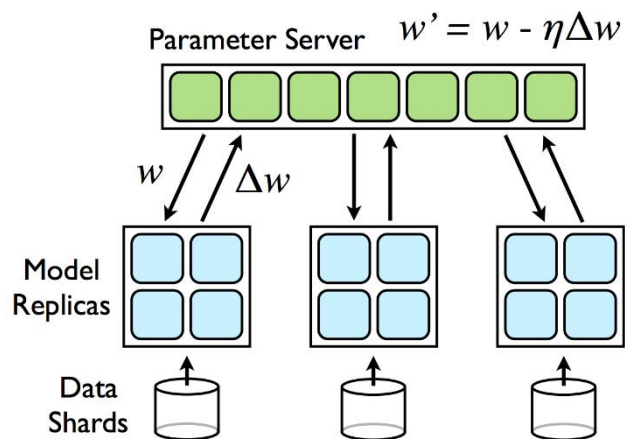
BSP 更受青睐?

深度学习集群规模较小，机器性能比较一致，同步版SGD 收敛性更好

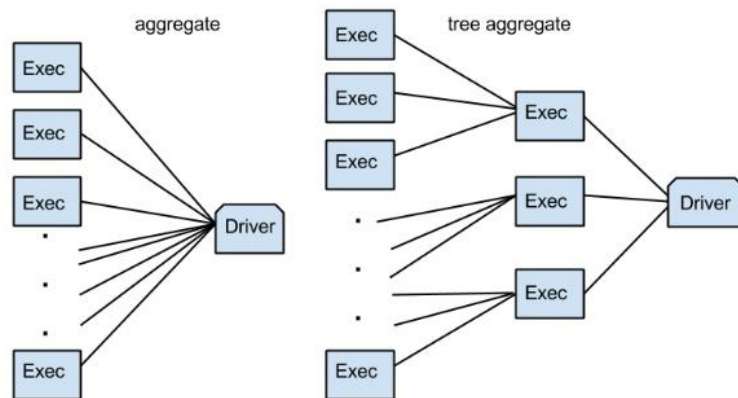


参数服务器不再是最优选择？

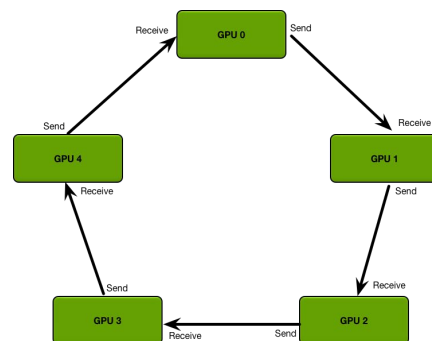
{节点数, 连接带宽, 通信量}综合决定最优通信拓扑结构



参数服务器的client-server架构
本质是星状拓扑



树状集成



环形集成



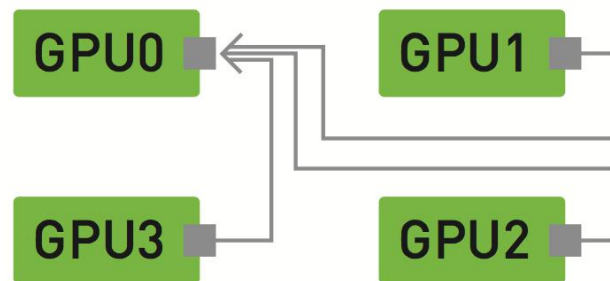
MPI 的回归?

主要应用在数据并行场景



Uber Horovod

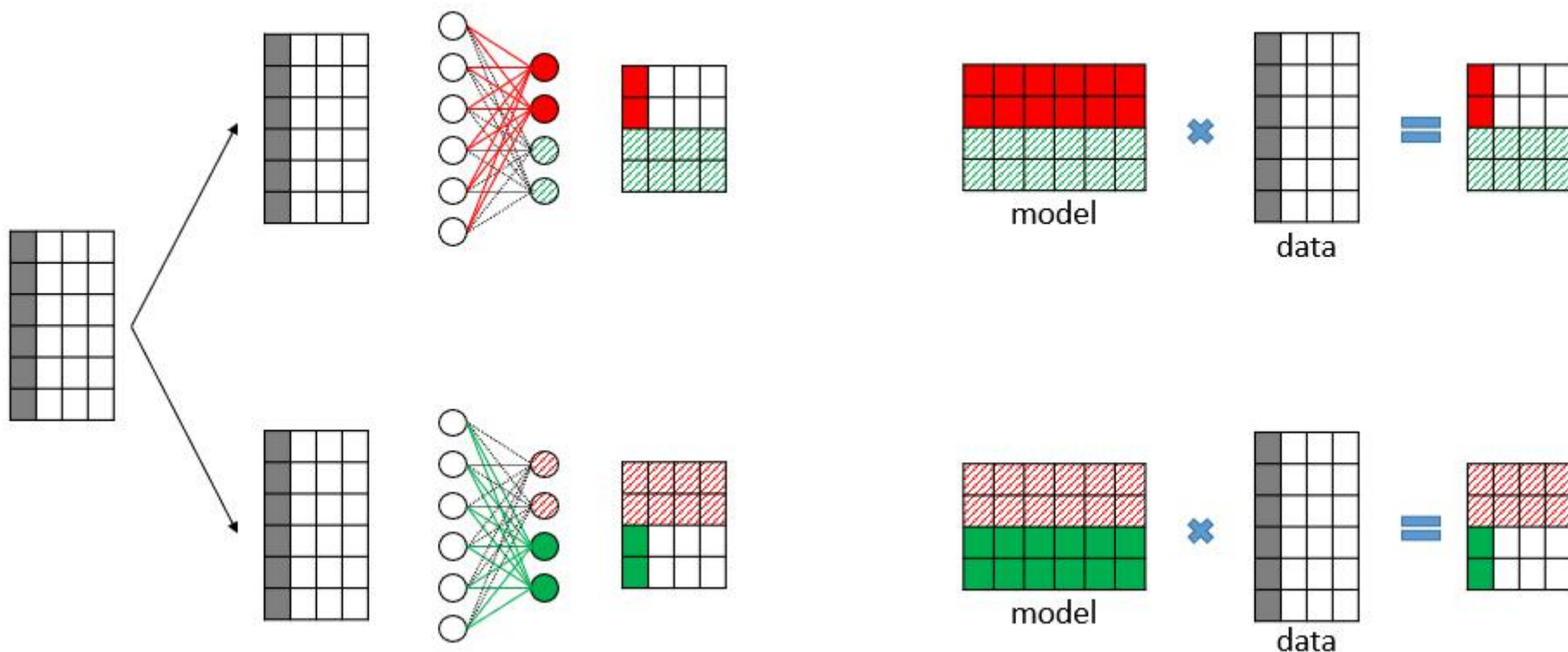
NCCL



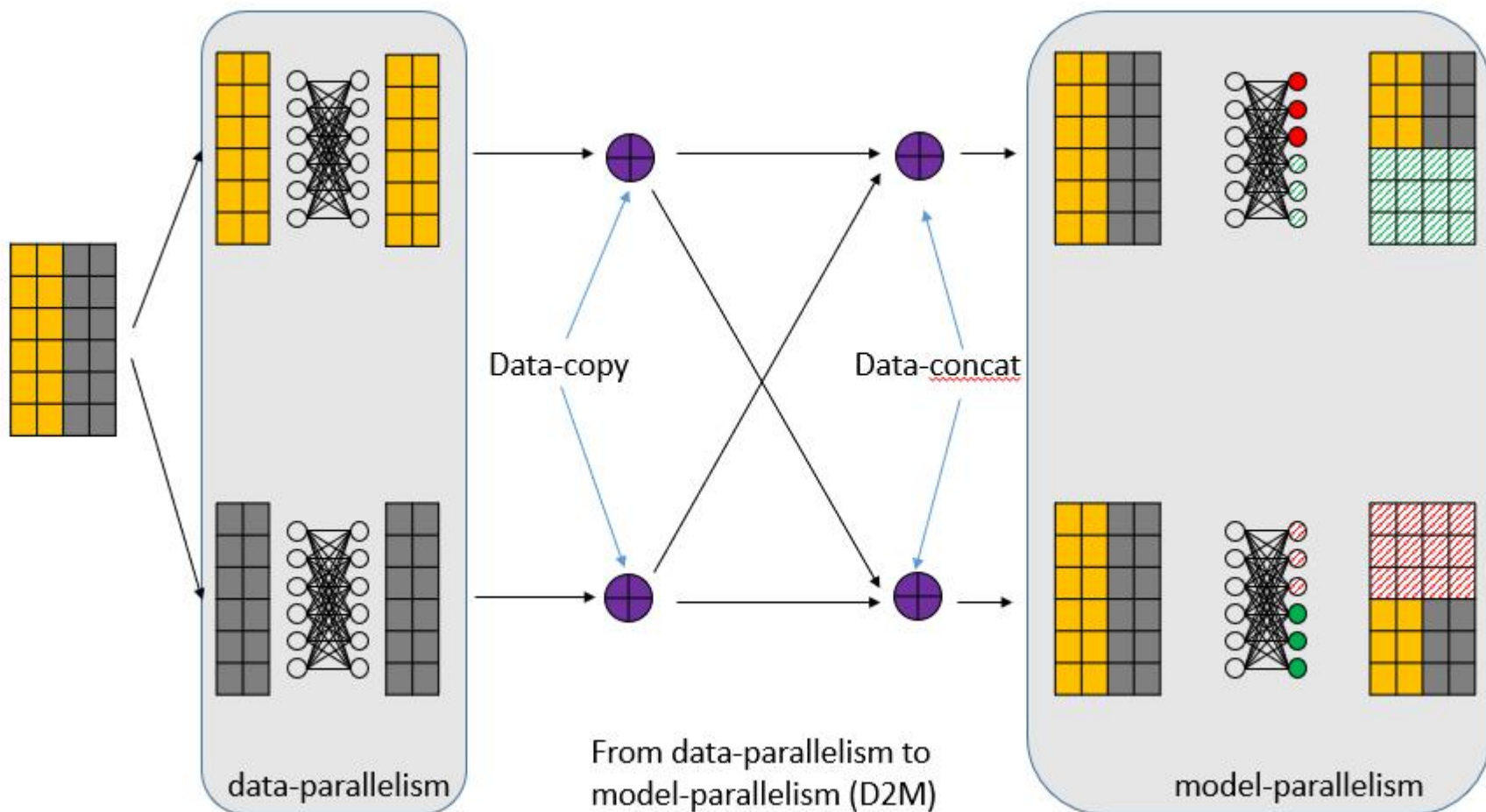
2017.thegiac.com

模型太大怎么办？

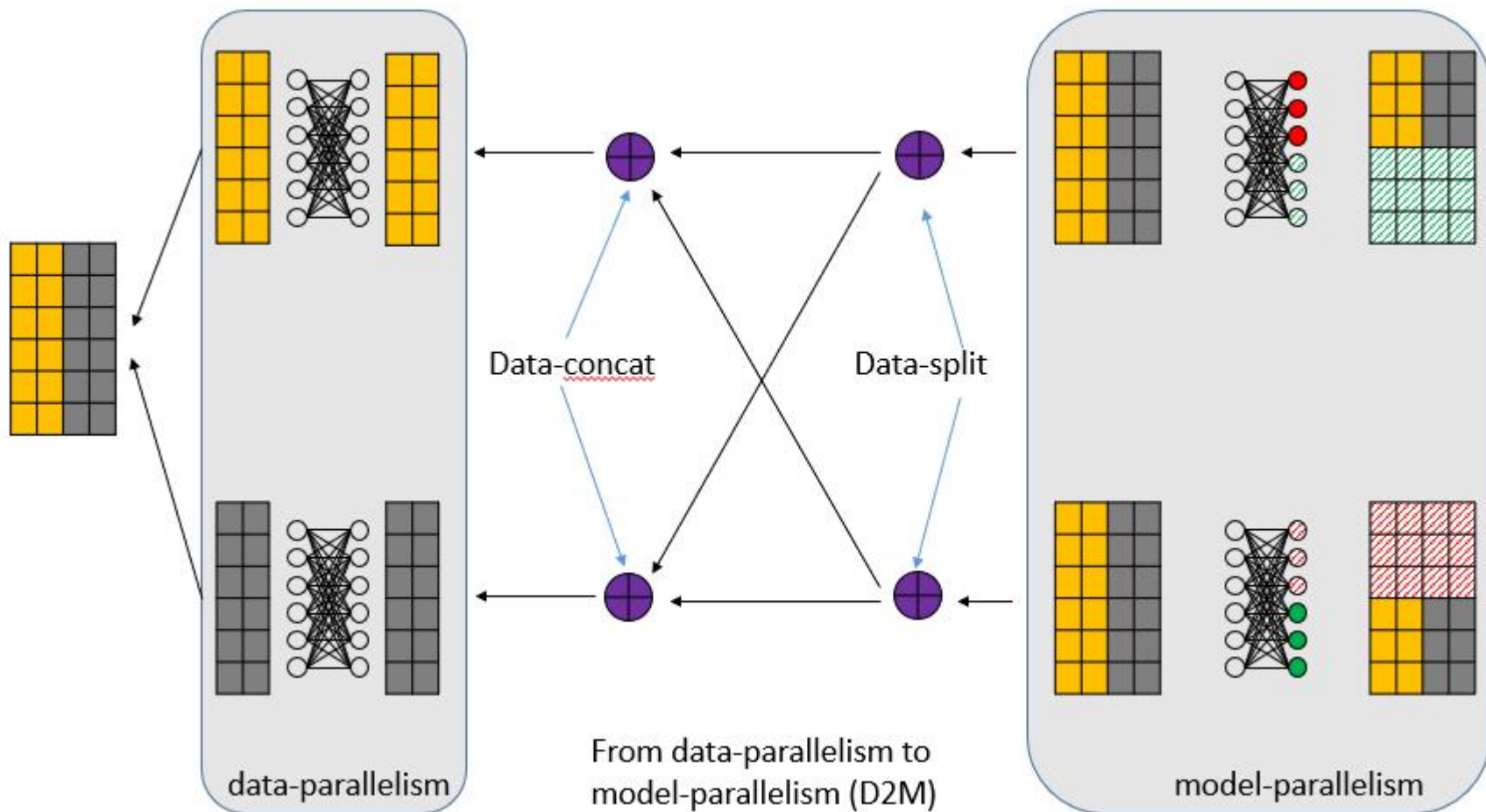
模型并行：分裂模型，对数据做路由（开源框架极少支持）



从数据并行到模型并行：前向计算数据路由

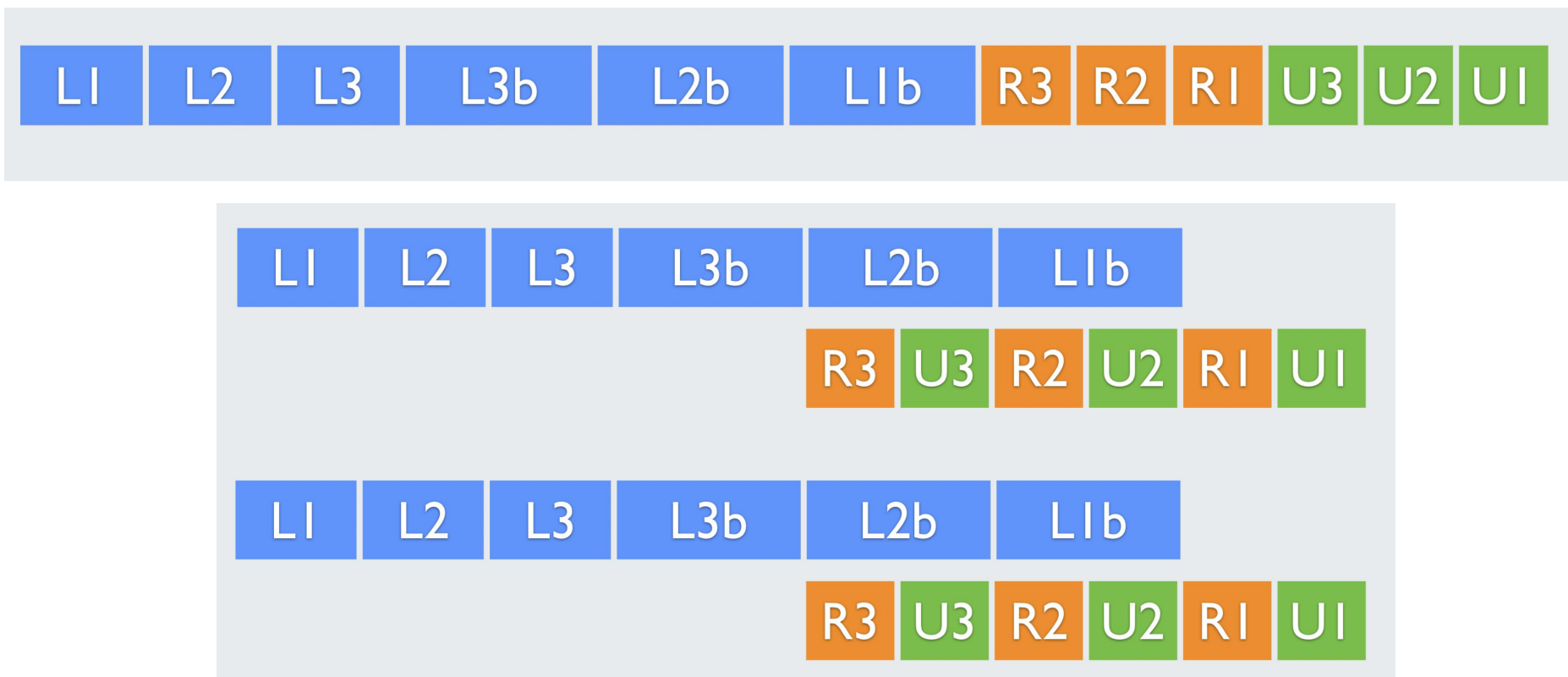


从数据并行到模型并行：后向计算数据路由



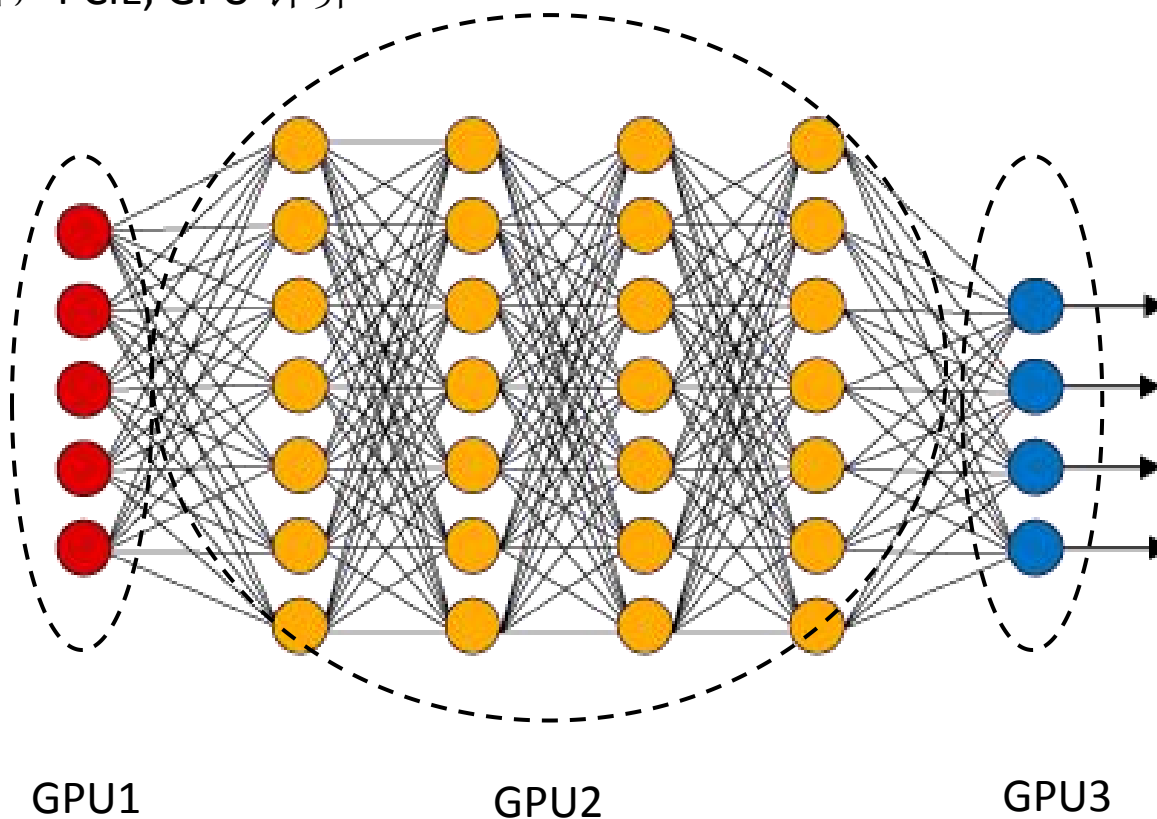
流水线

重叠通信与计算，提高加速比



流水线

磁盘IO, 网络, PCIE, GPU 计算



GPU1

GPU2

GPU3



总结

- 软件是制约算力易用性和扩展性的瓶颈
- 声明式编程，用户关心 what 而不是 how
- 饱和硬件利用率，释放硬件潜能，通用硬件的灵活性，专用硬件的感觉

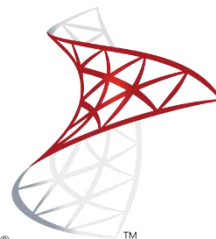


敬请期待！

展望

机器学习领域会出现自己的编程语言吗？

机器学习领域会出现数据库那样的基础软件吗？



Microsoft®
SQL Server®



ORACLE®

GIAC | 全球互联网架构大会
GLOBAL INTERNET ARCHITECTURE CONFERENCE

GIAC

全球互联网架构大会

GLOBAL INTERNET ARCHITECTURE CONFERENCE

谢谢！

2017.thegiac.com

www.top100summit.com