实验报告

课程名称 ： **数字图像处理**
实验题目 ： **自选课题-CLIP图片分类任务复现**
姓名学号 ： **柯劲帆21281280; 李桦炅21281282**
班级 ： **物联网2101班**
指导老师 ： **安高云**
报告日期 ： **2024年1月10日**

目录

---

0. 报告摘要

本实验的主要工作是复现CLIP图片分类模型，使用CLIP在两个细粒度分类数据集上进行了finetune和测试，采用预训练Vision Transformer作为图片特征提取器，均实现了较高正确率的图片分类，验证了CLIP的图片分类功能在细粒度分类数据上的有效性。

小组成员名字	小组成员学号	工作贡献占比
柯劲帆	21281280	70%
李桦炅	21281282	30%

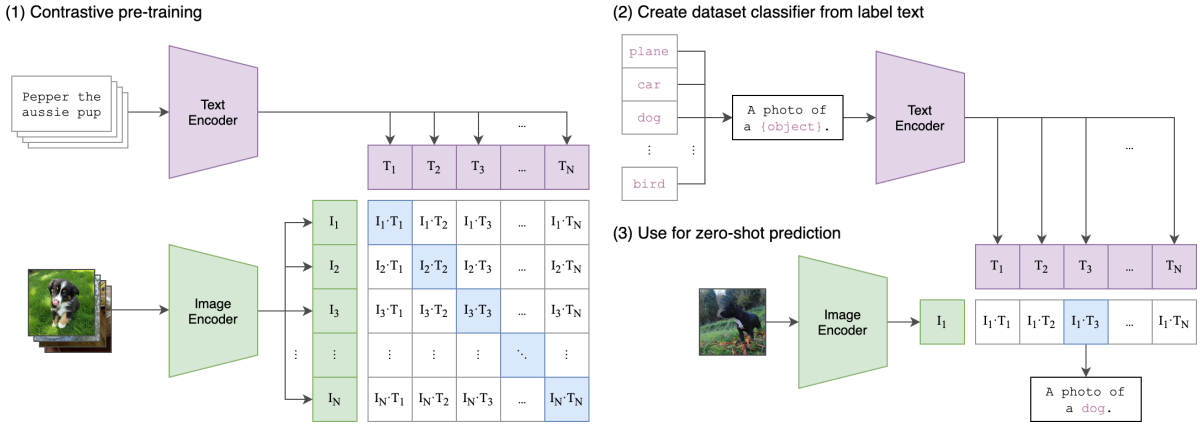
1. 论文解读

CLIP是OpenAI在2021年提出的一种深度学习图片分类方法。

CLIP基本算法原理相对比较简单：

1. 为了对图片和文本建立联系，首先分别对图片和文本进行特征提取。图片特征提取的backbone可以是Resnet系列模型也可以是VIT系列模型，文本特征提取一般采用Bert模型；
2. 特征提取之后，进行归一化，然后直接相乘来计算余弦距离，同一图片-文本对的结果趋近于1，不同图片-文本对的结果趋近于0，采用对比损失计算loss。这种计算loss方式效果与batch size有很大关系，一般需要比较大的batch size才能有效果。

模型图如下：



伪代码：

```
# image_encoder - ResNet or Vision Transformer
# text_encoder - CBOW or Text Transformer
# I[n, h, w, c] - minibatch of aligned images
# T[n, l] - minibatch of aligned texts
# W_i[d_i, d_e] - learned proj of image to embed
# W_t[d_t, d_e] - learned proj of text to embed
# t - learned temperature parameter

# extract feature representations of each modality
I_f = image_encoder(I)  #[n, d_i]
T_f = text_encoder(T)   #[n, d_t]

# joint multimodal embedding [n, d_e]
I_e = l2_normalize(np.dot(I_f, W_i), axis=1)
T_e = l2_normalize(np.dot(T_f, W_t), axis=1)

# scaled pairwise cosine similarities [n, n]
logits = np.dot(I_e, T_e.T) * np.exp(t)

# symmetric loss function
labels = np.arange(n)
loss_i = cross_entropy_loss(logits, labels, axis=0)
loss_t = cross_entropy_loss(logits, labels, axis=1)
loss = (loss_i + loss_t)/2
```

2. 实验过程

本次实验我们复现了CLIP，在两个公开的数据集中对CLIP进行finetune，验证其正确率。

2.1. 实验环境

- NVIDIA A40服务器

2.2. 数据集下载

首先我们下载了用于finetune的两个数据集：

- Caltech-UCSD Birds-200-2011 (CUB-200-2011)
- Stanford Cars

都是细粒度的图片分类数据集。

2.3. finetune代码

2.3.1. 数据集

在本任务中，数据为图片-文本对，因此需要对分类的下标和名字做一个映射，我们使用一个类实现：

```
# get_loader.py

class Classes:
    def __init__(self, classes_file):
        self.class2index = {}
        self.index2class = {}
        classes = pd.read_csv(classes_file)
        for index, row in classes.iterrows():
            carname = row['class_names']
            self.class2index['A photo of ' + carname] = index
            self.index2class[index] = 'A photo of ' + carname
    def __len__(self):
        return len(self.class2index)
    def get_class(self, num: int):
        return self.index2class[num] if (num in self.index2class) else None
    def get_id(self, class_name: str):
        return (
            self.class2index[class_name] if (class_name in self.class2index)
else None
        )
```

然后对本地的数据集进行读入。

两个数据集的存储形式不同：

- `CUB-200-2011`将训练集和测试集放在同一个文件夹中，以不同类别分文件夹存储，并使用一个表格文件存储图片名称的编号、一个表格存储图片编号的标签、一个表格文件存储图片编号对应的是训练/测试集；
- `Stanford Cars`将训练集和测试集分别放在不同的文件夹里，使用两个表格文件分别存储训练/测试集图片名称编号对应的标签。

因此，自定义`MyDataset`类需要针对不同数据集实现不同的读取逻辑。

读取`CUB-200-2011`的代码为：

```
# get_loader.py
```

```

import clip
from PIL import Image
from torch.utils.data import Dataset
import os


class MyDataset(Dataset):
    def __init__(self, processor, train=True):
        classes = Classes('/home/kejingfan/cub/classes.txt')
        class_list = [classes.get_class(i) for i in range(len(classes))]
        self.tokens = clip.tokenize(class_list) # 对文本进行tokenize

        self.img_process = processor
        # 从表格中获取整个数据集的图片列表
        self.root_dir = '/home/kejingfan/cub/images'
        images_list = open('/home/kejingfan/cub/images.txt').readlines()
        images_list = [line.strip().split(' ')[1] for line in images_list]
        self.images = []
        # 从表格中获取图片对应的标签
        labels_file =
open('/home/kejingfan/cub/image_class_labels.txt').readlines()
        labels = [int(line.strip().split(' ')[1]) for line in labels_file]
        # 从表格中获取图片对应的数据集
        train_test_split_file =
open('/home/kejingfan/cub/train_test_split.txt').readlines()
        is_train = [line.strip().split(' ')[1] == '1' for line in
train_test_split_file]
        for index in range(len(images_list)):   # 将对应数据集的图片放入列表中
            class_id = labels[index]
            if (train and is_train[index]) or (not train and not
is_train[index]):
                self.images.append([os.path.join(self.root_dir,
images_list[index]), int(class_id) - 1])

    def __len__(self):
        return len(self.images)

    def __getitem__(self, index):
        image, target = self.images[index]
        token = self.tokens[target]
        image = Image.open(image).convert("RGB")
        image = self.img_process(image) # 图片预处理
        return image, token, target
```

读取 `Stanford Cars` 的代码仅在 `__init__()` 中与读取 `CUB-200-2011` 的代码有区别。`__init__()` 如下：

```
def __init__(self, processor, train=True):
    classes = Classes('/home/kejingfan/cars/class_names.csv')
    class_list = [classes.get_class(i) for i in range(len(classes))]
    self.tokens = clip.tokenize(class_list) # 对文本进行tokenize

    self.img_process = processor
    # 选择相应数据集的文件夹
```

```
    self.root_dir = '/home/kejingfan/cars' + ('/cars_' + ('train' if train else 'test')) * 2
    # 选择相应数据集的标签
    train_annos_file = '/home/kejingfan/cars/cars_train_annos.csv'
    test_annos_file = '/home/kejingfan/cars/cars_test_annos_withlabels.csv'
    images_list = pd.read_csv(train_annos_file if train else test_annos_file)
    self.images = []
    for index, row in images_list.iterrows():    # 将对应数据集的图片放入列表中
        class_id = int(row['class'])
        self.images.append([os.path.join(self.root_dir, row['fname']), class_id - 1])
```

2.3.2. 测试

用于判断训练的效果和进度。

```
# test.py

import torch
import torch.nn
import clip
from PIL import Image
import argparse
import numpy as np
from tqdm import tqdm
from get_loader import Classes

def test(net, test_dataset, test_loader, device):
    net.eval()
    total_accuracy = 0.0
    texts = test_dataset.tokens.to(device)
    with torch.no_grad():
        for index, (images, tokens, targets) in tqdm(enumerate(test_loader), total=len(test_loader)):
            images = images.to(device)
            logits_per_image, logits_per_text = net(images, texts)
            probs = logits_per_image.softmax(dim=-1).cpu().numpy()
            accuracy = np.sum(probs.argmax(1) == targets.numpy())
            total_accuracy += accuracy
    net.train()
    return total_accuracy / len(test_dataset)
```

2.3.3. 训练

超参数设置为：

- batch_size = 64
- learning_rate = 10^{-6}
- Adam优化器

代码如下：

```
# train.py
```

```python

import torch
from torch import nn, optim
from torch.utils.data import DataLoader
from tqdm import tqdm
import clip

from get_loader import MyDataset
from test import test


def convert_models_to_fp32(model):
        for p in model.parameters():
            p.data = p.data.float()
            p.grad.data = p.grad.data.float()


def train():
    batch_size = 64
    learning_rate = 1e-6
    num_epochs = 500

    device = torch.device("cuda:0" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
    net, preprocess = clip.load("ViT-L/14", device=device, jit=False)

    if device == 'cpu':
        net.float()
    else:
        clip.model.convert_weights(net)

    loss_img = nn.CrossEntropyLoss()
    loss_txt = nn.CrossEntropyLoss()

    optimizer = optim.Adam(net.parameters(), lr=learning_rate, betas=(0.9,
0.98), eps=1e-6, weight_decay=0.2)

    train_dateset = MyDataset(processor=preprocess, train=True)
    train_loader = DataLoader(train_dateset, batch_size=batch_size,
shuffle=True, num_workers=64, pin_memory=True)
    test_dataset = MyDataset(processor=preprocess, train=False)
    test_loader = DataLoader(test_dataset, batch_size=batch_size,
num_workers=64, shuffle=True, pin_memory=True)

    print(f'Train dataset size: {len(train_dateset)}\nTest dataset size:
{len(test_dataset)}\n')

    for epoch in range(num_epochs):
        total_epoch_loss = 0
        for index, (images, tokens, targets) in
tqdm(enumerate(train_loader), total=len(train_loader)):
            optimizer.zero_grad()
            images = images.to(device)
            tokens = tokens.to(device)
            with torch.set_grad_enabled(True):
                logits_per_image, logits_per_text = net(images, tokens)
```

```
                ground_truth = torch.arange(len(images), dtype=torch.long, device=device)
                cur_loss = (loss_img(logits_per_image, ground_truth) + loss_txt(logits_per_text, ground_truth)) / 2
                total_epoch_loss += cur_loss.item()
                cur_loss.backward()

                if device == 'cpu':
                    optimizer.step()
                else:
                    convert_models_to_fp32(net)
                    optimizer.step()
                    clip.model.convert_weights(net)

        test_acc = test(net, test_dataset, test_loader, device)
        print(f'Total train loss: {total_epoch_loss:.6f}, Test accuracy: {test_acc:.6%}')
        print("------------------------------------------------------------")
        torch.save({'epoch': epoch,
                    'model_state_dict': net.state_dict(),
                    'optimizer_state_dict': optimizer.state_dict(),
                    'loss': total_epoch_loss,
                    }, f"model_checkpoint/model-{epoch + 1}_acc-{test_acc*100:.3f}.pt")


if __name__ == "__main__":
    train()
```

2.4. 运行过程及结果

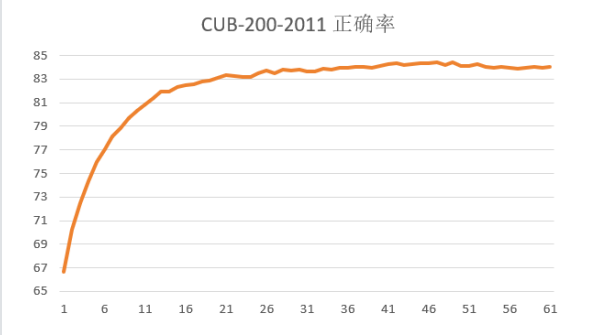
```
$ conda install --yes -c pytorch pytorch=1.7.1 torchvision cudatoolkit=11.0
$ pip install ftfy regex tqdm
$ pip install git+https://github.com/openai/CLIP.git
```

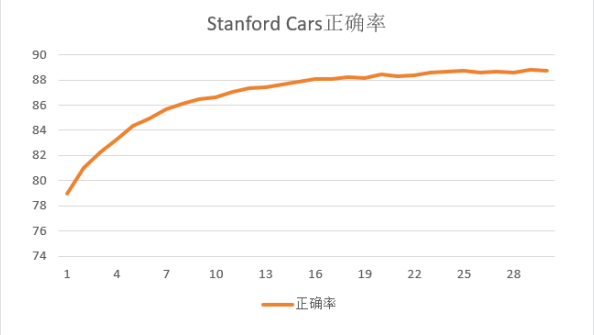
依次运行上述命令，环境配置完成。

运行代码。

```
$ python train.py
```

在两个数据集上得到以下结果：





数据集	finetune的epoch数	第一个epoch的正确率	最高正确率
CUB-200-2011	61	66.690%	84.398%
Stanford Cars	30	78.995%	88.820%

可见CLIP在分类任务中达到了非常好的效果。

3. 心得体会

在本实验中，我们复现了CLIP图片分类模型，并在`CUB-200-2011`和`Stanford Cars`两个数据集上进行了训练和测试。

通过本次实验，我们体会到：

1. CLIP是一个非常强大的视觉语言模型，能够在零样本下进行分类。它结合了图像模型提取的视觉特征和文本模型提取的语义特征，通过单模态和跨模态对比损失进行联合训练。
2. 通过finetune，CLIP可以很好地适应特定的图像分类任务，并取得非常高的分类准确率。这验证了CLIP作为预训练模型的强大迁移能力。
3. 实验中，我们体会到了如何准备图像分类数据集，如何设计训练和测试代码，如何配置模型超参数等实际开发中的经验。这些都对我们今后独立开发图像分类项目具有很好的指导意义。
4. 整个实验过程顺利，达到了复现CLIP在具体图像分类任务上的强大性能的目的。让我们对视觉语言预训练模型有了更直观的理解。

通过这个实验，我们对深度学习在计算机视觉领域的应用有了进一步的理解，掌握了实际的开发调试经验。