总结深度学习PyTorch神经网络箱使用

极市平台 2023-06-17 22:00:37 发表于广东 手机阅读

以下文章来源于计算机视觉联盟 ，作者CVStudy

来源丨计算机视觉联盟

编辑丨极市平台

极市导读

本文介绍了Pytorch神经网络箱的使用，包括核心组件、神经网络实例、构建方法、优化器比较等内容，非常全面。>>加入极市CV技术交流群，走在计算机视觉的最前沿

1 神经网络核心组件

核心组件包括：

1. 层：神经网络的基本结构，将输入张量转换为输出张量
2. 模型：层构成的网络
3. 损失函数：参数学习的目标函数，通过最小化损失函数来学习各种参数
4. 优化器：如何是损失函数最小

多个层链接一起构成模型或者网络，输入数据通过模型产生预测值，预测值和真实值进行比较得到损失只，优化器利用损失值进行更新权重参数，使得损失值越来越小，循环过程，当损失值达到阈值活着的循环次数叨叨指定次数就结束循环。

2 神经网络实例

如果初学者，建议直接看3，避免运行结果有误。

神经网络工具及相互关系

	定义网络层	构建网络	前向传播	反向传播	优化参数
torch.nn	Module — Linear — Conv — norm — *Aative* — Loss	nn.Sequence nn.Modelist nn.ModuleDict	forward Model() Loss()	torch.autograd.backward	torch.optims.step
	functional				
	parallel				
	init				

2.1 背景说明

如何利用神经网络完成对手些数字进行识别?

使用Pytorch内置函数mnist下载数据
利用torchvision对数据进行预处理，调用torch.utils建立一个数据迭代器
可视化源数据
利用nn工具箱构建神经网络模型
实例化模型，定义损失函数及优化器
训练模型
可视化结果

使用2个隐藏层，每层激活函数为ReLU，最后使用torch.max(out,1)找出张量out最大值对索引作为预测值

图片	网络层	网络层	输出out	Max（out,1）

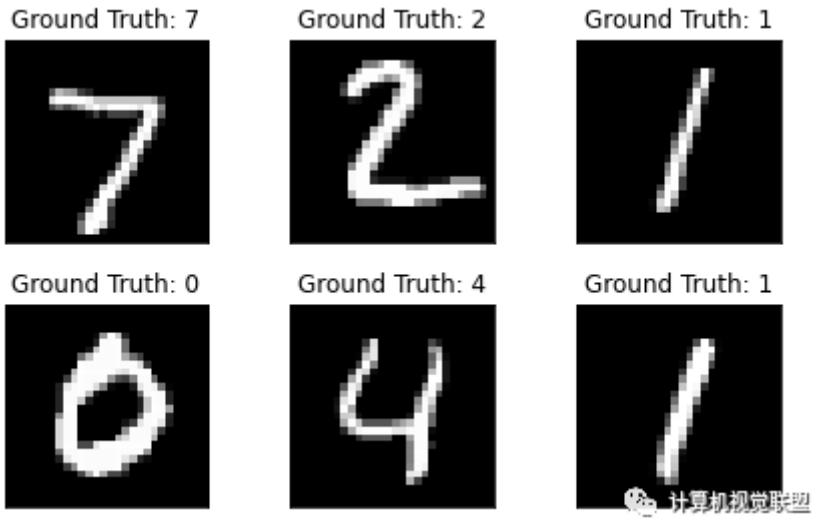
2.2 准备数据

```
## (1) 导入必要的模块
import numpy as np
import torch
# 导入内置的 mnist数据
from torchvision.datasets import mnist
# 导入预处理模块
import torchvision.transforms as transforms
from torch.utils.data import DataLoader
# 导入nn及优化器
import torch.nn.functional as F
import torch.optim as optim
from torch import nn
## (2) 定义一些超参数
train_batch_size = 64
test_batch_size = 128
learning_rate = 0.01
num_epoches = 20
lr = 0.01
momentum = 0.5
## (3) 下载数据并对数据进行预处理
# 定义预处理函数，这些预处理依次放在Compose函数中
transform = transforms.Compose([transforms.ToTensor(),transforms.Normalize([0.
# 下载数据，并对数据进行预处理
train_dataset = mnist.MNIST('./data', train=True, transform=transform, downloa
test_dataset = mnist.MNIST('./data', train=False, transform=transform)
# dataloader是一个可迭代的对象，可以使用迭代器一样使用
train_loader = DataLoader(train_dataset, batch_size=train_batch_size, shuffle='
test_loader = DataLoader(test_dataset, batch_size=test_batch_size, shuffle=Fal
```

```
Downloading http://yann.lecun.com/exdb/mnist/train-images-idx3-ubyte.gz to ./data\MNIST\raw\train-images-idx3-ubyte.gz
100.1%
Extracting ./data\MNIST\raw\train-images-idx3-ubyte.gz to ./data\MNIST\raw
Downloading http://yann.lecun.com/exdb/mnist/train-labels-idx1-ubyte.gz to ./data\MNIST\raw\train-labels-idx1-ubyte.gz
113.5%
Extracting ./data\MNIST\raw\train-labels-idx1-ubyte.gz to ./data\MNIST\raw
Downloading http://yann.lecun.com/exdb/mnist/t10k-images-idx3-ubyte.gz to ./data\MNIST\raw\t10k-images-idx3-ubyte.gz
100.4%
Extracting ./data\MNIST\raw\t10k-images-idx3-ubyte.gz to ./data\MNIST\raw
Downloading http://yann.lecun.com/exdb/mnist/t10k-labels-idx1-ubyte.gz to ./data\MNIST\raw\t10k-labels-idx1-ubyte.gz
180.4%..\torch\csrc\utils\tensor_numpy.cpp:141: UserWarning: The given NumPy array is not writeable, and PyTorch does not support non-writeable tensors. This means you can write to the underlying (supposedly non-writeable) NumPy array using the tensor. You may want to copy the array to protect its data or make it writeable before converting it to a tensor. This type of warning will be suppressed for the rest of this program.
Extracting ./data\MNIST\raw\t10k-labels-idx1-ubyte.gz to ./data\MNIST\raw
Processing...
Done!
```


2.3 可视化数据源

```
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
examples = enumerate(test_loader)
batch_idx, (example_data, example_targets) = next(examples)
fig = plt.figure()
for i in range(6):
  plt.subplot(2,3,i+1)
  plt.tight_layout()
  plt.imshow(example_data[i][0], cmap='gray', interpolation='none')
  plt.title("Ground Truth: {}".format(example_targets[i]))
  plt.xticks([])
  plt.yticks([])
```



2.4 构建模型

```
## （1）构建网络
class Net(nn.Module):
    """
    使用sequential构建网络，Sequential（）函数功能是将网络的层组合一起
    """
    def __init__(self, in_dim, n_hidden_1, n_hidden_2, out_dim):
        super(Net, self).__init__()
        self.layer1 = nn.Sequential(nn.Linear(in_dim, n_hidden_1),nn.BatchNorm
        self.layer2 = nn.Sequential(nn.Linear(n_hidden_1, n_hidden_2),nn.Batch
        self.layer3 = nn.Sequential(nn.Linear(n_hidden_2, out_dim))

    def forward(self, x):
        x = F.relu(self.layer1(x))
        x = F.relu(self.layer2(x))
        x = self.layer3(x)
        return x

## (2)实例化网络
# 检测是否有GPU，有就用，没有就用CPU
device = torch.device("cuda:0" if torch.cuda.if_available else "cpu")
# 实例化网络
model = Net(28*28, 300, 100, 10)
model.to(device)
# 定义损失函数和优化器
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.SGD(model.parameters(), lr=lr, momentum=momentum)
```

2.5 训练模型

```
## 训练模型
# 开始训练
losses = []
acces = []
eval_losses = []
eval_acces = []
print("开始循环，请耐心等待.....")
for epoch in range(num_epoches):
    train_loss = 0
    train_acc = 0
    model.train()
    # 动态修改参数学习率
    if epoch%5==0:
        optimizer.param_groups[0]['lr']*=0.1
    for img, label in train_loader:
        img=img.to(device)
        label = label.to(device)
```

```
        img = img.view(img.size(0), -1)
        # 向前传播
        out = model(img)
        loss = criterion(out, label)
        # 反向传播
        optimizer.zero_grad()
        loss.backward()
        optimizer.step()
        # 记录误差
        train_loss += loss.item()
        # 计算分类的准确率
        _, pred = out.max(1)
        num_correct = (pred == label).sum().item()
        acc = num_correct / img.shape[0]
        train_acc +=acc

    print("第一个循环结束，继续耐心等待....")

    losses.append(train_loss / len(train_loader))
    acces.append(train_acc / len(train_loader))
    # 在测试集上检验效果
    eval_loss = 0
    eval_acc = 0
    # 将模型改为预测模式
    model.eval()
    for img, label in test_loader:
        img=img.to(device)
        label=label.to(device)
        img=img.view(img.size(0),-1)
        out = model(img)
        loss = criterion(out, label)
        # 记录误差
        eval_loss += loss.item()
        # 记录准确率
        _, pred = out.max(1)
        num_correct = (pred == label).sum().item()
        acc = num_correct / img.shape[0]
        eval_acc +=acc

    print("第二个循环结束，准备结束")
    eval_losses.append(eval_loss / len(test_loader))
    eval_acces.append(eval_acc / len(test_loader))
    print('epoch: {}, Train Loss: {:.4f}, Train Acc: {:.4f}, Test Loss: {:.4f}
```

训练数据训练和测试数据验证

```
## 可视化训练结果
plt.title('trainloss')
plt.plot(np.arange(len(losses)), losses)
```

```
plt.legend(['Train Loss'], loc='upper right')
print("开始循环，请耐心等待.....")
```

3 全连接神经网络进行MNIST识别

3.1 数据

```
import numpy as np
import torch
from torchvision.datasets import mnist
from torch import nn
from torch.autograd import Variable
```

```
def data_tf(x):
    x = np.array(x, dtype="float32")/255
    x = (x-0.5)/0.5
    x = x.reshape((-1))   # 这里是为了变为1行，然后m列
    x = torch.from_numpy(x)
    return x

# 下载数据集，有的话就不下载了
train_set = mnist.MNIST("./data",train=True, transform=data_tf, download=False
test_set = mnist.MNIST("./data",train=False, transform=data_tf, download=False
a, a_label = train_set[0]
print(a.shape)
print(a_label)
```

3.2 可视化数据

```
import matplotlib.pyplot as plt
for i in range(1, 37):
    plt.subplot(6,6,i)
    plt.xticks([])  # 不显示坐标系
    plt.yticks([])
    plt.imshow(train_set.data[i].numpy(), cmap="gray")
    plt.title("%i" % train_set.targets[i])
plt.subplots_adjust(wspace = 0 , hspace = 1)  # 调整
plt.show()
```

数据加载DataLoader中

```
from torch.utils.data import DataLoader
train_data = DataLoader(train_set, batch_size=64, shuffle= True)
test_data = DataLoader(test_set, batch_size=128, shuffle=False)
a, a_label = next(iter(train_data))
print(a.shape)
print(a_label.shape)
```

3.3 定义神经网络

神经网络一共四层

```
net = nn.Sequential(    nn.Linear(784, 400),
    nn.ReLU(),
    nn.Linear(400, 200),
    nn.ReLU(),
    nn.Linear(200, 100),
    nn.ReLU(),
    nn.Linear(100,10),
    nn.ReLU()
)
```

使用cuda

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

定义损失函数和优化算法

```
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
```

```
optimizer = torch.optim.SGD(net.parameters(), 1e-1)
```

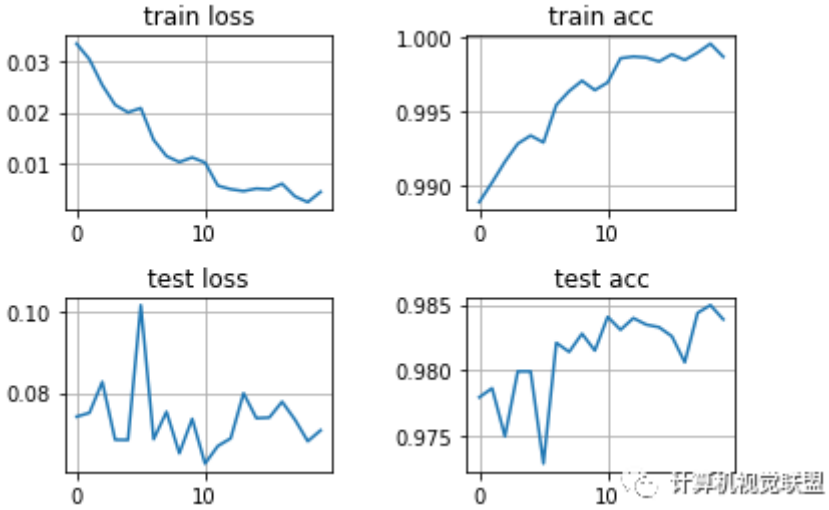
3.4 训练

```
losses = []
acces  = []
eval_losses = []
eval_acces  = []
# 一共训练20次
for e in range(20):
    train_loss = 0
    train_acc = 0
    net.train()
    for im, label in train_data:
        if torch.cuda.is_available():
            im = Variable(im).cuda()
            label = Variable(label).cuda()
        else:
            im = Variable(im)
            label =Variable(label)

        # 前向传播
        out = net(im)
        loss = criterion(out, label)

        # 反向传播
        optimizer.zero_grad()
        loss.backward()
        optimizer.step()

        # 误差
        train_loss += loss.item()

        #计算分类的准确率
        # max函数参数1表示按行取最大值，第一个返回值是值，第二个返回值是下标
        # pred是一个固定1*64的向量
        _,pred = out.max(1)
        num_correct = (pred==label).sum().item()
        acc = num_correct/im.shape[0]
        train_acc += acc

    # 此时一轮训练以及完了
    losses.append(train_loss/len(train_data))
    acces.append(train_acc/len(train_data))

    # 在测试集上检验效果
    eval_loss = 0
    eval_acc = 0
    net.eval()
```

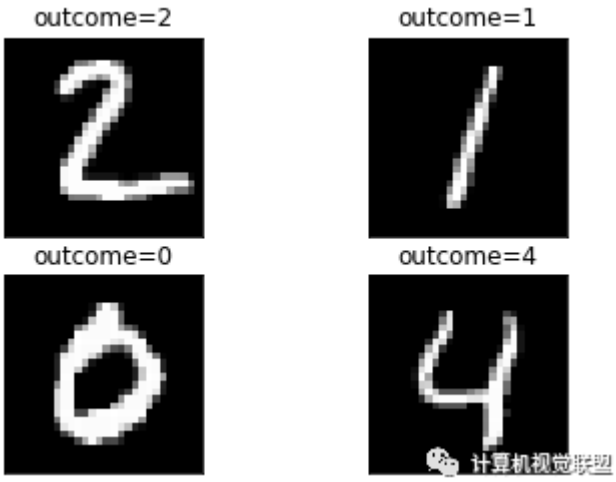
```
    for im, label in test_data:
        if torch.cuda.is_available():
            im = Variable(im).cuda()
            label = Variable(label).cuda()
        else:
            im = Variable(im)
            label =Variable(label)

        # 前向传播
        out = net(im)
        # 计算误差
        loss = criterion(out, label)
        eval_loss += loss.item()

        # 计算准确率
        _,pred = out.max(1)
        num_correct = (pred==label).sum().item()
        acc = num_correct/im.shape[0]
        eval_acc += acc

    eval_losses.append(eval_loss/len(test_data))
    eval_acces.append(eval_acc/len(test_data))

    print('epoch: {}, Train Loss: {:.6f}, Train Acc: {:.6f}, Eval Loss: {:.6f}
```

3.5 展示

```
%matplotlib inline
plt.subplot(2, 2, 1)
plt.title("train loss")
plt.plot(np.arange(len(losses)), losses)
plt.grid()
plt.subplot(2, 2, 2)
plt.title("train acc")
plt.plot(np.arange(len(acces)), acces)
plt.grid()
plt.subplot(2, 2, 3)
plt.title("test loss")
plt.plot(np.arange(len(eval_losses)), eval_losses)
plt.grid()
plt.subplot(2, 2, 4)
plt.title("test acc")
plt.plot(np.arange(len(eval_acces)), eval_acces)
plt.grid()
plt.subplots_adjust(wspace =0.5, hspace =0.5)
```




```
for i in range(1, 5):
    im = test_set.data[i]
    label = test_set.targets[i]
    plt.subplot(2, 2, i)
    plt.imshow(im.numpy(), cmap="gray")
    plt.xticks([])
    plt.yticks([])
    im = data_tf(im)
    im = Variable(im).cuda()
    out = net(im)
    _, pred = out.max(0)
    plt.title("outcome=%i" % pred.item())
plt.show()
```



4 如何构建神经网络?

搭建神经网络主要包含：选择网络层，构建网络，选择损失和优化器。

nn工具箱可直接引用：全连接层，卷积层，循环层，正则化层，激活层。

4.1 构建网络层

torch.nn.Sequential() 构建网络层

每层的编码是默认的数字，不易区分；

如果想对每层定义一个名称：

- 可以在Sequential基础上通过add_module()添加每一层，并且为每一层增加一个单独的名字
- 通过字典的形式添加每一层，设置单独的层名称

字典方式构建网络示例代码：

```
class Net(torch.nn.Module):
    def __init__(self):
        super(Net4, self).__init__()
        self.conv = torch.nn.Sequential(
            OrderedDict(
                [
                    ("conv1", torch.nn.Conv2d(3, 32, 3, 1, 1)),
                    ("relu1", torch.nn.ReLU()),
                    ("pool", torch.nn.MaxPool2d(2))
                ]
            ))

        self.dense = torch.nn.Sequential(
            orderedDict([
            ("dense1", torch.nn.Linear(32*3*3,128)),
            ("relu2", torch.nn.ReLU()),
            ("dense2", torch.nn.Linear(128,10))
            ])
        )
```

4.2 前向、反向传播

forward函数的任务需要把输入层、网络层、输出层链接起来，实现信息的前向传导

让损失函数调用backward()即可

4.3 训练模型

调用训练模型model.train()，会把所有module设置为训练模式；

测试验证阶段，使用model.eval()，会把所有training属性设置为False

5 神经网络工具箱nn

nn工具箱有两个重要模块：nn.Model和nn.functinal

5.1 nn.Module

继承nn.Module，生成自己的网络层

采用class Net(torch.nn.Module)，这些层都是子类

命名规则：nn.Xxx（第一个是大写）：nn.Linear、nn.Conv2d、nn.CrossEntropyLoss

5.2 nn.functional

命名规则:nn.functional.xxx

与nn.Module有相似，但两者也有具体差别：

（1）nn.Xxx继承于 nn.Module，nn.Xxx需要先实例化并传入参数，以函数调用的方式调用实例化对象传入输入数据。能够很好地与nn.Sequential结合使用，而nn.functional.xxx无法结合

（2）nn.Xxx不需要定义和管理weight、bias参数，nn.functianal需要自己定义weight、bias参数，每次调用都要手动传入，不利于代码复用

（3）Dropout在训练和测试阶段有区别，nn.Xxx在调用model.eval()之后，自动实现状态的转换，而使用nn.functional.xxx却无此功能

有学习参数的用nn.Xxx；没有学习参数的用nn.functional或nn.Xxx

6 优化器

Pytorch常用的优化算法封装在torch.optim里面

优化方法都是继承了基类optim.Optimizer，实现了优化步骤

随机梯度下降SGD就是最普通的优化器

使用优化器的一般步骤：

（1）建立优化器实例

导入optim模块，实例化SGD优化器，这列使用动量参数momentum，是SGD的改良版

```
import torch.optim as optim
optimizer = optimSGD(model.parameters(), lr=lr, momentum=momentum)
```

（2）向前传播

把输入数据传入神经网络Net实例化对象model中，自行执行forward函数，得到out输出值，然后用out与标记lable计算损失值Loss

```
out = model(img)
loss = criterion(out, label)
```

（3）清空梯度

缺省的情况下梯度是累加的，在梯度反向传播前，需要清零梯度

```
opyimizer.zero_grad()
```

（4）反向传播

```
loss.backward()
```

（5）更新参数

基于当前梯度更新参数

```
optimizer.step()
```

7 动态修改学习率参数

可以修改optimizer.param_groups 或者 新建 optimizer

注意：新建的optimizer虽然很简单轻便，但是新建的会有震荡

optimizer.param_groups

- 长度1的list
- optimizer.param_groups[0]长度为6的字典，包括权重、lr、momentum等

修改学习率

```
for epoch in range(num_epoches):
    ## 动态修改参数学习率
    if epoch%5==0
        optimizer.param_groups[0]['lr']*=0.1
        print(optimizer.param_groups[0]['lr'])
    for img, label in train_loader:
```

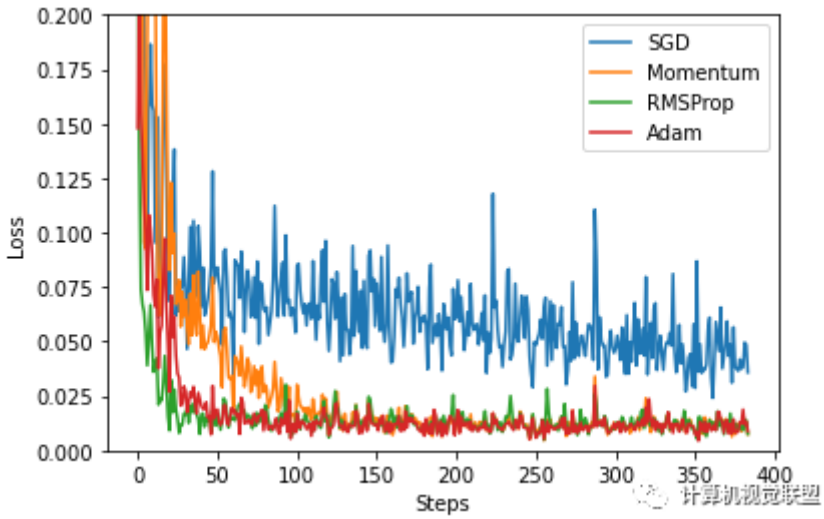
8 优化器的比较

各种优化器都有适应的场景

不过自适应优化器比较受欢迎

```
##  (1) 导入需要的模块
import torch
import torch.utils.data as Data
import torch.nn.functional as F
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
#超参数
LR = 0.01
BATCH_SIZE =32
EPOCH =12
## (2)生成数据
# 生成训练数据
# torch.unsqueeze()作用是将一维变二维，torch只能处理二维数据
x = torch.unsqueeze(torch.linspace(-1, 1, 1000), dim=1)
# 0.1 * torch.normal(x.size()) 增加噪声
y = x.pow(2) + 0.1 * torch.normal(torch.zeros(*x.size()))
torch_dataset = Data.TensorDataset(x,y)
# 一个代批量的生成器
loader = Data.DataLoader(dataset=torch_dataset, batch_size=BATCH_SIZE, shuffle
## (3)构建神经网络
class Net(torch.nn.Module):
    # 初始化
    def __init__(self):
        super(Net, self).__init__()
        self.hidden = torch.nn.Linear(1, 20)
        self.predict = torch.nn.Linear(20, 1)

    # 向前传递
    def forward(self, x):
        x = F.relu(self.hidden(x))
        x = self.predict(x)
        return x

## (4)使用多种优化器
```

```
net_SGD = Net()
net_Momentum = Net()
net_RMSProp = Net()
net_Adam = Net()
nets = [net_SGD, net_Momentum, net_RMSProp, net_Adam]
opt_SGD =torch.optim.SGD(net_SGD.parameters(), lr=LR)
opt_Momentum =torch.optim.SGD(net_Momentum.parameters(), lr=LR, momentum = 0.9
opt_RMSProp =torch.optim.RMSprop(net_RMSProp.parameters(), lr=LR, alpha = 0.9)
opt_Adam =torch.optim.Adam(net_Adam.parameters(), lr=LR, betas=(0.9, 0.99))
optimizers = [opt_SGD, opt_Momentum, opt_RMSProp, opt_Adam]

## (5)训练模型
loss_func = torch.nn.MSELoss()
loss_his = [[], [], [], []]
for epoch in range(EPOCH):
    for step, (batch_x, batch_y) in enumerate(loader):
        for net, opt, l_his in zip(nets, optimizers, loss_his):
            output = net(batch_x)
            loss = loss_func(output, batch_y)
            opt.zero_grad()
            loss.backward()
            opt.step()
            l_his.append(loss.data.numpy())
labels = ['SGD', 'Momentum', 'RMSProp', 'Adam']
## (6)可视化结果
for i, l_his in enumerate(loss_his):
    plt.plot(l_his, label=labels[i])
plt.legend(loc='best')
plt.xlabel('Steps')
plt.ylabel('Loss')
plt.ylim((0, 0.2))
plt.show()
```



公众号后台回复“极市直播”获取100+期极市技术直播回放+PPT

极市干货

极视角动态：极视角亮相BEYOND Expo，澳门特别行政区经济财政司司长李伟农一行莅临交流｜极视角助力构建城市大脑中枢，芜湖市湾沚区智慧城市运行管理中心上线！

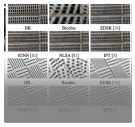
数据集： 60+开源数据集资源大合集（医学图像、卫星图像、语义分割、自动驾驶、图像分类等）

多模态学习：CLIP：大规模语言-图像对比预训练实现不俗 Zero-Shot 性能｜ALBEF：图文对齐后再融合，借助动量蒸馏高效学习多模态表征

喜欢此内容的人还喜欢

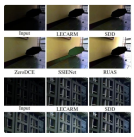
ICCV 2023｜南开程明明团队提出适用于SR任务的新颖注意力机制（已开源）

极市平台



ICCV23｜将隐式神经表征用于低光增强，北大张健团队提出NeRCo

极市平台



ICCV2023｜AlignDet：在各种检测器的所有模块实现无监督预训练

极市平台