机器学习第一次作业: 图像分类作业

张韶恒 2023312309 自动化三班

作业题目内容

环境

- Pytorch
- ✓ food11数据

尽量在Ubuntu下运行 程序在Windows下运行, 也可以在Ubuntu下, 注意修改代码中的路径分隔符。 数据在 https://www.kaggle.com/competitions/ml2022spring-hw3b/data 上下载

代码

```
# Normally, We don't need augmentations in testing and validation.
# All we need here is to resize the PIL image and transform it into Tensor.
test_tfm = transforms.Compose([
   transforms.Resize((128, 128)),
   transforms.ToTensor(),
])
# However, it is also possible to use augmentation in the testing phase.
# You may use train_tfm to produce a variety of images and then test using
ensemble methods
train tfm = transforms.Compose([
   # Resize the image into a fixed shape (height = width = 128)
   transforms.Resize((128, 128)),
   # You may add some transforms here.
   # ToTensor() should be the last one of the transforms.
   transforms.ToTensor(),
])
class FoodDataset(Dataset):
```

处理图片数据的代码块

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

分类器定义,可以设置网络大小和结构

```
def Training_Demo():
...
```

解答思路 (2 stage)

我将此project中的三个文件分别称为:

- oringin.py: 原始版本(xh老师给的)
- improved.py: 数据增强版(仅改变参数&增强数据)
- final_version.py: 迁移学习最终版 (迁移了 EfficientNet-B0模型的 版本)

1. improved.py 较 oringin.py 的优化

这个阶段的优化,核心在于实现代码平台兼容、增加数据、改进基础训练策略。

- 【实现代码平台兼容】跨平台兼容性:
 - oringin.py 的代码硬编码了Linux的路径分隔符 / , 导致在Windows上无法正确提取标签。
 - o improved.py 引入了 os.path.basename(),使得标签提取逻辑能够同时兼容Windows和 Linux,这是一个从"只兼容Linux"到"Win和Linux均可以运行"的优化。
- 【核心性能优化】引入数据增强 (Data Augmentation):
 - oringin.py 的训练数据处理 (train_tfm) 非常简单,仅仅是缩放尺寸,模型每一轮看到的图片都是一模一样的。
 - improved.py 在 train_tfm 中加入了**随机翻转、随机旋转、随机色彩变换**。这使得模型在训练时,能看到远比原始数据集更丰富、更多样的图片,是**提升模型泛化能力、防止过拟合的关键第一步**。

• 【训练策略优化】更合理的训练参数:

oringin.py 只训练了5轮 (n_epochs = 5),并且patience值设得过高(300),导致训练不充分且无法有效提前停止。

- o improved.py 将训练轮数增加到了更合理的**30轮**,并设置了patience = 5,让模型有充足的时间学习,同时能在遇到瓶颈时及时停止,节省时间。
- 优化器从 Adam 升级到了 AdamW, 后者在处理权重衰减时通常表现更好。

【模型结构调整】:

- oringin.py 使用了一个更深(5个池化层)、通道数更多(达到512)的自定义CNN。
- o improved.py 使用了一个相对更浅(3个池化层)、更"标准"的自定义CNN结构。(适应 n_epoches增大带来的显存负担)

2. final_version.py (迁移学习版) 较 improved.py 的优化

这个阶段是一次**质的飞跃**,我可以说是从"自己摸索"的层面,跃升到了"站在巨人肩膀上"的业界标准方法 (maybe)。

• 【核心架构革命】引入迁移学习 (Transfer Learning):

- 。 improved.py 仍然是依赖一个**从零开始训练**的自定义CNN,其能力上限受限于模型结构和数据量。
- o final_version.py 彻底放弃了自定义模型,直接采用了在ImageNet(百万级数据集)上**预训练好的** EfficientNet-BO 模型。这使得我们的模型天生就具备了强大的图像特征提取能力,我们只需要微调其最后一层来适应我们的食物分类任务即可。这是冲击高准确率的最关键改动。

• 【数据处理升级】适配预训练模型:

- o improved.py 的输入尺寸是128×128。
- o final_version.py 将输入尺寸改为了224x224,并加入了Normalize (标准化)步骤。这完全是为了**匹配** EfficientNet-B0 **的"胃口"**,因为这些预训练模型就是用这种尺寸和标准化的数据进行训练的,这样做能最大化地发挥其性能。

• 【训练策略进阶】更先进的学习率调度:

- o improved.py 没有使用学习率调度器。
- o final_version.py 引入了**余弦退火学习率调度器 (CosineAnnealingLR)**。它能让学习率在训练过程中以一种平滑的、类似余弦曲线的方式进行衰减,这通常比固定学习率或者阶梯式下降的学习率效果更好,有助于模型找到更优的解。

• 【正则化增强】:

在EfficientNet的分类器头部加入了Dropout层,在训练时随机丢弃一些神经元,这是另一种非常有效的防止过拟合的手段。

总结: final_version.py 较 oringin.py 的完整优化链条

final_version.py 相比于最初的 oringin.py, 完成了一整套从基础修正到高级优化的全面升级:

- 1. 优化实现了跨平台的代码运行,让代码能在Windows上正确运行。
- 2. 引入了丰富的数据增强,大大提升了数据集的有效规模和多样性。
- 3. 采用了更合理的训练周期和提前停止策略, 让训练过程更高效。
- 4. **最终,用更优秀的"迁移学习"方案(EfficientNet-B0)替换了简单的自定义模型**,这是实现性能突破的决定性一步。
- 5. 相应地, 将数据预处理和训练策略 (如学习率调度) 也升级到了与迁移学习相匹配的更高水准。

三者效果展示

	oringin.py的准确率	improved.py的准确率	final_version.py的准确率
训练集	0.634	0.734	0.748
测试集	0.563	0.640	0.810

final_version.py的training中使用的数据集为train_tfm,做了较为复杂的处理,为识别增加了困难,因此训练集准确率较低,然而测试集采用的是test_tfm,数据集仅做了中心裁剪和尺寸缩放,处理简单,因此准确率较高。(类似于考前模拟训练考的难分低,真高考了反而题目简单分高点)

我们可以发现,经过上述优化,最终版的模型在训练集和测试集上的准确率都有显著提升,最终达到了 0.932和0.808,这表明通过引入迁移学习、数据增强和更先进的训练策略,我们可以显著提高模型性 能。 最终获得的测试集准确度大于老师课上要求的0.7,成功!

运行结果

• improved.py 运行结果:

• final version.py 运行结果: