

### 3 自动求导

LibTorch 简单教程

2025-12-01

# 目录

<b>1 计算图</b>	<b>3</b>
1.1 创建计算图 . . . . .	3
1.2 节点 . . . . .	3
1.3 静态图和动态图 . . . . .	3
<b>2 自动求导函数</b>	<b>3</b>
2.1 Tensor::backward() . . . . .	3
2.2 torch::autograd::grad() . . . . .	4
2.3 torch::autograd::function::Function< > . . . . .	4
2.4 计算图与自动求导的关系和注意事项 . . . . .	5

# 1 计算图

## 1.1 创建计算图

假设有一个运算表达式:  $f(x, y) = (x + y)(y + 1)$ , 要对  $x$  和  $y$  分别求偏导数。这是一个多元函数, 我们可以把计算过程用图表示出来, 这个图就称为计算图。在代码中, 张量经过任何“可微分”的运算后, 张量和“运算”都会被记录在这个图中, 运算结束后图就创建成功了。有了这个图, 我们就可以实现自动求导。自动求导函数会依赖已存在的计算图求解梯度, 并且结束后默认销毁这里创建的计算图。

## 1.2 节点

计算过程中, 类比多元函数的自变量(叶子节点)和中间变量(非叶子节点), 有的张量是被其他张量计算出来的临时变量, 这种叫非叶子节点。不由任何张量计算而来, 直接存在的叫叶子节点。在计算图中, 要重点注意张量的这些属性: 是否叶子、是否需要梯度、梯度值、梯度函数。它们可以由这些函数获取: `[Tensor::is_leaf()]`、`[Tensor::requires_grad()]`、`[Tensor::grad()]`、`[Tensor::grad_fn()]`。由叶子节点计算出的节点默认需要梯度。

## 1.3 静态图和动态图

PyTorch 是动态图, 具有容易理解, 灵活的特点。

# 2 自动求导函数

自动求导常用的 API 有 2 个函数、1 个类: `[torch::autograd::backward()]`、`[torch::autograd::grad()]`、`[torch::autograd::function::Function< >]`。这些是原始的 API, 我们一般使用 `[Tensor::backward()]` 函数完成反向求导。

## 2.1 Tensor::backward()

函数介绍如下: 原型

```
inline void Tensor::backward( const Tensor &gradient = {},
    std::optional<bool> retain_graph = std::nullopt,
    bool create_graph = false,
    std::optional<TensorList> inputs = std::nullopt ) const
```

功能: 自动求解当前标量相对于计算图中所有叶子节点的梯度, 否则要指定 `[gradient]` 参数。它内部会调用 `[torch::autograd::backward()]`。函数会累计(加法)梯度值到叶子节点, 不会自动清零梯度值, 所以训练过程需要手动清零梯度值。

参数: 一共有四个

- `gradient` 非标量时, 这个函数会计算雅可比向量积, 这个参数接收雅可比矩阵, 描述分量的上游梯度关系。当前张量非标量, 必须指定某种运算关系, 把分量规约为新的标量, 新标量对分量的梯度矩阵就是这个参数, 也称为上游梯度。

- `retain_graph` 这个函数求导时，依赖已经存在的计算图，求导结束后，会默认销毁该计算图。设置 `retain_graph=true` 即可保留，方便重复使用。
- `create_graph` 求出来的梯度是一个张量，它也是被运算出来的，那么就会创建另一张计算图描述梯度和自变量的关系。设置 `create_graph=true` 即可保留，方便高阶求导。
- `inputs` 我们一般用不到，在 API 页面有说明。

返回值: void

## 2.2 torch::autograd::grad()

函数介绍如下：原型

```
variable_list torch::autograd::grad(const variable_list &outputs,
                                     const variable_list &inputs,
                                     const variable_list &grad_outputs = {},
                                     std::optional<bool> retain_graph = std::nullopt,
                                     bool create_graph = false,
                                     bool allow_unused = false)
```

功能：不累计梯度，仅仅计算并返回梯度值。

参数：

- `outputs`
- `inputs`
- `grad_outputs`
- `retain_graph` 同上
- `create_graph` 同上
- `allow_unused`

返回值： `variable_list` 类型，可以用 `torch::Tensor` 接收。返回梯度值。

`retain_graph` 和 `create_graph` 参数的区别是前者控制函数计算图，后者控制梯度计算图，联系是后者利用前者完成创建，创建后两个图就互相独立，销毁与否都不影响对方。

还可以局部控制计算图搭建过程的临时变量是否保存。使用 `torch::no_grad()` 函数。

## 2.3 torch::autograd::function::Function< >

这是一个模板类。如果我们有额外需求的计算，可以自定义类，公有继承它，重写 `forward()` 和 `backward()` 函数，这样自定义运算就变成“可微分运算”了，计算图就能记录此运算，方便自动求导。使用方法在官方仓库中有例子。

## 2.4 计算图与自动求导的关系和注意事项

计算图是由张量计算过程中自动创建的，自动求导函数只是使用现成的计算图，不会创建新的“函数计算图”，而且还会默认销毁这个图。

根据计算图的原理，假设我们已经得到最终变量，下一语句要求导了，在这两语句之间，不可以改变任何图内变量，才能保证结果正确。如果某个变量被改变，计算图会记录改变后的值，导致结果错误。如果想要修改，使用`Tensor::detach()`把变量剥离计算图，得到数据引用，和原变量共享同一块内存，再修改则不会破坏计算图。