### ML HW7 report

b07902040 資工二 吳承軒

# 1. 請從 Network Pruning/Quantization/Knowledge Distillation/Low Rank Approximation/Design Architecture 選擇兩者實做並詳述你的方法,將同一個大 model 壓縮至接近相同的參數量,並紀錄其 accuracy。(2%)

big model使用經過Knowledge Distillation的resnet18的pretrain model,student model架構如下:

```
1 base = 16
    multiplier = [1, 2, 4, 8, 8, 8, 16, 16, 16]
    bandwidth = [ base * m for m in multiplier]
 4
    cnn=
 5
        第一層:
            Conv2d(3, bandwidth[0], 3, 1, 1)
 7
            BatchNorm2d(bandwidth[0])
 8
            ReLU6()
9
            MaxPool2d(2, 2, 0)
10
        第二~四層:
            Conv2d(bandwidth[i], bandwidth[i], 3, 1, 1, groups=bandwidth[i])
            BatchNorm2d(bandwidth[i])
12
13
            Conv2d(bandwidth[i], bandwidth[i+1], 1)
14
15
            MaxPool2d(2, 2, 0)
16
        第五~八層:
            Conv2d(bandwidth[i], bandwidth[i], 3, 1, 1, groups=bandwidth[i])
17
            BatchNorm2d(bandwidth[i])
18
19
            ReLU6()
20
            Conv2d(bandwidth[i], bandwidth[i+1], 1)
21
        最後做Global Average Pooling:
22
            AdaptiveAvgPool2d((1, 1))
23
   fc =
        Linear(bandwidth[8], 11)
```

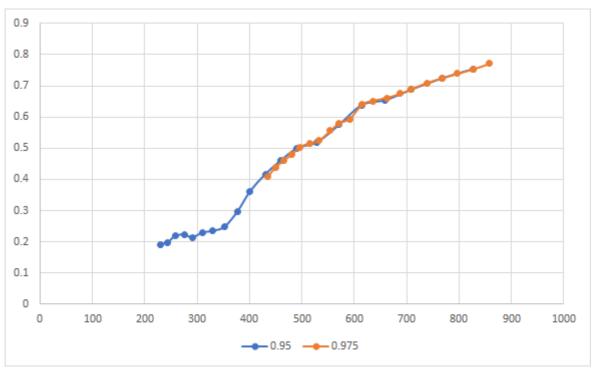
#### 實作Pruning和Quantization:

Pruning:使用colab的code,設定reduce\_ratio為0.35,重複20次,存取val\_acc最好的那次。

Quantization:使用colab的code,直接將參數由32bit的浮點數壓到8bit的整數。

	big_model	Pruning	Quantization
model_size(B)	918038	228878	233234
val_acc	78.71%	18.43%	76.45%

## 3. 請使用兩種以上的 pruning rate 畫出 X 軸為參數量,Y軸為 validation accuracy 的折線圖。你的圖上應會有兩條以上的折線。 (2%)



pruning rate分別為0.95和0.975,X軸為model size,Y軸為在validation上的正確率。

圖中可以發現model size與正確率呈現高度正相關,且無論pruning rate是0.95還是0.975,在同樣的 size下,正確率幾乎是一樣的。

### 4. 請嘗試比較以下 validation accuracy <sup>,</sup> 並且模型大小要接近 1MB: (2%)

以下參數量使用torchsummary計算

#### a. 原始 CNN model (用一般的 Convolution Layer) 的 accuracy

參數量:224,011

```
base = 16
    multiplier = [1, 2, 4, 8, 8]
 3
    bandwidth = [ base * m for m in multiplier]
 4
    cnn=
 5
        第一層:
            Conv2d(3, bandwidth[0], 3, 1, 1)
 6
 7
            BatchNorm2d(bandwidth[0])
 8
            ReLU6()
 9
            MaxPool2d(2, 2, 0)
        第二~四層:
10
11
            Conv2d(bandwidth[i], bandwidth[i+1], 3, 1, 1)
            BatchNorm2d(bandwidth[i+1])
12
13
            ReLU6()
14
            MaxPool2d(2, 2, 0)
15
        第五層:
16
            Conv2d(bandwidth[i], bandwidth[i+1], 3, 1, 1)
            BatchNorm2d(bandwidth[i+1])
17
18
            ReLU6()
```

```
19 最後做Global Average Pooling:
20 AdaptiveAvgPool2d((1, 1))
21 fc =
22 Linear(bandwidth[4], 11)
```

### b. 將 CNN model 的 Convolution Layer 換成總參數量接近的 Depthwise & Pointwise 後的 accuracy

參數量:247,179

```
1
   base = 16
    multiplier = [1, 2, 4, 8, 8, 8, 16, 16, 16]
 2
 3
    bandwidth = [ base * m for m in multiplier]
    cnn=
 5
        第一層:
 6
            Conv2d(3, bandwidth[0], 3, 1, 1)
 7
            BatchNorm2d(bandwidth[0])
 8
            ReLU6()
 9
            MaxPool2d(2, 2, 0)
10
        第二~四層:
            Conv2d(bandwidth[i], bandwidth[i], 3, 1, 1, groups=bandwidth[i])
11
            BatchNorm2d(bandwidth[i])
12
13
            ReLU6()
            Conv2d(bandwidth[i], bandwidth[i+1], 1)
14
15
            MaxPool2d(2, 2, 0)
16
        第五~八層:
17
            Conv2d(bandwidth[i], bandwidth[i], 3, 1, 1, groups=bandwidth[i])
            BatchNorm2d(bandwidth[i])
18
19
            ReLU6()
20
            Conv2d(bandwidth[i], bandwidth[i+1], 1)
21
        最後做Global Average Pooling:
22
            AdaptiveAvgPool2d((1, 1))
23
   fc =
24
        Linear(bandwidth[8], 11)
```

### c. 將 CNN model 的 Convolution Layer 換成總參數量接近的 Group Convolution Layer (Group 數量自訂,但不要設為 1 或 in\_filters)

參數量:218,651

設定group為2,得到以下model:

```
base = 16
    multiplier = [1, 2, 4, 8, 8, 8]
 3
    bandwidth = [ base * m for m in multiplier]
 4
    cnn=
 5
        第一層:
            Conv2d(3, bandwidth[0], 3, 1, 1)
 6
 7
            BatchNorm2d(bandwidth[0])
 8
            ReLU6()
 9
            MaxPool2d(2, 2, 0)
10
        第二~四層:
            Conv2d(bandwidth[i], bandwidth[i+1], 3, 1, 1, group=2)
11
12
            BatchNorm2d(bandwidth[i+1])
13
            ReLU6()
            MaxPool2d(2, 2, 0)
14
```

#### 在迭代150次後,得到以下val\_acc:

	原始 CNN	Depthwise & Pointwise	Group Convolution
val_acc	0.6804	0.7603	0.7073

可以發現Depthwise & Pointwise的正確率最高,Group Convolution 次之,原始 CNN最低,推測是因為Group Convolution可以用更少的參數達成和原始CNN一樣的效果,也意味當參數量相同時,Group Convolution可以更寬/更深,而DW&PW則是Group Convolution的極端,所以減少參數的效果更好。