

推理引擎-Kernel优化

内存布局



ZOMI



BUILDING A BETTER CONNECTED WORLD

Ascend & MindSpore

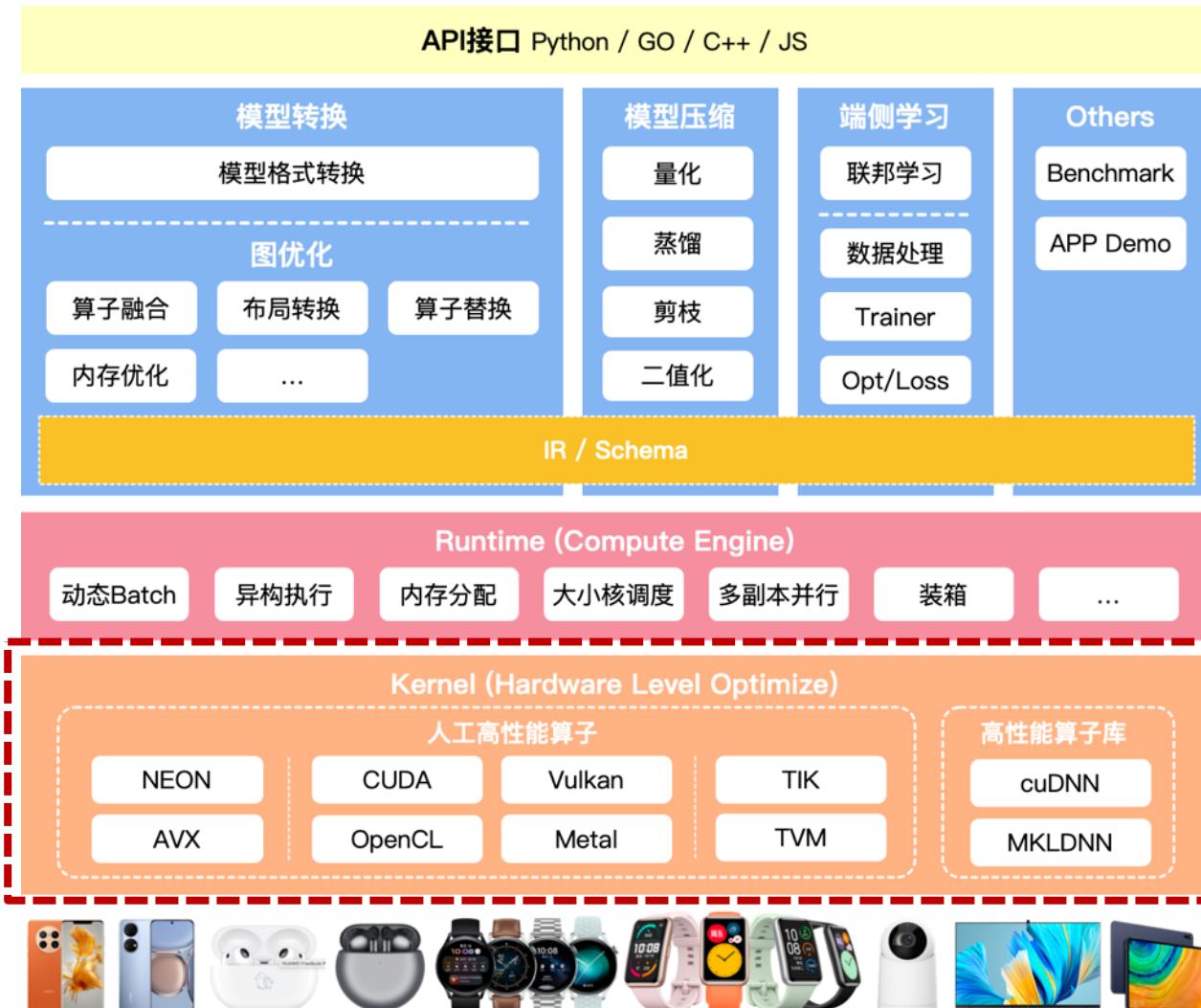
www.hiascend.com
www.mindspore.cn

Talk Overview

1. 推理系统介绍：推理系统架构 – 推理引擎架构
2. 模型小型化：CNN小型化结构 – Transform小型化结构
3. 离线优化压缩：低比特量化 – 模型剪枝 – 知识蒸馏
4. 模型转换与优化：模型转换细节 - 计算图优化
5. Kernel 优化
 - 算法优化 (Winograd / Strassen)
 - 内存布局 (NC1HWC0 / NCHW4)
 - 汇编优化 (指令与汇编)
 - 调度优化
6. Runtime 优化

推理引擎架构

- 高性能算子层
- 算子优化
 - 算子执行
 - 算子调度



内存

Memory



BUILDING A BETTER CONNECTED WORLD

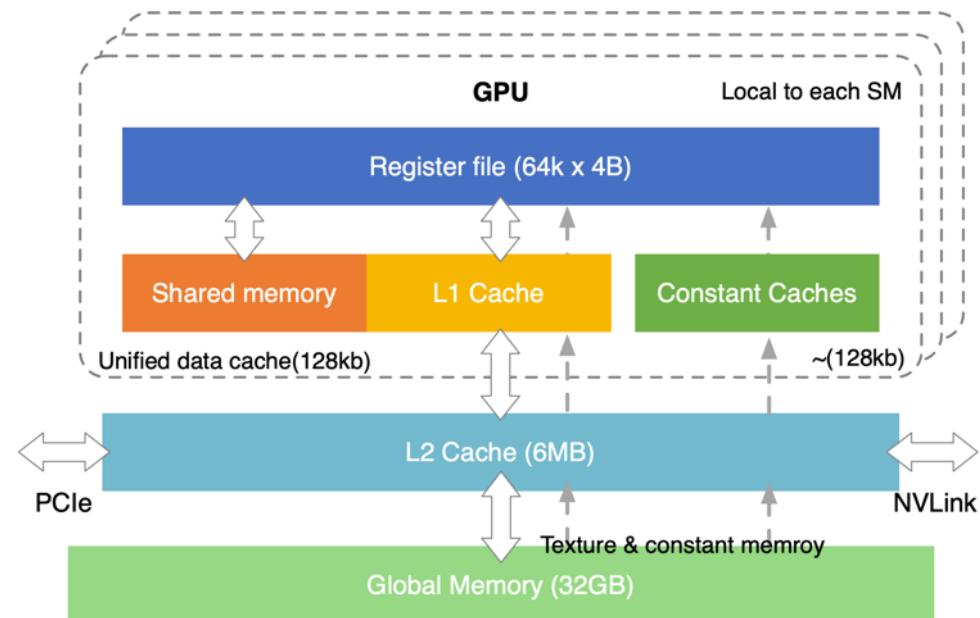
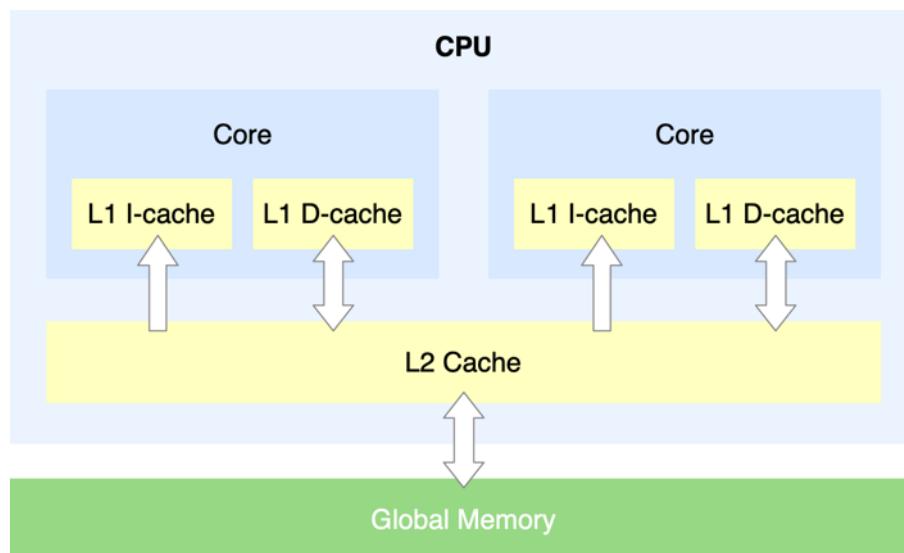
Ascend & MindSpore

4

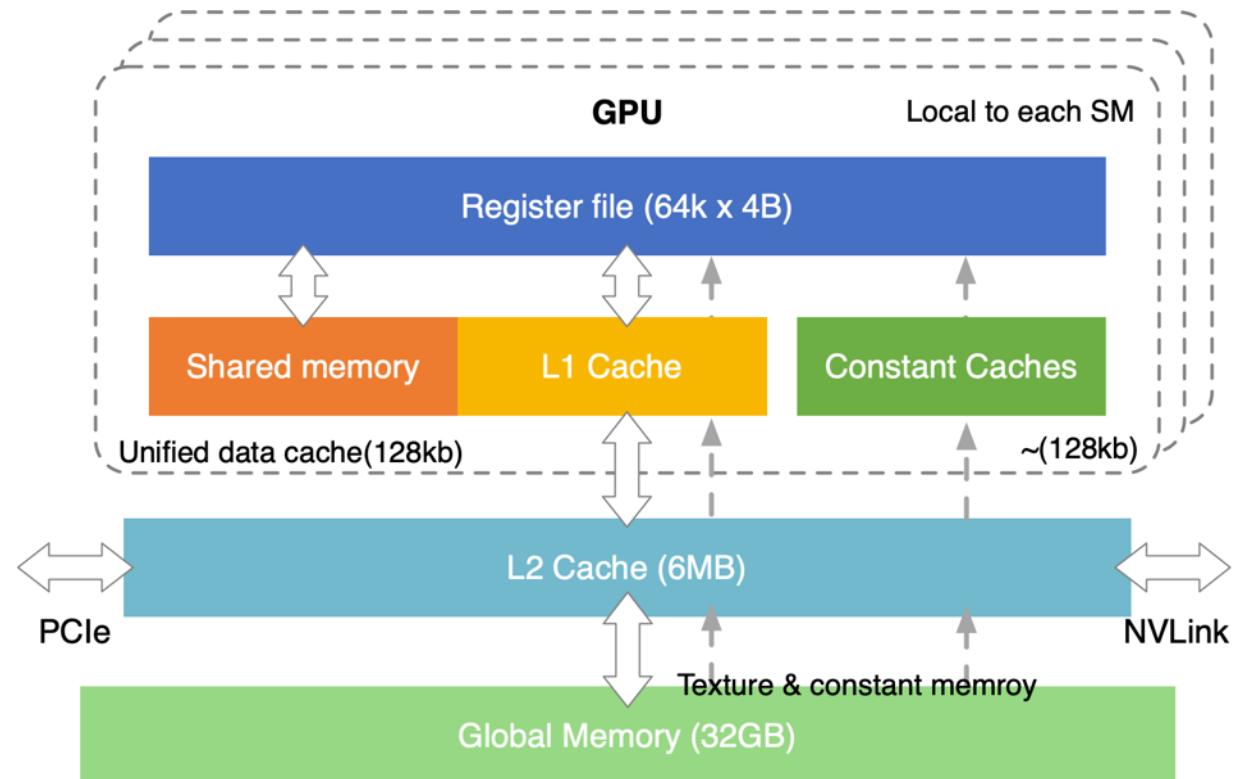
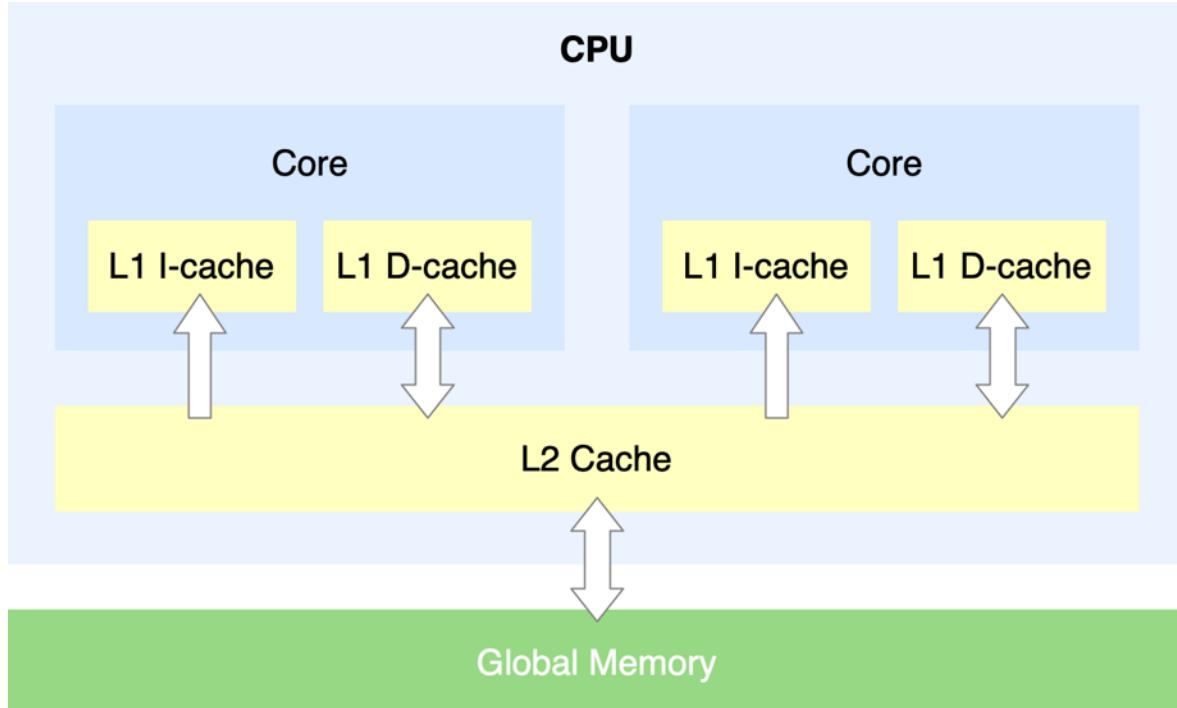
www.hiascend.com
www.mindspore.cn

基本介绍

- RAM 主内存是较大存储空间，但速度较慢。CPU/NPU Cache 缓存的速度要快得多，但其规模较小，因此恰当地使用CPU/NPU Cache 缓存至关重要。
每一次从 RAM 主内存中获取数据时，CPU/NPU 会将该数据及其邻近的数据加载到 Cache 缓存中，以便利用访问局部性（locality of reference）提升访问命中率。

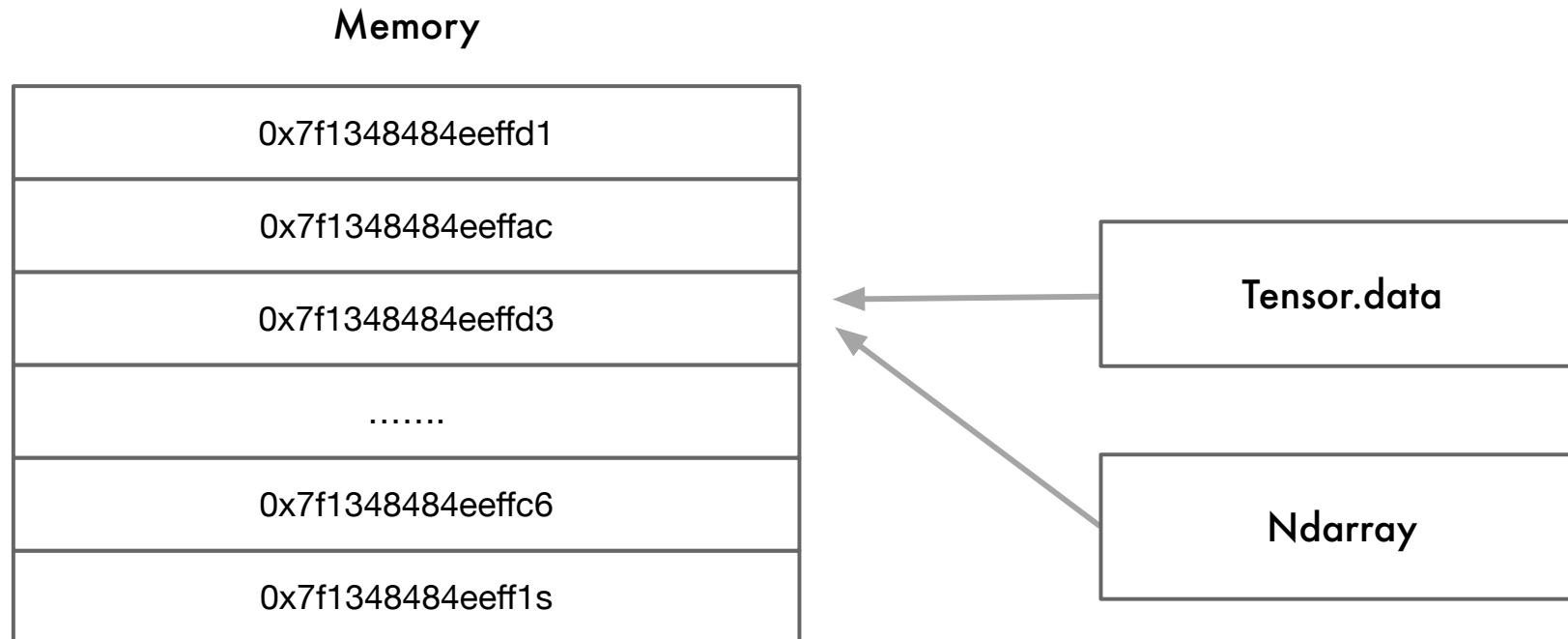


基本介绍



什么是内存对齐？

- 内存对齐和数据在内存中的位置有关。内存对齐以字节为单位进行，一个变量的内存地址如果正好等于它的长度的整数倍，则称为自然对齐。
- 在32位CPU下，一个u32的内存地址为0x00000004，则属于自然对齐。内存空间按照字节进行划分，理论上可以从任意地址开始读取，实际上会要求读取数据的首地址时某一个值的整数倍。



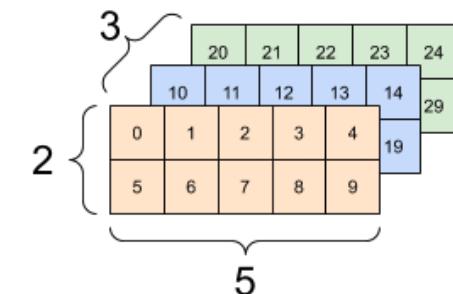
Tensor 内存布局

Tensor 值存储在内存中

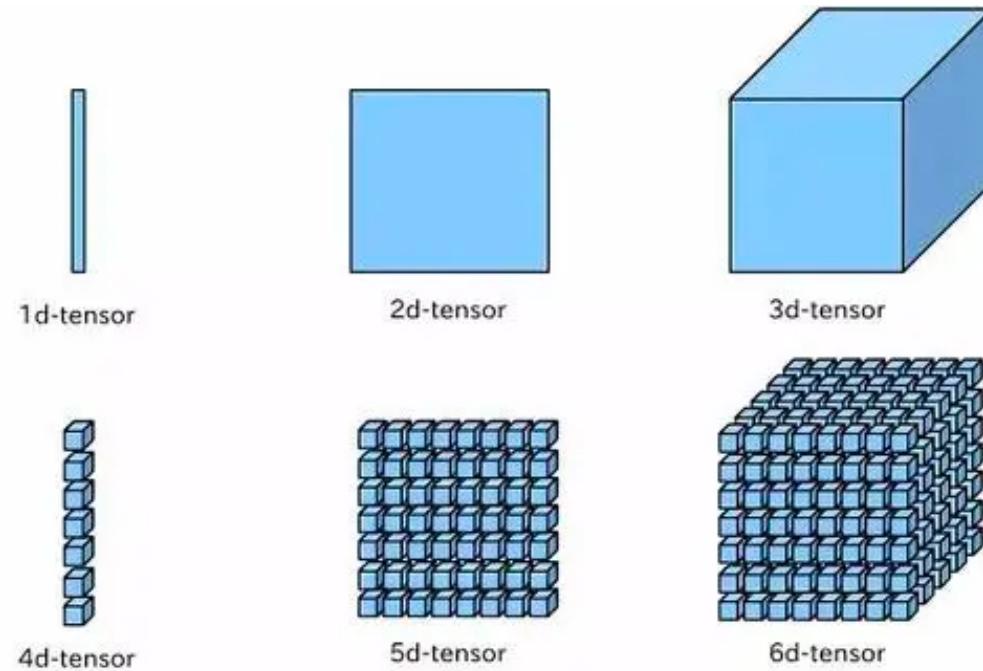
- 一个 Tensor 类的实例由一维连续的计算机内存段组成。结合Tensor 元素索引机制，可以将值映射到内存块中对应元素的位置，而索引可以变化的范围由 Tensor 的 Shape 属性指定。每个元素占用多少个字节以及如何解释这些字节由 Tensor 的 DataType 属性指定。

基本数据结构：Tensor 张量

- 高维数组，对标量，向量，矩阵的推广
- Tensor形状（Shape）：[3, 2, 5]
- 元素基本数据类型（Data Type）：int, float, string, etc.



Tensor 张量



图像张量化表示：

- (N, C, H, W)

自然语言张量化表示：

- (N, S, W)

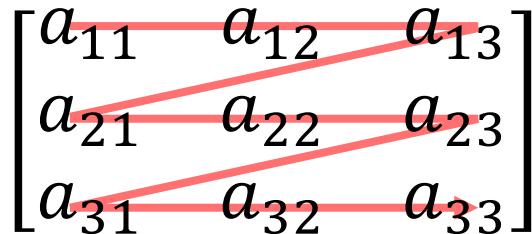
稀疏张量：

- 点云和图

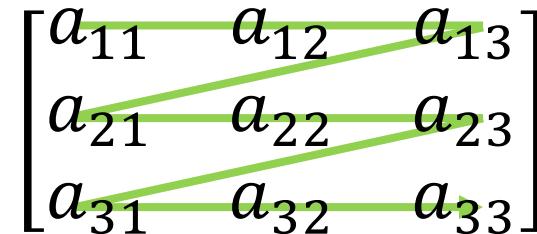
Tensor 值存储在内存中

- 一段内存本质上是连续的，有许多不同的方案可以将 N 维 Tensor 数组的项排列在一维块中。根据排列顺序的区别，又可以分为行主序和列主序两种风格，下面以最简单的 2 维情况进行举例：

Row-major order

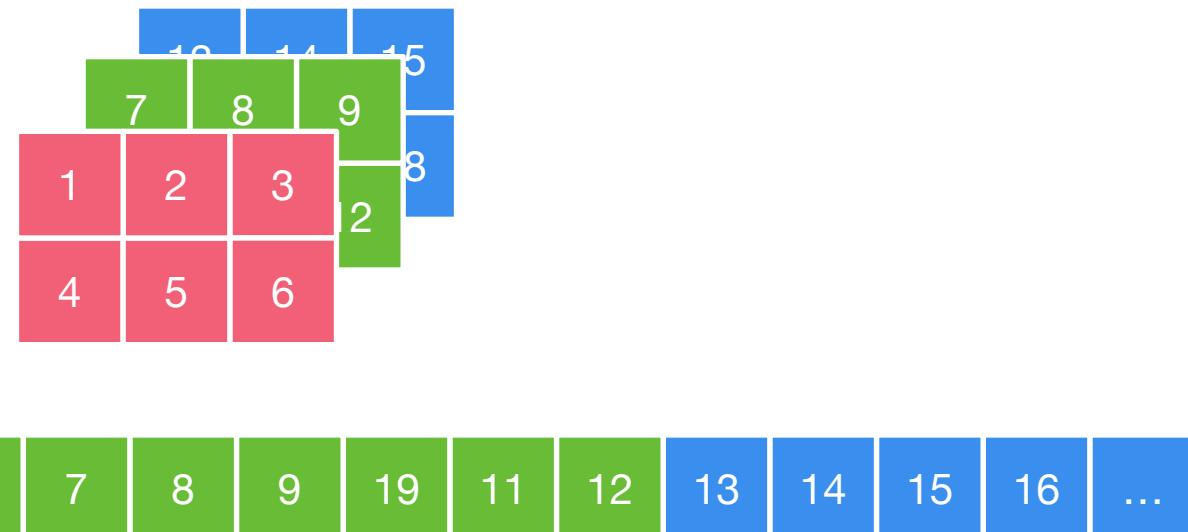
$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$$


Column-major order

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$$


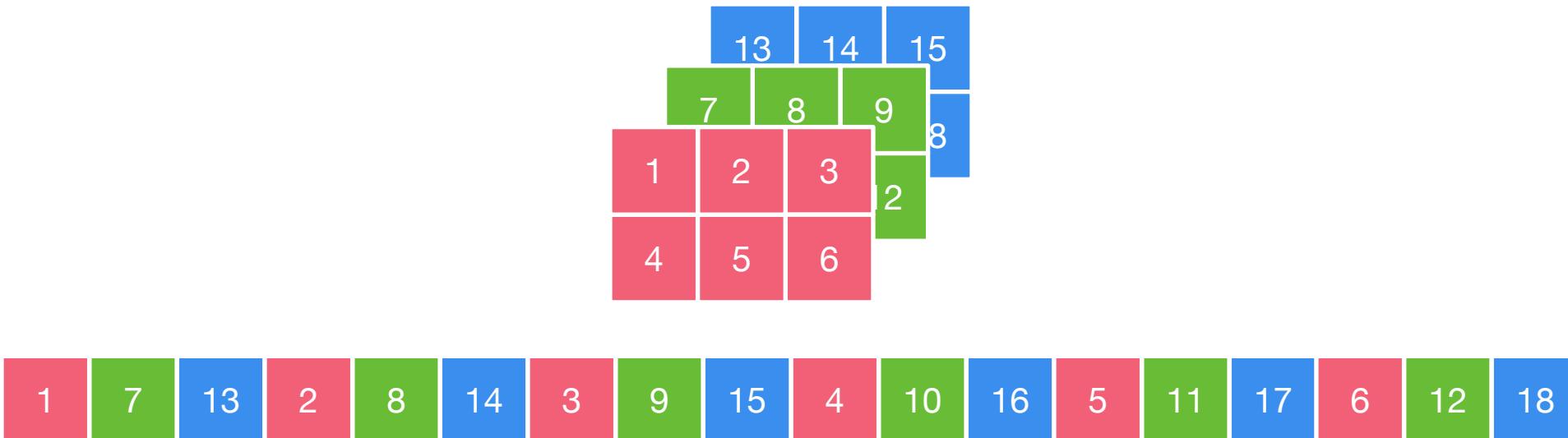
NCHW

- NCHW 同一个通道的数据值连续排布，更适合需要对每个通道单独运算的操作，如 MaxPooling
- NCHW 计算时需要的存储更多，适合GPU运算，利用 GPU 内存带宽较大并且并行性强的特点，其访存与计算的控制逻辑相对简单：



NHWC

- NHWC 其不同通道中的同一位置元素顺序存储，因此更适合那些需要对不同通道的同一数据做某种运算的操作，比如 “Conv1x1”
- NHWC 更适合多核CPU运算，CPU 内存带宽相对较小，每个数据计算的时延较低，临时空间也很小，有时计算机采取异步的方式边读边算来减小访存时间，因此计算控制灵活且复杂



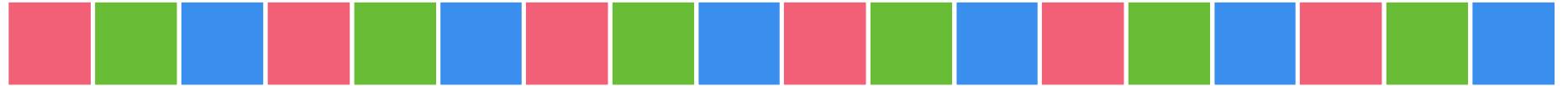
框架的默认选择

- 由于数据只能线性存储，因此这四个维度有对应的顺序。不同深度学习框架会按照不同的顺序存储特征图数据：
 - 以 NPU/GPU 为基础的 PyTorch 和 MindSpore 框架默认使用 NCHW 格式，排列顺序为[Batch, Channels, Height, Width]
 - Tensorflow 采用了 NHWC，排列顺序为[Batch, Height, Width, Channels]，何面向移动端部署 TFLite 只采用 NHWC 格式

NCHW



NHWC

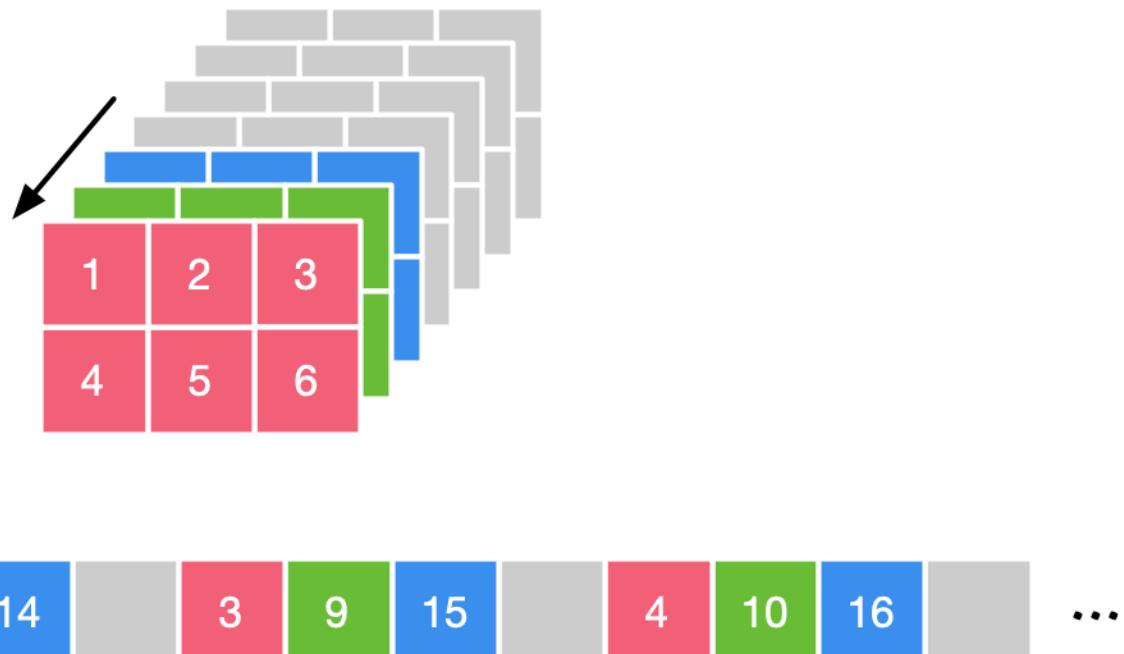


NCHW 和 NHWC

- 对于“NCHW”而言，其同一个通道的像素值连续排布，更适合那些需要对**每个通道单独做运算**的操作，比如“MaxPooling”。
- 对于“NHWC”而言，其不同通道中的同一位置元素顺序存储，因此更适合那些需要对**不同通道的同一像素做某种运算**的操作，比如“Conv”。

NCHWX [Batch, Channels/X, Height, Width, X=4 , 32或64]

- 由于典型的卷积神经网络随着层数的增加，其特征图在下采样后的长和宽逐渐减小，但是 channel 数随着卷积 filter 个数不断增大也越来越大，如 channel=128/256 等。为了充分利用有限的矩阵计算单元，进行对 Channel 维度的拆分称为一种很好的利用空间的方案。



NCHWX

1. NCHWX 的格式能够更好的适配SIMT，其中 NCHW4 可以针对 Arm int8 数据类型，利用 CUDA 的 dp4a 模块进行计算；
2. 而 NCHW32 和 NCHW64 分别针对int8和int4数据类型，能够更好的利用 CUDA 的 Tensor core计算单元进行计算；
3. 对 Cache 更友好，减少 Cache miss；Kernel 实现层面易进行 Padding，减少边界分支判断，代码逻辑简单。

引用

1. <https://discuss.pytorch.org/t/how-to-know-the-memory-allocated-for-a-tensor-on-gpu/28537>
2. <https://towardsdatascience.com/optimize-pytorch-performance-for-speed-and-memory-efficiency-2022-84f453916ea6>
3. https://oneapi-src.github.io/oneDNN/dev_guide_understanding_memory_formats.html



BUILDING A BETTER CONNECTED WORLD

THANK YOU

Copyright©2014 Huawei Technologies Co., Ltd. All Rights Reserved.

The information in this document may contain predictive statements including, without limitation, statements regarding the future financial and operating results, future product portfolio, new technology, etc. There are a number of factors that could cause actual results and developments to differ materially from those expressed or implied in the predictive statements. Therefore, such information is provided for reference purpose only and constitutes neither an offer nor an acceptance. Huawei may change the information at any time without notice.