

完整的模型训练套路

2025年12月2日 21:44

Python

```
# 你的代码 (在第 25 行) :
super().__init__(self) #super(Net, self).__init__()

💡 诊断：为什么会多出一个参数？
1. Python 类的调用机制：当你执行 model = Net() 时：
   - Python 会自动调用 Net 类的 __init__ 方法。
   - 它会将新创建的实例对象作为第一个参数传递给 __init__，这个参数就是 self。
   - 所以，Net.__init__ 接收了参数 self。
2. super() 的正确用法：
   - super().__init__() 会自动将当前实例（即 self）传递给父类 (torch.nn.Module) 的 __init__ 方法。
   - 你不需要再手动将 self 传一次。
当你写成 super().__init__(self) 时，实际上你是在告诉 Python：请将 self 这个参数作为第二个位置参数传给父类的构造函数（因为第一个参数 self 已经隐式传递了）。
   - torch.nn.Module's __init__ 不接受任何参数（除了隐式的 self）。
   - 你传入了 self，导致它收到了两个参数（隐式的 self 和你显式传入的 self），所以它报错说：“我只需要 1 个参数（隐式的 self），但你给了我 2 个！”
```

```
47
48     def forward(self, x):
49         return self.model(x)
50
51     if __name__ == '__main__':
52         model = Net()
53         input = torch.ones(64, 3, 32, 32)
54         output = model(input)
55         print(output)
56
57
58
```

```
#准备数据集 需要使用到官方提供的数据集, 先引入torch visio
import torch
import torchvision
from torch import nn
from torch.utils.data import DataLoader
```

有时候 pycharm自动引入的是错误的，报错时，要注意排查

complete training process.py × model.py

```
1 #准备数据集 需要使用到官方提供的数据集, 先引入torch visio
2 import torchvision
3
4 from torch.utils.data import DataLoader
5
6 from model import *
7 #训练数据
8 train_dataset = torchvision.datasets.CIFAR10(
9 #测试数据
```

在完整的训练过程中
最好把模型文件和训练文件分开单独放

最后再在训练文件中把模型引入

```
#/usr/local/lib/python3.7
learning_rate = 0.01 #----1e-2
optimizer = torch.optim.SGD(model.parameters(), lr=learning_rate)#---随

#设置训练网络的参数
# 记录训练的步数
total_train_step = 0
total_test_step = 0
#训练的轮数
epoch = 100

for i in range(epoch):
    print('-----第{}轮训练开始-----'.format(i+1))
```

把需要用到数字的地方，都先定义好

1. 主体：你搭建的 Net 网络框架

你通过 `self.model = nn.Sequential(...)` 定义了一系列具体的层 (`nn.Conv2d`, `nn.Linear` 等)。

- 当你在 `Net` 类的 `__init__` 方法中实例化这些层时，例如 `nn.Conv2d(...)`，这些层内部就立刻创建了它们自己的可训练参数 (权重 W 和偏置 b)。
- 这些参数 (W, b) 是以 `torch.nn.Parameter` 对象的形式存在的。

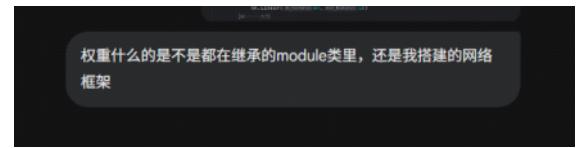
所以，从物理上看，权重是存在于你定义的 `Net` 实例的各个子模块 (`self.model` 里的每个 `Conv2d` 和 `Linear`) 内部的。

2. 桥梁：继承的 `nn.Module` 父类

`nn.Module` 类是 PyTorch 中所有神经网络层的基类 (Base Class)，它提供了管理参数和计算的功能。

`nn.Module` 的核心作用在于：

- 自动注册 (Registration)**：当你在 `__init__` 中将一个 `nn.Module` 子类 (如 `nn.Conv2d` 或 `nn.Linear`) 赋值给 `self` 的一个属性时 (例如 `self.model`)，`nn.Module` 的底层机制就会自动“发现”这个子模块及其包含的所有参数。
- 参数收集**：正是由于 `nn.Module` 提供的这个机制，当你调用 `model.parameters()` 时，它能递归地遍历你整个 `Net` 模型 (包括 `self.model` 里面的所有层)，然后把所有可训练的权重和偏置都收集起来，返回给优化器。



```

output = model(img)
loss = loss_fn(output,target)#损失函数，输出的结果 与 预期的标签
#优化前梯度清零
optimizer.zero_grad()
loss.backward()
optimizer.step()#----优化-----
total_train_step += 1 #记录步数
if total_train_step % 100 == 0:#----不需要每次都打印
    print('训练次数: {}, loss: {}'.format(args.total_train_step,loss.item()))
    writer.add_scalar(tag='train_loss',loss.item(),total_train_step)

#进行测试\
total_test_loss = 0
with torch.no_grad():#----测试不需要梯度
    for img ,target in test_loader:
        output = model(img)
        loss = loss_fn(output,target)
        total_test_loss += loss.item()
print('整体测试集的loss: {}'.format(total_test_loss))#---每一轮 total_test_loss都会清零，不需要再除总数
writer.add_scalar(tag='test_loss',total_test_loss,total_test_step)#--total_test_step要加一
total_test_loss += 1

```

在循环内打印，就在循环内加

在循环外打印，就在循环外加

虽然能看到loss是下降的
但不能很好地判断模型训练效果到底怎么样

如何反映正确率



```

pytorch-tutorial ~/pytorch-tutorial
├── data
├── imgs
├── logs
├── logs_maxpool
├── logs_relu
├── logs_seq
└── logs_train
└── notes
└── src
    ├── dataloader.py
    ├── model.py
    ├── model_load.py
    ├── model_pretrained.py
    ├── model_save.py
    ├── nn_conv.py
    ├── nn_conv2d.py
    └── nn_linear.py
    └── nn_loss.py

```

```

# -*- coding: utf-8 -*-
# 作者: 小土堆
# 公众号: 土堆碎念
import torch
outputs = torch.tensor([[0.1, 0.2],
                       [0.3, 0.4]])
print(outputs.argmax(1))
preds = outputs.argmax(1)
targets = torch.tensor([0, 1])
print(preds == targets).sum()

```

```

Preds = [1]
[1]

Inputs target = [0][1]

Preds == inputs target      和预期比较一下，相等是true，不等是false

[fals, true].sum() = 1    求和，然后再除以总输入个数，即可得到概率

```

```

# -*- coding: utf-8 -*-
# 作者: 小土地
# 公号: 土堆碎念
import torch

outputs = torch.tensor([[0.1, 0.2],
                       [0.3, 0.4]])

print(outputs.argmax(1))
preds = outputs.argmax(1)
targets = torch.tensor([0, 1])
print((preds == targets).sum())

```

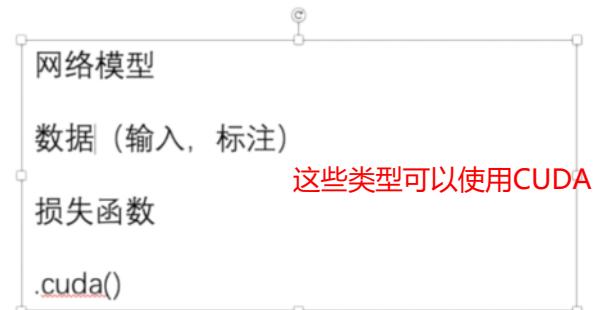
```

#训练开始
model.train()
for img ,target in train_loader:
    output = model(img)
    loss = loss_fn(output,target)#损失函数，输出的结果 与 预期的标签
    #优化前梯度清零
    optimier.zero_grad()
    loss.backward()
    optimier.step()#----优化----
    total_train_step += 1 #记录步数
    if total_train_step % 100 == 0:#----不需要每次都打印
        print('训练次数: {}, loss: {}'.format(*args: total_train_step, loss))
        writer.add_scalar('train_loss', loss.item(), total_train_step)

#进行测试
model.eval() | 
total_test_loss = 0
total_accuracy = 0

```

使用GPU训练



```

#训练开始
model.train()
for img ,target in train_loader:
    img = img.cuda()
    target = target.cuda()
    output = model(img)

#进行测试
model.eval()
total_test_loss = 0
total_accuracy = 0
with torch.no_grad():#----测试不需要梯度
    for img ,target in test_loader:
        img = img.cuda()
        target = target.cuda()
        output = model(img)
        loss = loss_fn(output,target)

```

优化

```

if torch.cuda.is_available():
    img = img.cuda()
    target = target.cuda()

```