NCTU Introduction to Machine Learning, Homework 5

109550018 郭昀

Environment Details

Editor: Kaggle

Python Environment: Kaggle Editor (Python 3.7)

PyTorch Environment: Kaggle Editor (1.11.0)

Structure & Hyperparameters Details

Deep Learning Framework: PyTorch

Model Architecture: ResNet18 in torchvision.models with pretrained weights

Optimizer: Adam in torch.optim

Dataset: 90% training data, 10% validation data

Hyperparameters:

| Task | BATCH_SIZE | NUM_EPOCHS | LEARNING_RATE | Weights |
|--------|------------|------------|---------------|------------------|
| Task 1 | 100 | 10 | 0.001 | task1_weight.pth |
| Task 2 | 100 | 10 | 0.001 | task2_weight.pth |
| Task 3 | 32 | 25 | 0.001 | task3_weight.pth |

Implementation Details

- Transforms(): 我使用 torchvision.models 裡面的 ResNet18 作為我的 model, 而在實作的過程中我發現, 影響 accuracy 最重要的因素是對 input image 有做了什麼樣的 preprocessing, 然後在看了 PyToch ResNet18 的文件後發現 ResNet18 有要求 input image 的 size 要大於 224、channel value 要在 0~1 之間, 而且需要套用 normalize, 因此在加了以上這些的 preprocessing 之後 accuracy 就有大幅提升(測出來的結果是把 image 放大四倍效果最好, 我覺得原因是整數倍放大比較不會對 pixel 造成不等比例偏差)
- One-hot encoding: 因為 Task 2 跟 Task 3 都是 multi-label, label 的表示方式需要做一些更改, 我使用的方法是用 one-hot encoding 的方式將 task 2 跟 task 3 的 label encode 成長度為 72 以及 144 的一維 array. 每 36 個當作一個字母表示 0~9, a~z

- ,如此一來就可以將 task 2 和 task 3 model 的 out_feature 分別定為 72 和 144 來表示 prediction,之後再轉換回去 string 就可以跟 label 做比較跟輸出 prediction了
- Loss function: Task 1 做的是 10 class 的 classification, 所以我選擇的 loss function
 是 CrossEntropyLoss(), 而因為 task 2 跟 task 3 都是 multi-label 所以我是選擇
 MultiLabelSoftMarginLoss() 當作我的 function

Result

