Machine Learning HW7

ML TAs
ntu-ml-2020spring-ta@googlegroups.com

Outline

- Task Description
- Dataset
- Guidelines
- Kaggle & Regulations
- Report
- GitHub Submission
- Links

Task Description

- Network Compression: 用一個小 model 也可以模擬出大 model 的行為/正確率。
- 這次作業我們的任務是用非常小的 model 去完成 HW3 的內容：food11。

Dataset & Submission Format

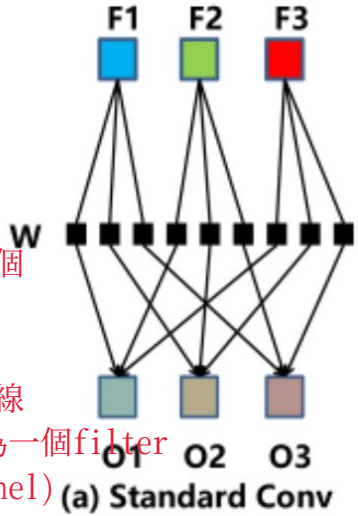
- 與HW3 - CNN 相同 (food-11)。請參考 hw3連結。

Guideline

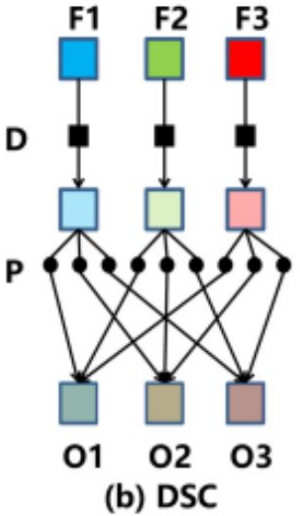
- Network/Model Compression 有很多種門派，這邊我們介紹四種:
  - **Knowledge Distillation**: 讓小 model 在學習任務的時候，藉由觀察大model 的行為來讓自己學得更好。(直譯: 讓小 model 萃取大 model 的知識)
  - **Network Pruning**: 將已經學習好的大 model 做剪枝，讓整體 model 變小。
  - **Weight Quantiztion**: 用更好的方式來表現 model 中的參數，以此降低運算量/消耗容量。
  - **Design Architecture**: 將原始的 layer 用更小的參數來表現。(例如 Convolution → Depthwise & Pointwise Convolution)

Guideline - Design Architecture

- Depthwise & Pointwise Convolution Layer (MobileNet 提出)
  - 原始的 Conv 你可以想像成它就是一個 Dense/Linear Layer，但是每一條線/每一個 weight 都是一個 filter，而原本的乘法會變成卷積運算。(input*weight -> input * filter)
  - 而 Depthwise 是讓每一個 Channel 都先過一個各自的 filter，再對每個 pixel 過shared-weight 的Dense/Linear 。
    (Pointwise其實就是1x1 conv)。
- 強烈建議大家使用類似這樣的技巧去設計你的 model。(NMkk / Nkk+NM)
- colab tutorial



(a) Standard Conv



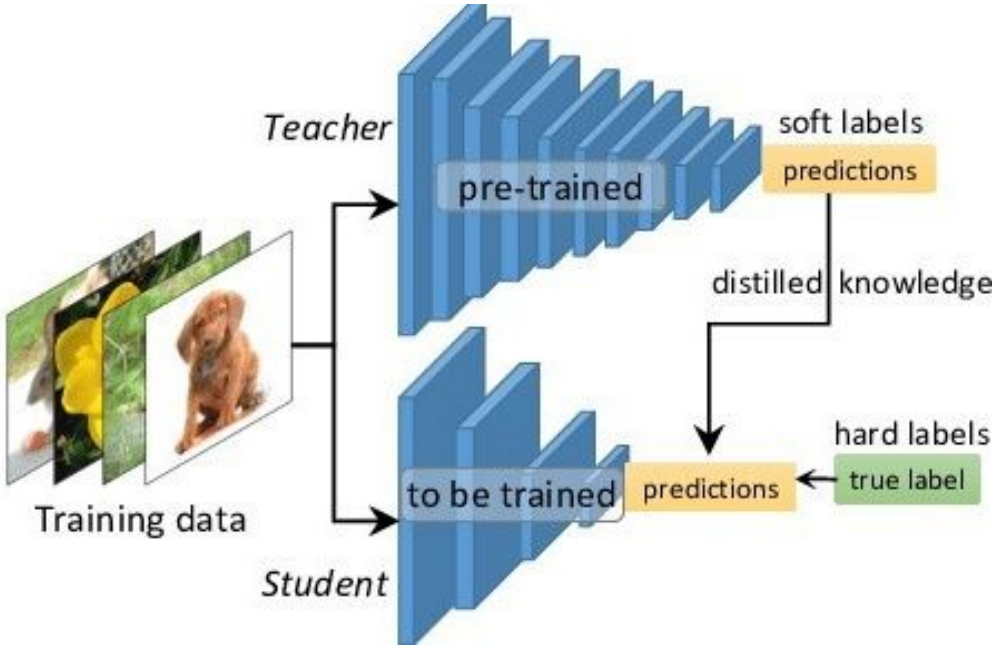
(b) DSC

F1 F2 F3每一個都是一個input channel

O1 O2 O3各自連接到的線屬於同一個filter(因為一個filter要考慮所有input channel)

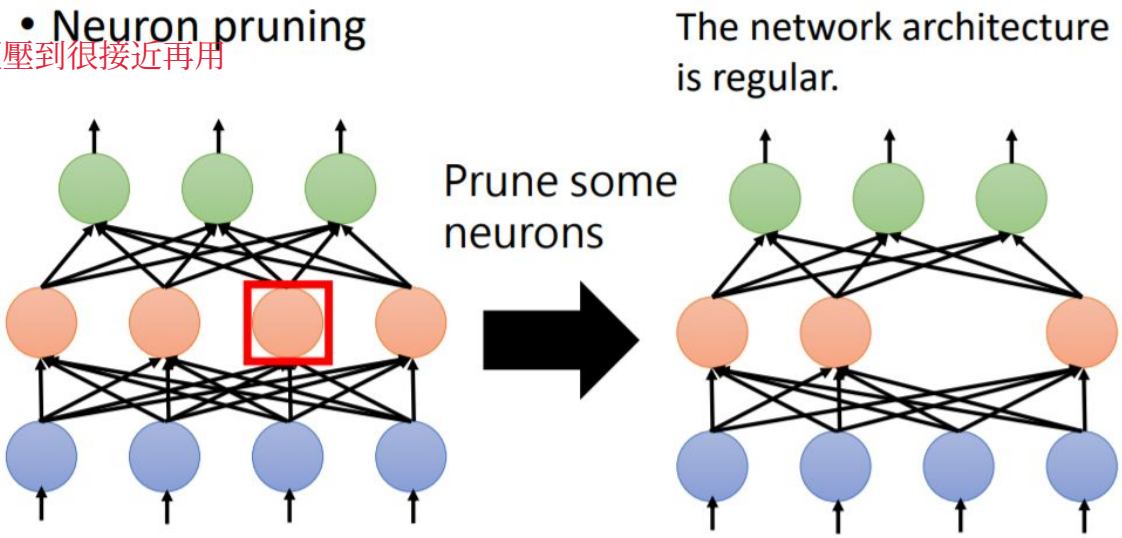
Guideline - Knowledge Distillation

- 在 train 小 model 的時候，加入大 model 的一些資訊(例如預測的機率分布)來幫助小 model 學習。
- 我們有提供已經 train 好的 ResNet18 模型幫助大家做 Knowledge Distillation (Acc ~ 88.4)，各位在寫作業時請注意只能只用我們提供的 pre-trained model。
- [colab tutorial]



Guideline - Network Pruning

- 將已經 train 好的 model 做剪枝使其變小。
- 這次作業建議如果
  model大小差一點點 假如已經壓到很接近再用
  再 prune 就好(因為比起
  其他方法更難實作)。
- colab tutorial
  (rank by batchnorm's γ)



Guideline - Weight Quantization

- 用更好的方法來存取 model 的參數。
- 有些 quantization 是邊跑 train 邊 quantize (例如因為 int8 的運算比較快)，但這裡我們只做壓縮大小的操作。(省儲存空間)
- colab tutorial (壓縮已經 train 好的 model)

Guideline - Suggestion

- 使用 Knowledge Distillation Distill 我們給予的 model。(Network Pruning fine-tune 的時候也可以使用)
- 如果 train 到一個不錯的 model 差一點就可以過 size 的限制，再用 pruning。(因為 pruning 比起其他方法比較難實作，如果你對實作很有信心也可以:)。)
- 基礎架構可以參見 MobileNet, ShuffleNet, DenseNet, SqueezeNet 等等。
- Quantization 壓最後的 model 很重要，比較能壓過 size 限制 (300000bytes)。

Kaggle & Regulations

- 在上傳 submission 的時候，請注意你的上繳的 state_dict 是否有**<= 300000 bytes，如果沒有請不要上傳汙染 Scoreboard。**
- 請你的 code 要**接近 reproduce 你上傳中最高的** public score，避免有人沒有壓好就上傳進行威嚇作用。
- **禁止手標 label 或上網尋找 label (有標或找 dataset 但沒用在 model 上也一樣)，一被發現或檢舉，該作業以 0 分計。**
- **除了我們給的 model 以及 hw3 你們自己的 model 以外，禁止使用外來的 pre-trained model，即使是 torchvision 的也一樣。**

Report

大model選ResNet18 fine tune
先做Design Architecture

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%)
2. 請嘗試比較以下 accuracy (兩個 Teacher Net 由助教提供)以及 student的總參數量以及架構，並嘗試解釋為甚麼有這樣的結果。你的 Student Net 的參數量必須要小於 Teacher Net 的參數量。(2%)
   x. Teacher net architecture and # of parameters: torchvision's ResNet18, with 11,182,155 parameters.
   y. Student net architecture and # of parameters:
   a. Teacher net (ResNet18) from scratch: 80.09%
   b. Teacher net (ResNet18) ImageNet pretrained & fine-tune: 88.41%
   c. Your student net from scratch:
   d. Your student net KD from (a.):
   e. Your student net KD from (b.):

Report

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%)
4. 請嘗試比較以下 validation accuracy，並且模型大小要接近 1MB: (2%)
   a. 原始 CNN model (用一般的 Convolution Layer) 的 accuracy
   b. 將 CNN model 的 Convolution Layer 換成總參數量接近的 Depthwise & Pointwise 後的 accuracy
   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)

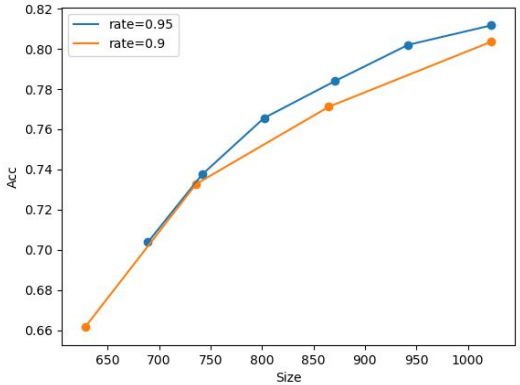
2,3,4 擇二寫即可，都寫的話取最高兩項加總。

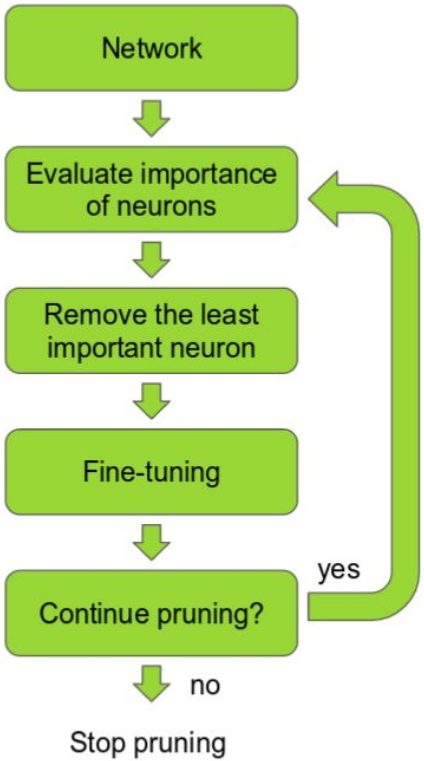
Report - 3 Explanation

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。

Network Pruning的流程圖會長的像右邊這樣, 其中在右邊的 ”Remove the least important neuron” 通常是可以選擇要 prune掉多少的比例。這個時候prune的多大力可能就會對 Accuracy造成影響。

如果我們用兩種 rate去prune (每次都prune掉5%和10%), 其參數量和Accuracy的圖可能就會長的像下圖。這題就是請你們畫出這張圖。





GitHub Submission

- GitHub 上 hw7-<account> 請至少包含：
  - report.pdf
  - hw7_test.sh (用以 reproduce 你的 public score, **誤差容忍 0.05, 且須於 10 分鐘跑完。**)
  - model.bin **(你 model 的 state_dict)**
  - 各種 training 時需要的 Python 檔案

- 請不要上傳 dataset, 並且確定你 inference 是用 model.bin, **違者 0 分。**
- **請確定你的 model.bin <= 300000 bytes, 違者 0 分。**

Script Usage

1. 以下的路徑，助教在跑的時候會另外指定，請保留可更改的彈性，不要寫死。
2. Script usage:
   bash hw7_test.sh <data directory> <prediction file>
   data directory: 此資料夾中會包含 training、validation、testing 三個資料夾
   prediction file: 輸出結果的 csv 檔路徑

   請保留 training 的 Python 檔案，以防有任何狀況。

Links

1. torchvision ResNet18 fine-tuned from ImageNet (state_dict) Accuacy ~ 88.41
2. torchvision ResNet18 trained from scratch (state_dict) Accuracy ~ 80.09
3. Design Architecture colab tutorial
4. Knowledge Distillation colab tutorial
5. Network Pruning colab tutorial
6. Weight Quantization colab tutorial
7. state_dict of pre-trained model in Weight Quantization tutorial Accuracy ~ 81.31
8. Report template
9. Kaggle Competition