

CXR8 - CNN WITH KERAS

蔡昕翰 葉安之 周楷蓉 指導老師:李柏翰

簡介

我們在醫療科技展上看到了長庚大學做了以髖部X光辨識骨質疏鬆的AI,讓我們著迷不已。 這讓我們想到,說不定能用卷積神經網路(CNN)辨識胸部X光。

熱度圖顯示判讀依據

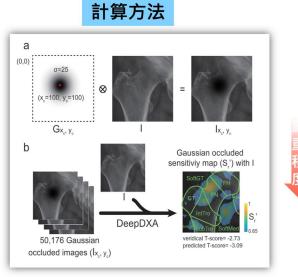
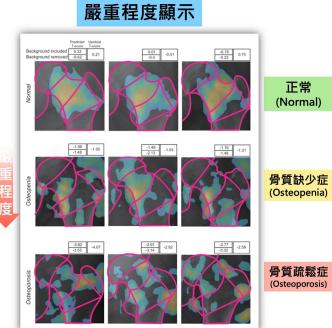


圖1長庚大學的AI



參展照片



圖 2-1 我們參展看到的事物



圖 2-2 三校聯盟

CXR8介紹

- ▶ 此資料集收集了約11萬張胸腔X光照片
- > 含19種異常現象和1個無異常的標籤
- ➤ 每張照片都是1024x1024

表 1 醫學名詞翻譯

Atelectasis	sis Cardiomegaly Consolidation		Edema Effusion		Emphysema	Fibrosis	Hernia	Infil	tration	Mass		
肺塌陷	弱陷 心臟肥大 實變		水腫	肋膜積水	肺氣腫	纖維化	疝氣	疝氣 肺		腫塊		
Nodule	Pleural Pneumonia Pneum		mothorax Pneumoperito		Pneumome diastinum	Subcutaneou Emphysem			Calcification of the Aorta		No Finding	
結節	胸膜增厚	厚 肺炎 氣胸			腹腔積氣	縱膈腔 氣腫	皮下氣腫	主動		動脈硬		無異常



圖 3 CXR8內的資料

模型基本架構

- ➤ 使用CNN(卷積神經網路)
- ▶ 優化器使用SGD
- ▶ 損失函數用MSE與MAE

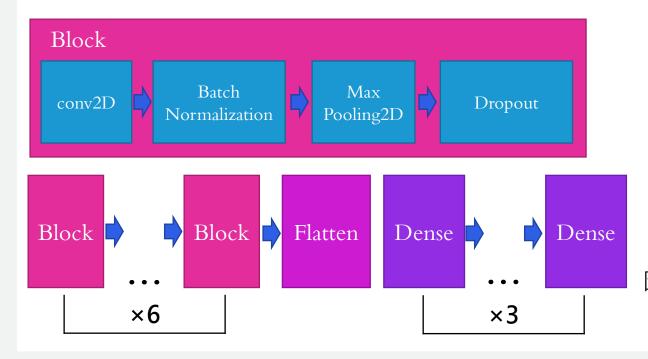


圖 4-1 模型示意圖

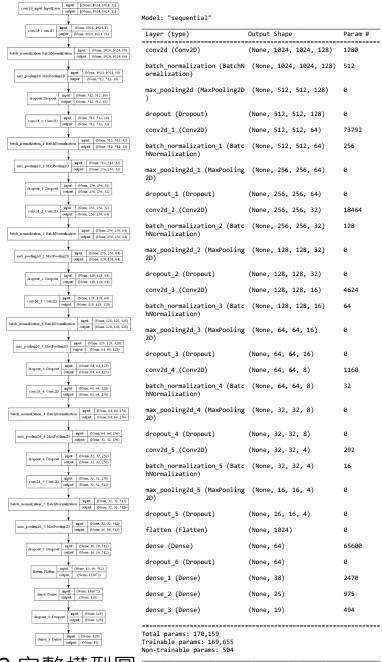


圖 4-2 完整模型圖

訓練資料

- > 我們使用此資料集的前640個資料訓練,下160個用來評估,太多會GPU記憶體不足
- ▶ Batch Size設為2,太大會GPU記憶體不足
- > 訓練50次
- ▶ 標籤取前19個,即把無異常拿掉

```
EPOCHS = 50
BATCHSIZE = 2
checkpoint_filepath = 'ckpts/checkpoint-batchnormalized-mae.h5'
model_checkpoint_callback = tf.keras.callbacks.ModelCheckpoint(
    filepath=checkpoint_filepath,
    save_weights_only=True,
    monitor='val_accuracy',
    mode='max',
    save_best_only=True)
history = model.fit(x=x_train[:800], y=y_train[:800], batch_size=BATCHSIZE, epochs=EPOCHS,
    callbacks=[model_checkpoint_callback], validation_split=0.2, verbose=1)
```

圖 5 訓練的程式

損失函數MSE

- 可以看到有一點overfit。
- ▶ 準確度僅40%

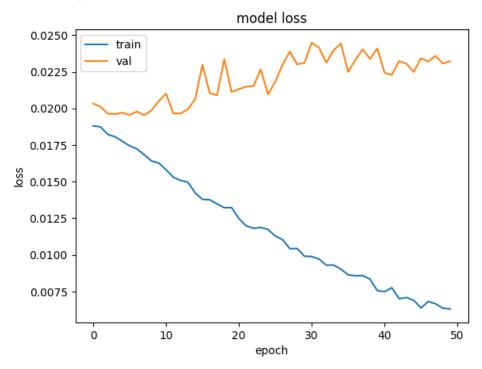


圖 6-1訓練Loss記錄

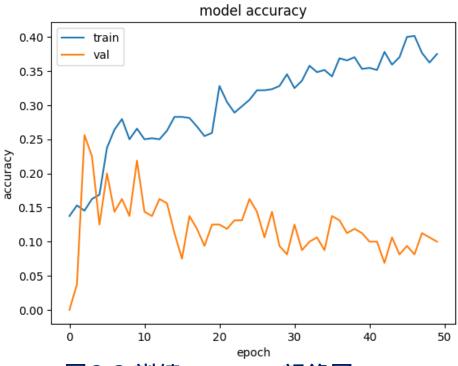


圖6-2 訓練accuracy記錄圖

MSE confusion matrix

- > 可以看到,就是一個很不準的網路。
- > 需要更多EPOCH
- ➤ 明明有19個label,卻只出現17個

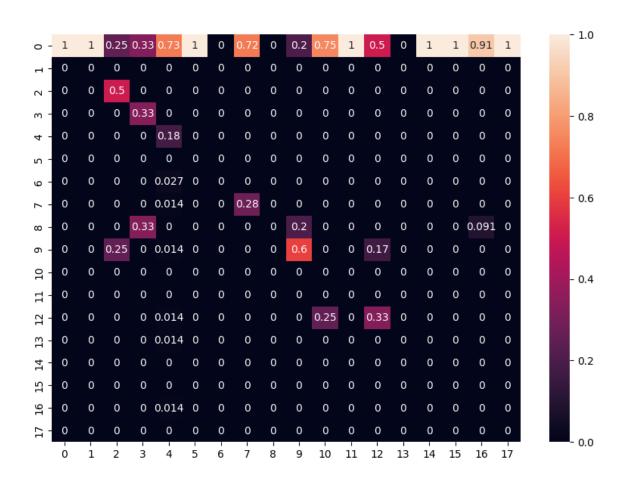


圖 6-3 混淆矩陣

可能問題(不一定是對的)

- ➤ LOSS可能太小了,因為我們資料差一定小於1,平方後就更小了。可以用MAE試試看。
- 資料集裡每項分布不均,其中還有兩項只有0個,導致confusion matrix只有17項
- > Softmax函數每項加起來是1,但把無異常標籤拿掉後,會導致有些資料全0

```
In [48]: print(np.sum(y_train[:800, ...], axis=0))
[44. 7. 13. 3. 36. 0. 5. 3. 84. 23. 21. 7. 0. 17. 1. 1. 8.
1.]
```

圖 7 分布不均的資料

MAE

- > 模型沒有在學習
- ▶ 他預測的東西全部都一樣(以訓練資料集前200個測試)
- ▶ 可能因為ReLU左邊都是0,導致無法激勵某些Node

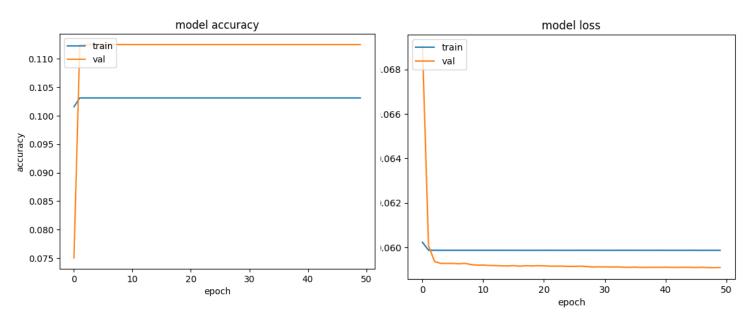


圖 8-1 accuracy

圖8-2 Loss

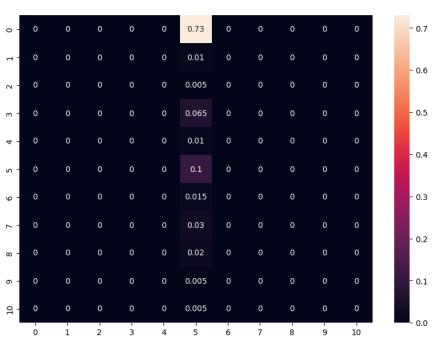


圖 8-3 confusion matrix

重新選擇資料

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
4003	1034	1234	599	3804	315	689	89	9192	2068	2602	1068	298	2004	103	40	70	446	185	58494

圖 9 Excel分析結果

1. 用excel看資料分布



- 2. 看到40是最小的,所以每項都取40個
- 3. 用Python將資料分出來

```
mport pandas as pd
 from sklearn.utils import shuffle
ALL_IN_LABEL = "label.csv"
TRAIN_OUT_PATH = "train_label.csv"
TEST_OUT_PATH = "test_label.csv"
test_split = 0.25
df_in = pd.read_csv(ALL_IN_LABEL) # read all labels
df_in = shuffle(df_in) # shuffle
df_out_train = pd.DataFrame(columns=df_in.columns)
df_out_test = pd.DataFrame(columns=df_in.columns)
minimum = df_in.drop(["subject_id", "id"], axis=1).sum(numeric_only=True, axis="rows").min()
split_point = int(test_split * minimum) # where should it cut
for c in df_in.columns[:-1]:
    df_out_test = pd.concat([df_out_test, df_in[df_in[c] == 1].iloc[:split_point, ...]])
    df_out_train = pd.concat([df_out_train, df_in[df_in[c] == 1].iloc[split_point:minimum, ...]])
df_out_train = shuffle(df_out_train)
df_out_test = shuffle(df_out_test)
df_out_train.to_csv(TRAIN_OUT_PATH, index=False)
df_out_test.to_csv(TEST_OUT_PATH, index=False)
```

圖 10 分資料程式

重新定義model

- ▶ 使用Categorical Cross Entropy
- ▶ 使用SGD
- ➤ Dropout從0.1升至0.4
- ➤ Batch Size從2升至10
- ➤ 這次把CNN blocks替換為一個MobileNet

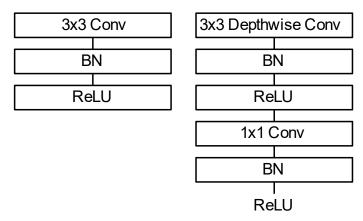
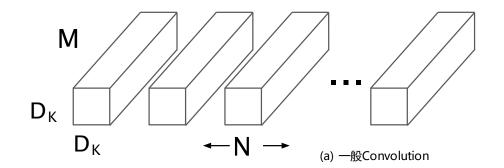
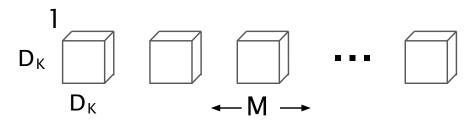


圖 11-1一般Conv2D與DepthwiseConv2D差異





(b) Depthwise Convolution

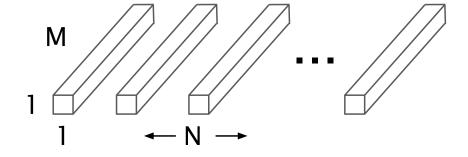
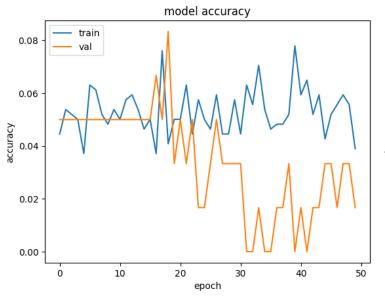
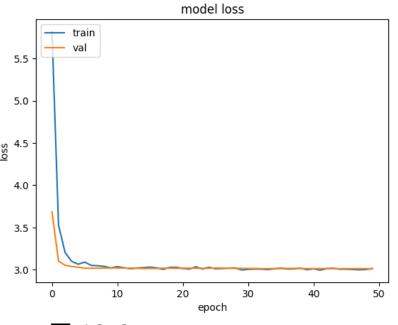


圖11-2 一般CNN與MobileNet差異

MobileNet

- ➤ Loss下降到3左右就不下降了
- ➤ accuracy沒有變好,代表overfitting
- ▶ 他只會預測其中幾個





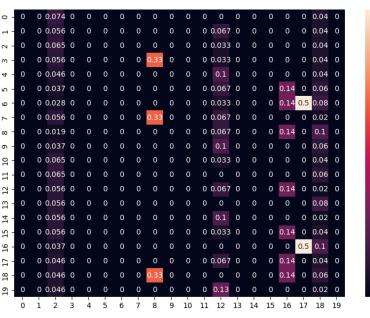


圖 12-1 accuracy

圖 12-2 Loss

圖 12-3 confusion matrix

如何改進

- > 想辦法讓資料變多變平均
- ▶ 或捨棄幾項太少的,例如只有40個的。
- ▶ 可以多試一些其他normalization方法
- ➢ 測試看看ResNet、EfficientNet等其他 架構是否有辦法能提升訓練成績。

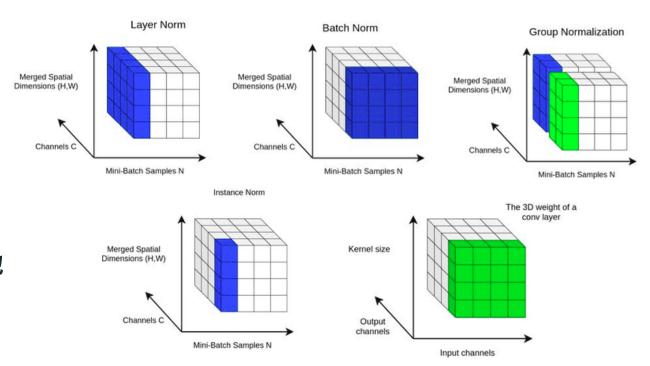


圖 13 不同的Normalization

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
4003	1034	1234	599	3804	315	689	89	9192	2068	2602	1068	298	2004	103	40	70	446	185	58494

圖 14 捨棄資料量太少的

參考資料

- 1. 人工智慧篩檢X光影像之骨質疏鬆風險 https://innoaward.taiwan-
 https://innoaward.taiwan-
 https://innoaward.taiwan-
 https://innoaward.taiwan-
 https://innoaward.taiwan-
- 2. In-layer normalization techniques for training very deep neural networks https://theaisummer.com/normalization/
- 3. CXR8 https://nihcc.app.box.com/v/ChestXray-NIHCC
- 4. Howard, A., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., Andreetto, M., & Adam, H. (2017). MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications. *arXiv* e-prints, arXiv:1704.04861.