

torch 笔记

徐世桐

1 import

`conda list -e > mlenv.txt` 输出 conda environment

```
from torch import nn, optim
```

```
import torch.nn.functional as F
```

```
from torchvision import models, transforms, utils.make_grid
```

```
from PIL import Image
```

```
from numpy.random import default_rng
```

```
from transformers import RobertaTokenizer import 自定义函数
```

python_file: 调用 import 的 python 文件

程序 path: python_file 的文件夹 path

运行 path: 执行 `python python_file` 时终端所在的 path

import path: 被 import 的程序 path (包含文件名)

1. 当程序 path 和运行 path 相同

```
from directory. ... .python_file import func
```

2. 当程序 path 和运行 path 不同时

```
import sys
```

```
sys.path.append(PATH1)
```

```
from PATH2 import func
```

保证 `PATH1 + PATH2 = import path` 即可

`sys.path` 中已包含程序 path, 但不可使用 `import ..path` 得到 不为程序 path 子文件夹内 的程序

3. 在 jupyter-notebook 中运行时

方法 1: 2. 中 path 需包含至运行 path 最底文件夹位置

方法 2: 代码同 2. 在 import 中的 path 每一文件夹下创建空 `__init__.py` 文件, 重启 jupyter kernel 后运行

得到运行 path:

```
import os
```

```
path = os.path.abspath(os.path.join('.'))
```

得到现有 sys path:

```
import sys
```

```
path = sys.path
```

import path: 作用为在每一 sys.path 后连接 path

2 tensor 使用 GPU

```
if torch.cuda.is_available():
```

```
dev = "cuda:0"
```

```
else:
```

```
dev = "cpu"
```

```
device = torch.device(dev)
```

得到 device 数据类型, 定义使用 CPU 或使用哪一 GPU

```
Tensor.get_device()
```

查看张量存在的 CPU/GPU

3 tensor 数据类型

```
torch.arange
```

`torch.arange(a)` 得到 `Tensor[0, 1, ..., [a]]`

`torch.arange(a, b)` 得到 `Tensor[a, a + 1, ..., a + n]`, n 为整数且 $a + n < b$

`torch.arange(a, b, c)` 得到 `Tensor[a, a + c, ..., a + nc]`, n 为整数且 $a + nc < b$

`torch.arange(..., requires_grad=True)` 分配空间记录斜率, 同 mxnet 的 `attach_grad()`

`torch.arange(..., device=device 数据类型)` 将张量分配进指定 CPU/GPU

```
torch.tensor([], REQUIRES_GRAD, DEVICE)
```

通过 python 数组创建 Tensor

`REQUIRES_GRAD = True` 分配空间记录斜率

`DEVICE = device 数据类型` 将张量分配进指定 CPU/GPU

```
torch.numpy()
```

 得到 numpy array

```
torch.tolist()
```

 得到 python 数组

```
Torch.item()
```

 当张量中仅有一个元素, 得到此元素

```
torch.from_numpy(NDArray)
```

 从 NDArray 创建 Tensor

```
torch.mm(Tensor, Tensor)
```

 矩阵 向量或矩阵 矩阵乘法

```
torch.bmm(Tensor, Tensor)
```

 张量最后两维进行矩阵乘法, 其余维长度必须相等

```
torch.matmul(Tensor, Tensor)
```

任意张量间乘法

张量间乘法: 两张量最后两维符合矩阵乘法, 高维使用广播机制广播矩阵

```
+-*/
```

同 NDArray 使用广播机制

广播机制要求: 形状从最后一维开始, 每一维元素/张量个数相同 或 其中一个数为 1

```
torch.sum(Tensor, *DIM)
```

 将某一纬度一下的值求和

```
torch.max(Tensor, *DIM)
```

当没有指定维度 DIM, 求所有 Tensor 元素最大值

当给定纬度 DIM, 返回 (Tensor 1, Tensor 2) 元组。第一张量为给定维度最大元素, 第二张量为给定维度最大元素 index

```
Tensor[:, ..., None]
```

'[]' 中前 n 位置为 ':', 则在第 n 至 第 $n+1$ 维间插入一维

则形状由 $(s_1, \dots, s_n, s_{n+1}, \dots)$ 转为 $(s_1, \dots, s_n, 1, s_{n+1}, \dots)$

可使用多个 None 加入多个 1 元素维

`Tensor.unsqueeze(dim*)`

在第 $\text{dim}-1$ 至 dim 维加入一维, 同 `Tensor[:, *dim], None]`

`Tensor.squeeze(dim)`

若第 dim 维为 1 元素维 (即 `Tensor.shape[dim] == 1`), 则删除此维。

若 dim 为 None, 则将所有 1 元素维删除

`Tensor.reshape()` 改变形状, 新形状元素数必须等于输入元素数

`Tensor.permute(SHAPE)` 等同 mxnet 的 `transpose`, 更改纬度顺序

`Tensor.transpose(dim0, dim1)` 交换两个纬度

`Tensor.masked_fill(MASK_Tensor, VALUE)`

根据 MASK_Tensor 中 True 值的位置将 Tensor 中对应位置设为 VALUE

MASK_Tensor 为 Boolean tensor, VALUE 为标量

`torch.vstack([Tensor, Tensor, ...])` 在第 0 维方向连接张量, (对矩阵即在竖直方向上连接)

`torch.hstack([Tensor, Tensor, ...])` 在第 1 维方向连接张量, (对矩阵即在水平方向上连接)

即 `vstack` 的形状第 0 位置值可不同, `hstack` 形状第 1 位置可不同

在循环中加入行得到张量, 初始化张量为 `torch.tensor([]).reshape(..., 0, ...)`

`Tensor.nonzero()` 得到一 list 的 index 向量 $\{v_i\}$, $Tensor[v_i]$ 为非零值

`Tensor.to(device, NON-BLOCKING)`

将张量分配进指定 CPU/GPU

NON-BLOCKING 为 true 时此步不 synchronize, 新 device 得到部分数据即开始下一步计算。默认为 false

`Tensor = Tensor.type(torch.float64) Np.astype('float')` 转换类型

`F.one_hot(Tensor, NUM_CLASS)`

将 Tensor 中每一元素转为 NUM_CLASS 长度的 onehot 向量, NUM_CLASS 默认为 Tensor 中最大值

`torch.normal(MEAN, STD, SIZE*)`

`size=(x_1, x_2, \dots)` 限定输出张量形状

`mean=Tensor, std=Tensor/const` 当没有限定 size 时 mean 必为 float Tensor, 形状和输出形状相同。

`mean=Tensor/const, std=Tensor/const` 当限定 size 后 mean, std 可为 const 或单个值的 Tensor

`torch.rand(SIZE*)`

得到 SIZE 形状的随机数张量, 每一元素 $\in [0, 1)$ 。SIZE 无定义则得到 const 随机数

代替 `torch.uniform` 功能

`dataset = torch.utils.data.TensorDataset(样本 Tensor, 标签 Tensor)`

`dataiter = torch.utils.data.DataLoader(dataset, batch_size= 批量大小, shuffle=True)`

使用 torch 进行批量迭代

dataiter 输出的 feature, label 使用的 CPU/GPU 和样本 Tensor, 标签 Tensor 使用的 CPU/GPU 分别对应

`torch.save(Tensor, ' 文件名')` 文件中保存一张量

`Tensor = torch.load(' 文件名')` 读取文件中张量

`torch.save({"model": net, "loss": ...}, ' 文件名')` 保存一 checkpoint

`checkpoint = torch.load(' 文件名')` 读取一 checkpoint

`model.load_state_dict(checkpoint['model'].state_dict())` 从 checkpoint 中读取参数

`torch.cuda.synchronize()`

等待所有 GPU 异步计算结束, 打印结果同样等待异步计算

若两计算操作处在不同 device 上, 且没有相互依靠关系/没有等待异步结果分隔, 则并行两 device 计算

当一计算 b 需要另一计算 a 结果, 则每当 a 得出结果部分, b 即开始处理, 无需等待 a 输出所有结果才开始 b

`random_generator = default_rng()`

`shuffled_index = random_generator.permutation(列表大小)`

得到乱序 index 列表

4 torch 神经网络

`net = nn.Sequential()`

神经网络定义: `net.add_module(' 层名', 层)`

层定义:

`nn.Linear(输入节点数, 输出节点数)` 定义全连接层

当全连接层输入为 2 维以上的张量时, 全连接层仅对最低维操作。即最低维元素数同输入节点数可使用层直接进行前向计算, 训练函数中使用 `[layer.weight, net.bias]` 传入参数

前向计算为 $(|B|, \text{特征数})$ 和 权重 矩阵相乘

使用 GPU 时层定义后需加 `.to(device)`, 并不可以使用 `device=` 赋 GPU

`net.weight/bias.data.fill_(值)` 对层中所有权重/偏差赋同一值

`net.weight/bias = nn.Parameter(Tensor)` 将参数初始化为指定张量, 参数参与反向传播, 作为 `.parameters()` 的输出之一

`net.weight/bias = nn.ModuleList([nn.Module])` 参数初始化为一列表的 module, 参数参与反向传播

`nn.init.xavier_uniform_(net.weight/.bias)` 对层中所有权重/偏差使用 xavier 初始化

`nn.init.normal_(net.weight/.bias, MEAN, STD)` 对层使用 normal 初始化

`def init_func(layer):`

`if isinstance(layer, nn.Linear):`

`// 根据上一条笔记更新 layer 的参数`

`net.apply(init_func)` // 对每一层参数初始化权重 偏差

`embedding = nn.Embedding(NUM_EMBEDDINGS, EMBEDDING_DIM)`

参数形状 $(\text{NUM_EMBEDDINGS}, \text{EMBEDDING_DIM})$

输入为行向量 index , $\text{index} \in [0, \text{NUM_EMBEDDINGS})$, 非 onehot 向量。输出对应行向量。

`rnn = nn.RNN(...)`

INPUT_SIZE: 一样本特征数

HIDDEN_SIZE: RNN 隐藏层 neuron 数

NUM_LAYERS: RNN 隐藏层数, 每层隐藏层都有 HIDDEN_SIZE neuron。default 1

NONLINEARITY: 激活函数, 可 'relu' 或 'tanh' 字符创。default 为 'tanh'

BIAS: hidden 计算中是否使用 b_x 和 b_h 。default 为 true

BATCH_FIRST: false 时输入 X 为 (时间步数, 批量大小, 特征数), true 时 X 为 (批量大小, 时间步数, 特征数)。default 为 false

DROPOUT: 定义每一隐藏层后 dropout 层的几率, default 为 0。即不使用 dropout

BIDIRECTIONAL: 是否为双向神经网络, default 为 false

rnn 不可用.weight/.bias 取参数

rnn(X, H)

计算 $H, H_n = \sigma(XW_{xh} + b_x + H_nW_{hh} + b_h)$

X 形状见 RNN BATCH_SIZE 变量说明

H 形状 (隐藏层数, 时间步数, 每层 neuron 数, 特征数)。双向 RNN 中第一维值 $\times 2$

H_n 为所有隐藏层的输出,

输出仅为隐藏状态, 不包含全连接层计算

H 为参与最后全连接层计算的输出, 即所有时间步的隐藏状态。

H_n 为参与下一次计算的隐藏状态张量, 即最后一时间步的隐藏状态, 与 H 中最后一张量相同

loss

= nn.MSELoss(REDUCTION*) 平方代价函数

REDUCTION = 'none' | 'mean' | 'sum' 得到每一样本代价值向量 | 得到平均代价 | 得到代
价和。默认为 'mean'

= nn.CrossEntropyLoss() catagorical 交叉熵损失函数, 已经包含 softmax 计算

= nn.BCELoss() 二元交叉熵损失函数

= nn.BCEWithLogitsLoss() 包含 sigmoid 的二元交叉熵损失函数, 数值稳定性更高

trainer

= optim.SGD(net.parameters(), lr= 学习率) SGD 迭代函数

= optim.Adam(net.parameters(), lr= 学习率) Adam-SGD 迭代

trainer.step() 进行迭代

每一迭代中 trainer.grad_zero() 清零斜率, 否则训练斜率为随机值, 代价值在某一高值波动

net.parameters() 得到权重

list(net.parameters()) 得到 param 类型数组, 包含 [第一层权重, 第一层偏差, ..., 最后一
层参数]

param 类型数组.data 得到参数张量

param 类型数组.name 得到所属层名, 可为空

loss(y_hat, y).backward() 得到代价函数值, 求导

不会调用 .sum() 或 .mean(), 求和方法在 loss 函数中定义

对同一网络的输出调用多次 backward 会将斜率叠加, 不会覆盖斜率

Tensor.detach()

当此 Tensor 作为另一神经网络输入时, detach 导致此张量不参与反向传播。即不对此张量和得到此
张量的计算求导

Tensor.require_grad=False

前向计算中仍记录数值用于反向计算，但调用 `step()` 不会更新参数

```
class out_image(nn.Module):
```

```
    def __init__(self):
```

```
        super().__init__()
```

```
    def forward(self, x):
```

```
        自定义神经网络
```

`net = models.NET_NAME(pretrained=True)` 得到预训练的神经网络

在多个 GPU 上训练神经网络

方法 1: network partition: 将网络按深度分配在多个 GPU 上

方法 2: layer-wise partition: 按通道分配在多 GPU, AlexNet 即此方法。

需要 synchronize 前一层结果，比方法 1 传输更多数据。时间 complexity 更高

方法 3: data partition: 不同 GPU 训练不同 batch 数据，分别反向传播。

得到斜率后求平均，传入每一 GPU。每一 GPU 内模型迭代使用同一平均斜率

简单但无法训练更大模型

`torch.cuda.device_count()` 得到可用 gpu 数量 `i`, `cuda:0-cuda:(i-1)` 共 `i` 个 gpu 全部可用

`net = nn.DataParallel(net, device_ids=DEVICES)` DEVICES 为一 list 的 `torch.device`

`net(X.to(DEVICE))` 计算时只需将数据放在同一类型 (cpu/gpu) device 上即可, `nn.DataParallel`

自动将数据分段

实现: ring synchronization

gpu 间连接为 ring topology

合并斜率时每一 gpu 同时向下一 gpu 传输自身斜率。进行 $n-1$ 次传输后所有 gpu 得到其余所有 gpu 参数

RoI

```
torchvision.ops.roi_pool(X, rois, output_size=(2, 2), spatial_scale=0.1)
```

`X` 为特征图，形状 (batch_num, channel, h, w)

`rois`:

为一列表 (4,) 形状 tensor，则每一 tensor 对一样本所有通道的矩阵 RoI

令 tensor 为 (x_1, y_1, x_2, y_2)

$([x_1s..y_1s] : [x_2s..y_2s])$ 二维区间的矩阵值为此 RoI 考虑区域，区域被平分为 $n \times m$ 子区间，分割子区间的边界向上取整

x 对应矩阵维度 1, y 对应矩阵维度 0

为一 (n, 5) 形状 tensor，每一 tensor 第一元素定义对哪一样本所有通道 RoI，随后元素使用同 (4,) 形状 tensor

`output_size`: 每一矩阵 RoI 后形状 (n, m)

`spatial_scale s`: 每一 rois 中元素乘此标量，得到分割输入矩阵的 **index**

RoI 不改变通道数

tokenizer

`tokenizer = RobertaTokenizer.from_pretrained(文件名, local_files_only=True)` 得到本地 RoBERT tokenizer

`tokenizer = RobertaTokenizer.from_pretrained(文件名)` 从 huggingface 下载 tokenizer，文件名需和 <https://huggingface.co/models> 中一模型名称对应

tokenizer.save_pretrained(文件名) 保存 huggingface 的 tokenizer
 tokenizer(String, return_tensors, padding, truncation, max_length) 返回 dict (文本 index 列表, mask)
 return_tensors="pt" 返回列表格式为 tensor
 padding=True truncation=True 固定 encode 后 index 长度为 max_length
 tokenizer.decode(文本 index 列表) 返回 string

5 读取图像

image = Image.open(' 图像路径')

得到图片, 显示图片直接调取 image.show(), 显示结果不阻断 python 程序。

transform = transforms.Compose([trans1, trnas2, ...])

合并多个对图像的变换

transforms.Resize(图片形状) 缩放图片

transforms.ToTensor() 图片变为张量

transforms.Normalize(MEAN, STD) 对图片的张量输入, 求标准化。MEAN, STD 可为张量

内部实现: 对 RGB 3 通道上的像素分别使用 (3,) 形状的 MEAN, STD 值求标准化

transform(image) 使用 transform

显示图片

image = transforms.ToPILImage()(image_tensor)

image.show()

plt.figure((h, w)) 限制每一子图大小

或使用自定义包, 支持反标准化

import sys

sys.path.append('../machine_learning/')

from utils.functions import show_tensor_image, un_normalize_image

show_tensor_image(un_normalize_image(image.reshape((3, height, width)), image_mean, image_std))

显示多行图片, 图片大小相同

grids = make_grid([Tensor], nrow, padding)

plt.imshow(grids.permute((1, 2, 0)))

plt.show()

nrow 定义一行图片个数

padding 定义连接 2 图像时间隔像素数

make_grid 得到 (n, c, h, w) 形状张量, 即 n 张图片, 每一图使用 c 通道。返回将所有图片连接结果, 形状为 (3, h', w')

并行显示图片, 图片大小可不同

plt.subplot(abc)

plt.plot

共 a 行 b 列, 在第 c 图片位置画图

或:

```
fig, axarr = plt.subplots(a, b, figsize=(h, w))  
fig.suptitle(TITLE) 设置图片标题  
axarr[i, j].imshow(Tensor) 填充图片信息
```

6 常见错误

调用 `trainer.zero_grad()`

否则参数代价值高，并迭代后不下降

使用网络层作为权重，不参与斜率计算时 调用 `layer.requires_grad_(False)`

否则调用 `loss.backward()` 时提示需要 `retain_graph=True`，由于反向传播在错误的试图更新网络权重

`transforms.ToPILImage()` 不保证像素值在 `[0,1]` 区间,需调用 `image_tensor.clamp(min=0, max=1)`

`d2lzh` 自动对图像做 `clip`，保证值在 `[0,1]` 区间

否则图像中包含突出像素点，如红 紫 蓝像素。

循环中更改 `Tensor` 值并将 `Tensor` 加入数组，使用 `Tensor.clone()` 复制斜率

否则下一迭代可能更改上一迭代已经加入数组的张量

前向计算中不能调用 `Tensor.detach()`

否则此项无法求斜率，无法进行迭代

`retain_graph=True`

当一次前向计算保存的记录需要被再次使用，设置 `retain_graph=True`

由于调用 `.backward()` 后前向传播记录被清空