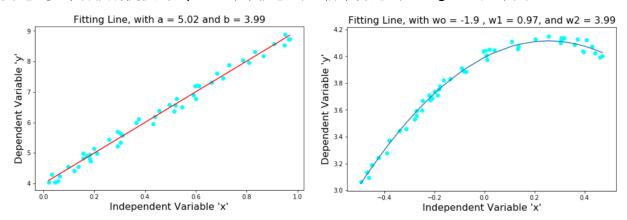
Homework3 108003817 楊元福

Problem A: Line Fitting

在 Problem A - Line Fitting 的過程中,跟 Problem B - License Plate Localization 比起來,比較沒有遇到困難與問題. 參考助教所提供的 Pytorch 範例,就可以精準得跑出 fitting line 如下圖.



Problem B: License Plate Localization

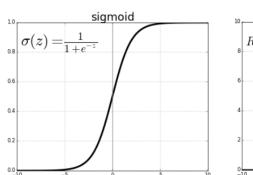
整體來說,在 Problem B 學習的過程中,首先遇到的問題是 underfitting,之後遇到的問題是 overfitting. 整理這次深度學習的過程如下表:

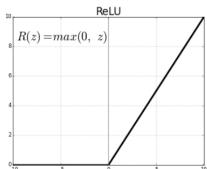
No.	Net	Activation Function	Data Augmentation	Depth	Training Time (min)	RMSE- Training	RMSE- Testing	Result
1	6層 Convolution/Max- pooling +1 Flatten + 3 dense layer	ReLU	N/A	16	10.1	69.08	-	underfitting
2	VGG16	ReLU	N/A	23	17.5	55.16	-	underfitting
3	ResNet50	ReLU	N/A	168	18.1	35.12	-	underfitting
4	ResNet50	Sigmoid	N/A	168	18.1	25.01	33.26	overfitting
5	ResNet50 (with Dropout at dense layer)	Sigmoid	N/A	168	18.2	33.57	-	underfitting
6	ResNet50	Sigmoid	隨機 Flipping & Rotation	168	50.5	26.05	28.14	generalized
7	InceptionResNetV2	Sigmoid	N/A	572	76.7	16.76	20.88	generalized

每一個過程遇到的問題與解決方法,詳細說明如下:

1. 首先我建立 6 層 Convolution/Max-pooling layer, 搭配 1 層 Flatten 和 3 層 dense layer. 在 30 次 Epoch 的訓練之後, Training RMSE 為 69.08. 遠大於目標 35. 此 model 嚴重 underfitting. 我判斷可能的原因是模型深度不夠.

- 2. 承上, 我改用較深的 VGG16 模型 (如上表 No.2), 深度由 16 提升到 23 層. Training RMSE 降低到 55.16. 但是還是不理想, 因此我再改用更深的模型 ResNet50 (如上表 No.3).
- 3. 改用 ResNet50 之後, RMSE 再度降低到 35.12. 但是 ResNet50 的深度遠大於 VGG16 (168 vs 23), 改善 善成果不符合預期. 我判斷可能是最後一層的激活函數: ReLU 不適用. 根據 ReLU 的特性, 在 x>0 之後, 呈現線性成長, 沒有限制. 這不符合我們位置座標的現象. 因此我改用 Sigmoid function, 限制 output 在一定的範圍內 (0~1)





- 4. 由於 sigmoid 限制 output 在 0 與 1 中間,因此我必須要將 input 做轉換.將座標位置(x, y),改成該位置在整體影像的比例 (x/width, y/hight),以符合 sigmoid 輸出的特性.訓練結果符合預期,training RMSE = 25.01. 但是 testing RMSE 為 33.26,大於 training RMSE,代表此模型由 underfitting轉成 overfitting.
- 5. 承上, 在 No.5 中, 我添加了 Drop out function (0.1), 但是模型的 training RMSE 惡化 (25.01→33.57), 因此我不採用此方法.
- 6. 承上,在 No.6 中,我採用 Data Augmentation,以避免過度擬合的問題.我採用隨機 Flipping (水平/垂直)與隨機 Rotation (正負 20 度以內).由於增加了圖片處理,訓練時間從 18 分鐘增加到 50 分鐘.訓練的結果, training RMSE 降低到 26.05, testing RMS 也降低到 28.14.符合預期.
- 7. 承上,我改用更深層的網路架構 InceptionResNetV2 (深度: 572). Training RMSE 降低至 16. Testing RMSE 降低到 20. 而且是在沒有進行任何 Data Augmentation 所得到的結果. 最後我採用此模型作為最終提交結果.

這次的作業,充分讓我了解與熟悉深度學習神經網路的建構與訓練. 心得主要有 3 點: (1) 模型的深度影響預測的結果. 深度不夠,再多的訓練次數/資料增生也是沒有效果. (2) 模型深度越深,或是進行 Data Augmentation,都會嚴重增加訓練時間. 這對於 User 來說,也是另外一個要考量的成本. (由於繳交作業時間問題,我沒有再針對 InceptionResNetV2 進行資料增生). (3) 進行深度學習,除了深度之外,其他參數與函數的使用也會影響學習結果. 例如: 激活函數的選擇, Drop out function 的使用. 這些項目也是大家在建模時需要考量的重要因素.