赞同 47

分享



# PyTorch简明笔记[3]-神经网络的基本组件 (Layers、functions)



蝈蝈

深度学习小学生, NLP爱好者。个人分享公众号: SimpleAl

关注他

47 人赞同了该文章



不断地被人安利PyTorch,终于忍不住诱惑决定入坑了。

当我翻看PyTorch官网的时候,一下子就爱上了它那清晰的文档和友好的入门指南。所以决定好好地系统性地把PyTorch学一学。所以,记一份适合自己的更加清晰简明的笔记,把基础打牢固,就很有必要了。

这份笔记的目的,主要是**方便随时查阅**,不必去看详细的冗长的原始文档。也方便跟我一样的小白可以**迅速入门,快速实践**。同时,我来记录笔记的过程中,也会**补充深度学习相关的知识**,在学习PyTorch框架的时候,也学习/复习深度学习。

本篇是PyTorch简明笔记第[3]篇.

### 前言:

PyTorch的 torch.nn 中包含了各种神经网络层、激活函数、损失函数等等的类。我们通过 torch.nn 来创建对象,搭建网络。

PyTorch中还有 torch.nn.functional , 让我们可以通过调用函数的方式,来直接搭建网络,而不用像 torch.nn 一样要先创建对象。

我们可以按照自己的习惯,结合上面两种方法,来搭建网络。

一般情况下,对于像Conv层这种需要定义多个参数的时候,我们采用 torch.nn 的方式比较方便,而对于参数比较少的,或者不用设置参数的,尤其是一些函数,我们就可以采用 torch.nn.functional 来定义。一般我们 import torch.nn.functional as F ,这样后面写起来方便一些。

torch.nn.Module 是所有神经网络模型的基本类 (basic class) ,所有的模型都应该是它的子类。

# 知乎

# 调用nn.Module的初始化方法



赞同 47



```
super(Model, self).__init__() # 添加该模型的自定义初始化(主要是定义神经网约 self.conv1 = nn.Conv2d(1, 20, 5) self.conv2 = nn.Conv2d(20, 20, 5) # 定义模式的输出是怎么计算的 # (主要写各层之间通过什么激活函数、池化等等来连接) def forward(self, x):
    x = F.relu(self.conv1(x)) return F.relu(self.conv2(x))
```

通过上面的方式定义了模型类之后,我们就可以使用 nn.Module 内置的 .parameters() 方法来获取模型的参数。我们后面要更新的就是这些参数。

# 一、常用的神经网络层

这里,我们介绍以下几种layers:

- 1. 卷积层-Conv2d
- 2. 全连接层
- 3. 池化层
- 4. Dropout
- 5. BatchNorm

# 1.卷积层 (2D)

#### **CLASS**

torch.nn.Conv2d(in\_channels, out\_channels, kernel\_size, stride=1, padding=0, dilation=1, groups=1, bias=True)

- 注意是个类,要创建对象后再使用。
- 参数中的 kernel\_size , stride , padding , dilation 的值,可以为int , 也可以为tuple。是int的时候,就代表长宽相等。
- Input size为(N,C\_in,H,W);
   Output size为(N,C\_out,H\_out,W\_out).
   其中,N为batch size,即样本数,C为channel数,H为height,W为width。

#### 举例:

```
1 # 16 通道进来,64 通道出去,kernel为3×3,stride为2
2 conv1 = nn.Conv2d(16,64,3,stride=2)
3 # 100个16 通道的32×32数据
4 input_data = torch.rand(100,16,32,32)
5 output_data = conv1(input_data)
6 print(output_data.size())

**DYP @蝈蝈**
**DYP @und**
*
```

## 2.全连接层/线性层

举例:



赞同 47

**才** 分享

```
1 # 全连接层,32个特征输入,128个特征输出。
2 # 相当于一个128个神经元神经网络层
3 fc1 = nn.Linear(32,128)
4 # 100个样本,每个样本有32个特征值
5 input = torch.randn(100,32)
6 output = fc1(input)
7 print(output.size())

torch.Size([100, 128])

知乎@蝈蝈
```

# 3.Pooling (2D) 层

#### 采用CLASS方式

torch.nn.MaxPool2d(kernel\_size, stride=None, padding=0, dilation=1, return\_indices=False, ceil\_mode=False)
torch.nn.AvgPool2d(kernel\_size, stride=None, padding=0, ceil\_mode=False, count\_include\_pad=True)
举例:

```
1 # Maxpooling2D
2 maxpool = nn.MaxPool2d(2,2)
3 input = torch.randn(100,3,64,64)
4 output = maxpool(input)
5 print(output.size())
torch.Size([100, 3, 32, 32]) 知乎@蝈蝈
```

#### 采用Function方式: (似乎更简洁)

**F.avg\_pool2d**(input, kernel\_size, stride=None, padding=0, ceil\_mode=False, count\_include\_pad=True) → Tensor

```
1 # Maxpooling2D
2 input = torch.randn(100,3,64,64)
3 output = F.max_pool2d(input,2,2)
4 print(output.size())

torch.Size([100, 3, 32, 32])

知乎@蝈蝈
```

# 4.Dropout 层

# **CLASS**

torch.nn.Dropout(p=0.5, inplace=False)
torch.nn.Dropout2d(p=0.5, inplace=False)





举例:

# 5.BatchNorm (2D)

#### **CLASS**

torch.nn.BatchNorm2d(num\_features, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True, track\_running\_stats=True)

BN层的主要作用是,通过对数据进行标准化,来加速神经网络的训练。

唯一必须设置的参数 num\_features 要等于输入数据(N,C,H,W)中的C, 就是Channel数。

```
1 # BatchNorm
2 input = torch.randn(100, 64, 128, 128)
3 bn = nn.BatchNorm2d(64)
4 output = bn(input)
5 print(output.size())

torch.Size([100, 64, 128, 128])

知乎@蝈蝈
```

# 二、常用的激活函数

```
采用CLASS方式:
torch.nn.ReLU(inplace=False)
torch.nn.Sigmoid
torch.nn.Tanh
torch.nn.Softmax(dim=None)
这些很简单,就不解释了。举例:
```

```
2 data = torch.randn(10)
 3 output = F.relu(data)
 4 print(data)
 5 print(output)
tensor([-0.0891, 0.7597, -0.0196, -1.7342, 0.3400, -0.4846, -1.7961, -0.4371,
       1.1572, 0.2715])
tensor([0.0000, 0.7597, 0.0000, 0.0000, 0.3400, 0.0000, 0.0000, 0.99。鱼蝇蝇
      0.2715])
```

# 三、损失函数

```
MSE
```

```
torch.nn.MSELoss(size average=None, reduce=None, reduction=' mean')
Cross-Entropy
torch.nn.CrossEntropyLoss(weight=None, size average=None, ignore index=-100,
reduce=None, reduction=' mean' )
用法也很简单,把预测值(input)和标签值(target)扔进去就行:
```

```
2 loss_f = nn.CrossEntropyLoss()
 3 x = torch.randn 8 3, requires_grad=True) # batch size=8, num_class = 3
 4 labels = torch.ones(<mark>8</mark> dtype=torch.long) # 一组 1维 的long类型标签
 5 loss = loss_f(x,labels)
 6 print(loss)
 7 loss.backward()
 8 x.grad
tensor(0.9460, grad_fn=<NllLossBackward>)
  tensor([[ 0.0037, -0.0989, 0.0952],
         [ 0.0230, -0.0347, 0.0117],
          0.0099, -0.0401, 0.0302],
          0.0037, -0.0248, 0.0211],
         [ 0.0669, -0.0923, 0.0254],
          0.0735, -0.0911, 0.0176],
                                                                   知乎 @蝈蝈
          0.0243, -0.0846, 0.0603],
          0.0449, -0.0906, 0.0458]])
```

### 这里对**Cross-entropy的使用有一点需要注意**的地方:

```
Shape:
            Input: (N,C) where C = number of classes, or
                     (N,C,d_1,d_2,...,d_K) with K\geq 2 in the case of K-dimensional
             Target: (N) where each value is 0 \leq \operatorname{targets}[i] \leq C-1, or
                     (N,d_1,d_2,...,d_K) with K\geq 2 in the case of K-dimensional loss.
```

▲ 赞同 47 5 条评论 7 分享 ★ 收藏



比如,我们有5个类别,C=5,那么你给的标签值必须在[0,4]之间,不能取其他的数字。

上面的内容列举了最常见的一些layers和functions。我在举例子的时候,主要是采用 torch.nn 定义Class的方式,无论是layer还是函数,都是先创建对象,在用对象去进行操作。上面写的每一个,其实在 torch.nn.functional 中都有对应,使用起来相当于省掉了创建对象那一步,所以就不赘述了。

下一篇笔记记录如何使用上面的这些组件,去搭建神经网络,做一个图片分类模型。

往期PyTorch系列笔记:

PyTorch简明笔记[1]-Tensor的初始化和基本操作 PyTorch简明笔记[2]-Tensor的自动求导(AoutoGrad)

发布于 2018-12-10

PyTorch 深度学习 (Deep Learning) TensorFlow

#### 文章被以下专栏收录



#### DeepLearning学习笔记

Andrew Ng的大型深度学习课程笔记,我将一点点认真地写下我的个人理解的笔记,...

关注专栏



#### 机器学习算法与自然语言处理

公众号[自然语言处理与机器学习] 微信号yizhennotes

关注专栏

#### 推荐阅读



