



# 電腦視覺專案實作： 人臉情緒辨識

製作者：龔慕祥

# 專案大綱



前言

資料前處理

卷積神經網路(CNN)的設計

真實照片 實際應用

# 前言

- 隨著人工智慧技術的不斷進步，電腦在視覺任務上的表現也有了顯著的進展。透過訓練和優化深度學習模型，我們可以使電腦具備一定的情緒理解能力，從而實現對人類表情的準確預測。
- 在本專案中，我們將使用Kaggle上的人臉表情資料集作為訓練和測試數據。該資料集包含了各種情緒狀態下的人臉圖像，例如快樂、悲傷、憤怒等。我們將運用卷積神經網路（CNN）和深度神經網路（DNN）等深度學習模型，通過對資料集的訓練和優化，使模型能夠準確地識別和分類不同的表情。
- 透過這個專案，我們希望能夠探索深度學習在情緒識別領域的應用潛力，並為未來的情緒分析和人機交互技術的發展做出一定的貢獻。最終，我們的目標是構建一個高性能的表情預測模型，為人們在不同領域的應用場景提供更好的情緒識別和理解能力。

資料前處理

取得資料集

```
graph TD; A[取得資料集] --> B[影像視覺化]; B --> C[資料集維度改變];
```

影像視覺化

資料集維度改變

# 取得資料集

從 KAGGLE 取得

FACIAL EXPRESSION RECOGNITION CHALLENGE DATASET 資料集

	emotion	Usage	pixels
0	0	Training	70 80 82 72 58 58 60 63 54 58 60 48 89 115 121...
1	0	Training	151 150 147 155 148 133 111 140 170 174 182 15...
2	2	Training	231 212 156 164 174 138 161 173 182 200 106 38...
3	4	Training	24 32 36 30 32 23 19 20 30 41 21 22 32 34 21 1...
4	6	Training	4 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 3 15 23 28 48 50 58 84...

# 影像視覺化

將取得的資料及轉換為圖片形式

第 0 筆資料的 Emotion 是 Angry，影像為：



第 1 筆資料的 Emotion 是 Angry，影像為：





# 資料集維度改變

需將資料集的維度改變為適合訓練卷積神經網路訓練的維度

```
1 print(f"訓練資料集 的 shape 是 {Dataset_Train.shape}")
2 print(f"驗證資料集 的 shape 是 {Dataset_Test.shape}")
```

```
訓練資料集 的 shape 是 (28709, 2)
驗證資料集 的 shape 是 (7178, 2)
```



```
1 Train_imgs, Train_labels = df_to_dataset(Dataset_Train)
2 Test_imgs, Test_labels = df_to_dataset(Dataset_Test)
3 print()
4 print(f"訓練資料集 X 的 shape 是 {Train_imgs.shape}, Y 的 shape 是 {Train_labels.shape}")
5 print(f"驗證資料集 X 的 shape 是 {Test_imgs.shape}, Y 的 shape 是 {Test_labels.shape}")
```

```
100%|██████████| 28709/28709 [00:36<00:00, 781.52it/s]
100%|██████████| 7178/7178 [00:09<00:00, 746.56it/s]
訓練資料集 X 的 shape 是 (28709, 48, 48, 1), Y 的 shape 是 (28709,)
驗證資料集 X 的 shape 是 (7178, 48, 48, 1), Y 的 shape 是 (7178,)
```

# 卷積神經網路(CNN)的設計

## 卷積神經網路 CNN

- Kernel (3 x 3)
- Pooling (2 x 2)
- 48 x 48 x 1 -> 1 x 1 x 1024
- activation="relu"

## 深度神經網路 DNN

- Layer1 1024units
- Layer2 128units
- Layer3 64units
- Layer4 32units
- Layer5 16units
- activation="relu"

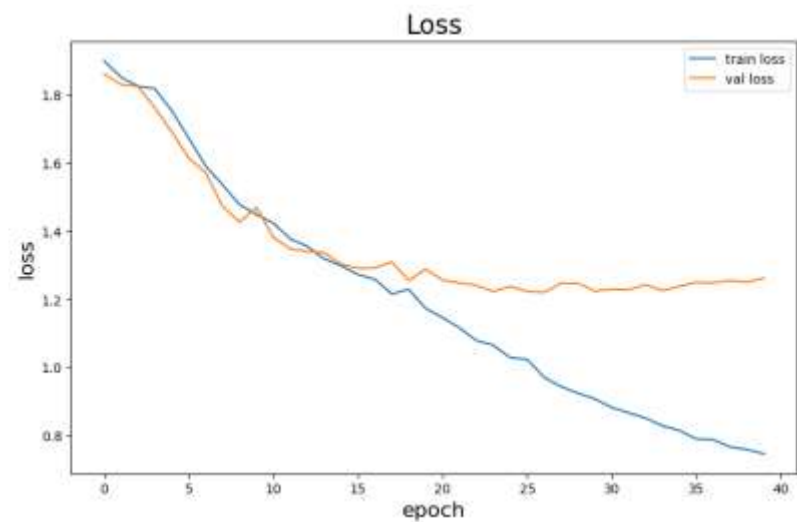
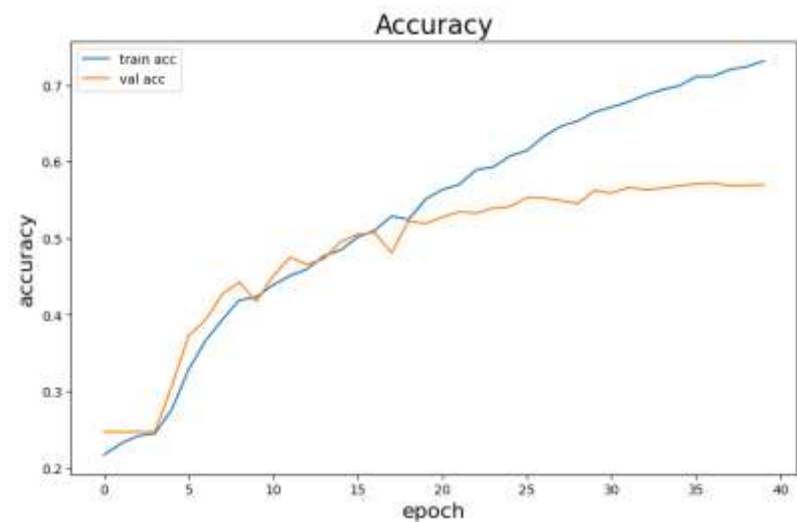
## 輸出層

- units=7
- activation="softmax"
- 1 x 7



# 模型績效

- 由圖可知在模型訓練過程，準確率持續上升；LOSS持續下降
- 但是test的準確率與LOSS在第20週期變化速度下降



# 真實照片 實際應用



[1.6901258e-02 2.5871783e-05 1.3967  
1.4823969e-05 2.4093597e-01]  
表情為：Sad，信心 72.15 %



[0.11133948 0.00385251 0.6853793 0.0  
0.03082415]  
表情為：Fear，信心 68.54 %



[1.4137766e-02 2.2120724e-04 1.3007403e-02 8.9979947e-01 2.5049174e-02  
5.6749177e-03 4.2110097e-02]  
表情為：Happy，信心 89.98 %

# 結論&未來展望

- 綜合以上結果，本專案的模型在判斷照片中的表情方面尚未達到相當高的準確度。然而，這並不意味著無法改進。未來，我們可以進一步優化模型，針對參數進行調整，以期取得更好的結果。
- 以下是一些未來改進和展望的方向：
  1. 模型架構優化：我們可以嘗試不同的深度學習模型架構，包括更深層的網絡、使用不同的捲積和全連接層結構等，以提升模型的學習能力和表情辨識準確度。
  2. 資料擴充：通過增加更多的訓練數據或進行資料擴充技術，如圖像翻轉、旋轉、縮放等，可以增加模型對不同表情的鑑別能力，進一步提升預測準確性。
  3. 參數調整和優化：進行系統性的參數調整和優化，例如優化學習率、正則化項、批量大小等，可以使模型更快收斂並提高泛化能力。
  4. 集成學習：嘗試使用集成學習技術，如模型融合或投票機制，結合多個訓練好的模型，從而提高整體預測結果的穩定性和準確性。