### Q 输入搜索文本...

如何安装 MegEngine

用户迁移指南

常见问题汇总

### 模型开发 (基础篇)

#### 深入理解 Tensor 数据结构

Rank, Axes 与 Shape 属性

### Tensor 元素索引

Tensor 数据类型

Tensor 所在设备

Tensor 具象化举例

Tensor 内存布局

使用 Functional 操作与计算

使用 Data 构建输入 Pipeline

使用 Module 定义模型结构

Autodiff 基本原理与使用

使用 Optimizer 优化参数

保存与加载模型 (S&L)

使用 Hub 发布和加载预训练模型

#### 模型开发 (进阶篇)

通过重计算节省显存 (Recomputation)

分布式训练(Distributed Training)

量化 (Quantization)

自动混合精度 (AMP)

模型性能数据生成与分析 (Profiler)

使用 TracedModule 发版

即时编译 (JIT)

# 推理部署篇

模型部署总览与流程建议

使用 MegEngine Lite 部署模型

MegEngine Lite 使用接口

使用 MegEngine Lite 部署模型进阶

使用 Load and run 测试与验证模型

# 工具与插件篇

参数和计算量统计与可视化

MegEngine 模型可视化

RuntimeOpr 使用说明

自定义算子 (Custom Op)

# Tensor 元素索引

### 🚹 参见

阅读这部分内容前,你需要知道如何 访问 Tensor 中某个元素 以及 使用切片获取部分元素。

# 1 注解

以下是本小节提到的相关内容速记:

- MegEngine 中切片将返回新的对象(而不是共用同一片内存),切片操作不会降低 Tensor 维度;
- 多维 Tensor 的索引语法形如 a[i, j], 也支持切片语法形如 a[i:j, p:q];
- 可以使用省略符 ... 来自动填充完整切片到剩余维度, 比如 a[i, ...] 等同于 a[i, :, :].

# 和 NumPy 索引对比

### 🛕 NumPy 用户请注意!

不能将 NumPy 中存在的一些概念和设计直接应用于 MegEngine.

# 6 参见

在 MegEngine 中,想要 <u>访问 Tensor 中某个元素</u> ,可以使用标准的 x[obj] 语法。 看上去一切都和 NumPy 很相似,后者的 官方文档中也对 <u>ndarray</u> 的各种索引方式都 <u>进行了解释</u> 。 但 MegEngine 的 Tensor 实现和 NumPy 还是略有不同,如果不清 楚某些细节,可能无法对一些现象做出解释。

# 索引得到的对象不同

```
MegEngine
 >>> x = Tensor([[1., 2.], [3., 4.]])
 \Rightarrow\Rightarrow y = x[0]
 >>> y[1] = 6
 >>> x
 Tensor([[1. 2.]
  [3. 4.]], device=xpux:0)
```

```
NumPy
 >>> x = array([[1., 2.], [3., 4.]])
 \Rightarrow\Rightarrow y = x[0]
 >>> y[1] = 6
 >>> x
 array([[1., 6.],
          [3., 4.]])
```

出现这种情况的原因是,在 NumPy 中使用索引时,得到的是原数组的 视图(View)。 改变视图中的元素,原始数组中的元素也会发 生变化 —— 这是很多 NumPy 用户初学时容易困扰的地方。 而在 MegEngine 中没有视图 view 这一属性, 通过索引或切片得到的元素 或子 Tensor 和原 Tensor 占用的是不同的内存区域。

在其它地方的一些设计,二者还是一致的,接下来我们将进行介绍。

# 切片索引不会降低维度

MegEngine 和 NumPy 在进行切片时,都不会改变对象 维度的个数:

```
>>> M = Tensor([[1, 2, 3],
               [4, 5, 6],
                [7, 8, 9]])
>>> M[1:2][0:1]
Tensor([[4 5 6]], dtype=int32, device=cpux:0)
>>> M[1:2][0:1].ndim
```

整个过程中,切片得到的都是一个 ndim=2 的 Tensor.

- 执行 M[1:2] 得到的结果是 [[4,5,6]] 而不是 [4,5,6].
- 对 [[4, 5, 6]] 进行 [0:1] 切片,得到的还是 [[4, 5, 6]].

错误的理解思路可能是这样的:

- 执行 M[1:2] 得到的结果是 [4, 5, 6]. —— 错! 切片不会降维!
- 对 [4, 5, 6] 进行 [0:1] 切片,得到的是 4. —— 降维了,因此也不对!

- 切片的作用是从整体中取出一部分,因此不会产生降低维度的行为。
- 如果你希望切片操作后能去冗余的维度,可以使用 squeeze.

# 都可以使用数组索引

实际上除了切片索引,我们还可以使用整数数组进行索引得到特定位置的元素,以一维情况为例:

```
MegEngine

>>> x = Tensor([1., 2., 3.])
>>> y = x[[0, 2]]
>>> y
Tensor([1. 3.], device=xpux:0)
```

```
NumPy

>>> x = array([1., 2., 3.])
>>> y = x[[0, 2]]
>>> y
array([1., 3.])
```

索引数组的长度对应了被索引的元素的个数,在一些情况下这种机制十分有帮助。

此时 NumPy 将不会生成原始数组的视图,与 MegEngine 的逻辑一致。

# 🛕 警告

注意语法细节,一些用户容易将整数数组索引写成如下形式:

```
>>> x = Tensor([1., 2., 3.])
>>> y = x[0, 1, 2]
IndexError: too many indices for tensor: tensor is 1-dimensional, but 3 were indexed
```

实际上这是对 Tensor 的 n 个维度分别进行索引的语法。引出了下一小节的解释 ——

# 在多个维度进行索引

以下面这个由矩阵 (2 维数组) M 表示的 Tensor 为例:

$$M = egin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \ 4 & 5 & 6 \ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \quad M_{(1,2)} = 6$$

虽然我们可以使用 M[1][2] 这样的语法得到 6 这个值,但效率并不高(参考 <u>访问 Tensor 中某个元素</u> 的解释)。

# ① 注解

- Python 的内置序列类型都是一维的,因此只支持单向索引,但对于具备多维属性的 Tensor, 可以在多个维度直接进行索引(或者是 在多个维度进行切片,后面会进行举例),使用,作为维度之间的分隔,上面的例子则可用 M[1, 2] 访问元素,而没有必要使用多个方括号 M[1][2].
- 感兴趣的用户可以了解试着背后的细节:在 Python 中要正确处理这种形式的 [] 运算符,对象的特殊方法 \_\_getitem\_ 和 \_\_setitem\_ 需要以元组的形式来接受传入的索引。 也即是说如果要得到 M[i,j] 的值,Python 实际上会调用 M.\_\_getitem\_\_((i,j)).

```
>>> M = Tensor([[1, 2, 3], [4, 5, 6], [7, 8, 9]])
>>> M[1,2]
Tensor(6, dtype=int32, device=xpux:0)
```

可以理解成,在第0轴索引值为1,第1轴索引值为2的位置去直接访问元素。

推广到一般情况,在访问 n 维 Tensor (假定为 T )的特定某个元素时,可以使用如下语法:

$$T_{[i1,i2,\ldots in]}$$

即我们要提供  $i_1, i_2, \ldots, i_n$  n 个索引值,此时不需要层层降维索引,而是直接得到对应元素。

如果提供的索引数组个数不足 n,则需要了解 <u>多维索引的缺省情况</u>。

# 在多个维度进行切片

# ① 注解

在某个维度上进行索引,除了索引特定元素以外,还可以进行切片操作,来获取特定部分元素。

- 既然我们可以在多个维度进行索引, 自然地, 我们可以从多个维度进行切片;
- 问题在于,用户容易忽视 切片索引不会降低维度 这一特点,尤其是和多个 [] 使用时。

现在需要从下面这个 2 维 Tensor 中切出蓝色部分的元素:

$$M = egin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \ 4 & 5 & 6 \ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix}$$

一些人会写成 M[1:3][0:2], 此时将得到非预期结果:

```
>>> M[1:3][0:2]
Tensor([[4 5 6]
[7 8 9]], dtype=int32, device=xpux:0)
```

这是因为[]操作是顺序进行解释的,它背后的逻辑顺序是:

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix}_{\downarrow 1:3} = \begin{bmatrix} 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix}_{\downarrow 0:2} = \begin{bmatrix} 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix}$$

```
>>> T = M[1:3]

>>> T

Tensor([[4 5 6]

[7 8 9]], dtype=int32, device=xpux:0)

>>> T[0:2]

Tensor([[4 5 6]

[7 8 9]], dtype=int32, device=xpux:0)
```

### ▲ 警告

由于切片操作并不会降低维度,所以上面的写法等于每次都在 axis=0 进行切片。

### 🚯 参见

如果你不清楚 axis 的概念,可以参考 Tensor 的轴。

正确的做法是像 在多个维度进行索引 一样,使用,对维度进行区分:

```
>>> M[1:3, 0:2]
Tensor([[4 5]
[7 8]], dtype=int32, device=xpux:0)
```

可以理解成在第0轴使用1:3切片,在第1轴使用0:2切片,求它们的交集:

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix}_{\downarrow 1:3} \cap \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix}_{\stackrel{02}{\rightarrow}} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix}$$

推广到一般情况,在访问 n 维 Tensor (假定为 T )的特定部分的元素时,要求使用如下语法:

$$T_{[s_1,s_2\dots s_n]}$$

即我们要提供  $s_1, s_2, \ldots, s_n$ 共 n 个切片,每个切片针对特定第维度。

如果提供的切片个数不足 n,则需要了解 多维索引的缺省情况。

# ① 注解

多维切片时, x[obj]内部的obj由给定的不同维度的切片组成。

# 🚹 参见

- 对于 ndim 特别大的 Tensor(假设超过 1000 维),有些时候我们只想对某一个轴进行索引,或进行特定操作,此时我们可以使用 gather 或 scatter
- 这两个方法分别对应于 <u>numpy.take\_along\_axis</u> 和 <u>numpy.put\_along\_axis</u>

# 多维切片时使用省略符号

在对 Tensor 进行多维切片时,允许对部分不做切片的维度进行省略(Ellipsis)表示。 它的正确写法是三个英语句号 ... 而不是 Unicode 码位 U+2026 表示的半个省略号 ... . Python 解析器会将 ... . 看作是一个符号,就像 start:end:step 符号可以表示切片对象一样,省略符号其实是 Ellipsis 对象的别名,用于尽可能地在该位置插入尽可能多的完整切片:以将切片语法拓展到所有维度。

举个例子, 如果 T 是一个 4 维 Tensor, 那么则有:

- T[i, ...] 是 T[i, :, :, :] 的缩写;
- T[..., i] 是 T[:, :, :, i] 的缩写;
- T[i, ..., j] 是 T[i, :, :, j] 的缩写。

# 多维索引的缺省情况

如果索引一个多维 Tensor 时给定的索引数少于实际的维数 ndim, 将得到一个子 Tensor:

```
>>> M[2]
Tensor([7 8 9], dtype=int32, device=xpux:0)
>>> M[2,:]
Tensor([7 8 9], dtype=int32, device=xpux:0)
>>> M[:,2]
Tensor([3 6 9], dtype=int32, device=xpux:0)
```

- 此时其它维度的元素将被完整地保留,等同于使用:作为缺省维度的默认索引;
- 根据给定的明确索引数,得到的子 Tensor 维度个数将对应地减少。

# 高级索引方式

# 🕕 参见

参考 <u>NumPy Advanced Indexing</u>.

上一页 Rank, Axes 与 Shape 属性

下一页 Tensor **数据类型**