

逢 甲 大 學
資 訊 工 程 學 系

專題題目

用 CNN 神經網路做驗證碼辨識

指導教授：張哲誠

學 生：D0886214 劉冠杰

D0886261 黃柏儒

D0843692 陳威辰

D0813011 楊子璿

D0845367 賴彥宇

D0813114 蘇筱媛

中 華 民 國 一 百 一 十 年 五 月

摘要

驗證碼(CAPTCHA)這個詞最早於 2002 年被提出，直到現在，驗證碼的難度不斷提高，有些圖片連人類都無法輕易辨識，難度提高的原因不外乎就是機器學習技術的進步，本次專題就選擇一些圖像分割難度較低的驗證碼，來進行專題的實作。

實作範例中，我們使用 TensorFlow 二代結合 Keras，針對逢甲大學選課系統的驗證碼，將驗證碼圖片轉為矩陣，建立卷積神經網路(CNN)的模型，之後進行神經網路的訓練，最終將正確資料與預測資料做比對，得出正確率及各數字的誤判率。



目錄

摘要.....	i
目錄.....	ii
圖目錄.....	iii
第一章、模型訓練.....	1
1.1 抓取圖片.....	1
1.2 開始訓練.....	2
1.2.1 圖片分割.....	2
1.2.2 模型建立與訓練.....	3
第二章、數字預測.....	4
參考資料.....	7



圖目錄

圖1.1 驗證碼.....	錯誤! 尚未定義書籤。
圖1.2 爬蟲程式碼.....	錯誤! 尚未定義書籤。
圖1.3 驗證碼圖片切割.....	錯誤! 尚未定義書籤。
圖1.4 建立模型.....	錯誤! 尚未定義書籤。
圖1.5 訓練模型.....	錯誤! 尚未定義書籤。
圖1.6 訓練過程.....	錯誤! 尚未定義書籤。
圖2.1 預測程式碼.....	錯誤! 尚未定義書籤。
圖2.2 預測與計算誤判率.....	錯誤! 尚未定義書籤。
圖2.3 部分預測結果.....	錯誤! 尚未定義書籤。
圖2.4 正確率與數字誤判率.....	錯誤! 尚未定義書籤。

第一章、模型訓練

1.1 抓取圖片

開始模型的訓練前，需要先獲取訓練資料，資料來源選擇逢甲大學選課系統的驗證碼，原因為驗證碼內容較簡易，若內容包含英文字母，或是含有底線、文字扭曲，甚至是辨識車輛、斑馬線...等，所需的訓練時間將大幅增加。

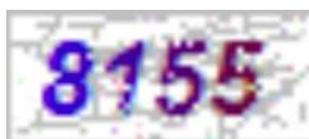


圖1.1 驗證碼

確定資料來源後，利用 python 的 os 與 requests 套件將圖片抓取下來，並將圖片檔命名為答案，方便此後進行圖片比對時使用。

```
1  # -*- coding: utf-8 -*-
2  import requests
3  import os
4
5  image_links = "https://course.fcu.edu.tw/validateCode.aspx"
6  image_num = 20
7
8  for i in range(image_num):
9
10     DIR = "tests"
11
12     if not os.path.exists(DIR):
13         os.mkdir(DIR) # 建立資料夾
14
15     img = requests.get(image_links) # 下載圖片
16
17     with open(DIR + '/' + str(i) + ".jpg", "wb") as file: # 開啟資料夾及命名圖片檔
18         file.write(img.content) # 寫入圖片的二進位碼
```

圖 1.2 爬蟲程式碼

1.2 開始訓練

1.2.1 圖片分割

此段程式碼第 25 至 30 行的作用為定義圖片的分割方法，將圖片(統一為四位數)分割成單一數字，並以 one-hot 形式儲存，one-hot 形式僅允許一個位元為 1。

```

1  import numpy as np
2  import os, yaml
3  from munch import Munch
4  from sklearn.model_selection import train_test_split
5  from tensorflow import keras
6  from tensorflow.keras import layers
7  from tensorflow.keras import models
8  from tensorflow.keras.preprocessing.image import img_to_array
9  from tensorflow.keras.preprocessing.image import load_img
10
11 with open("config.yaml", mode="r", encoding="utf8") as f:
12     config = Munch(yaml.safe_load(f))
13
14 epochs = 10                                #訓練的次數
15 img_rows = None                             #驗證碼影像檔的高
16 img_cols = None                             #驗證碼影像檔的寬
17 digits_in_img = config.codeDigit           #驗證碼影像檔中有幾位數
18 x_list = list()                             #存所有驗證碼數字影像檔的array
19 y_list = list()                             #存所有的驗證碼數字影像檔array代表的正確數字
20 x_train = list()                           #存訓練用驗證碼數字影像檔的array
21 y_train = list()                           #存訓練用驗證碼數字影像檔array代表的正確數字
22 x_test = list()                            #存測試用驗證碼數字影像檔的array
23 y_test = list()                            #存測試用驗證碼數字影像檔array代表的正確數字
24
25 #將圖片各碼切割並存至list
26 def split_digits_in_img(img_array, x_list, y_list):
27     for i in range(digits_in_img):
28         step = 10
29         x_list.append(img_array[:, 5 + i * step:(i + 1) * step] / 255)
30         y_list.append(img_filename[i])      #將正確數字轉為one-hot格式

```

圖 1.3 驗證碼圖片切割

1.2.2 模型建立與訓練

定義完分割方式後，並設定好網路模型參數後，即可建立完模型，其中第 54 行程式碼的 padding 策略選擇 same 而非 valid，兩者差別在於 same 可以保證矩陣大小始終一致，此模型的訓練集為 192 張圖片，訓練次數 10。

```

32  img_filenames = os.listdir(config.trainImage)
33
34  ▼ for img_filename in img_filenames:
35  ▼   if config.imageType not in img_filename:
36      continue
37      img = load_img(config.trainImage + '{0}'.format(img_filename), color_mode='grayscale') #以灰階載入圖片
38      img_array = img_to_array(img) #將圖片轉為矩陣
39      img_rows, img_cols, _ = img_array.shape
40      split_digits_in_img(img_array, x_list, y_list) #切割圖片
41
42  #將資料拆解為訓練及測試用資料
43  y_list = keras.utils.to_categorical(y_list, num_classes=10)
44  x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x_list, y_list)
45
46
47  ▼ if os.path.isfile(config.modelName): #確認是否已有模型
48      model = models.load_model(config.modelName)
49      print('Model loaded from file.')
50  ▼ else: #若無，建立模型
51      model = models.Sequential()
52      model.add(layers.Conv2D(32, kernel_size=(3, 3), activation='relu'))
53      model.add(layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
54      model.add(layers.MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), padding='same'))
55      model.add(layers.Dropout(rate=0.25))
56      model.add(layers.Flatten())
57      model.add(layers.Dense(128, activation='relu'))
58      model.add(layers.Dropout(rate=0.5))
59      model.add(layers.Dense(10, activation='softmax'))
60      print('New model created.')

```

圖 1.4 建立模型

```

65  #開始訓練
66  model.fit(np.array(x_train), np.array(y_train), batch_size=digits_in_img,
67           epochs=epochs, verbose=1, validation_data=(np.array(x_test), np.array(y_test)))
68
69  #顯示準確率
70  loss, accuracy = model.evaluate(np.array(x_test), np.array(y_test), verbose=0)
71  print('Test loss:', loss)
72  print('Test accuracy:', accuracy)
73
74  model.save(config.modelName)

```

圖 1.5 訓練模型

```

Epoch 1/10
144/144 [=====] - 1s 2ms/step - loss: 2.2734 - accuracy: 0.1374 - val_loss: 1.8355 - val_accuracy: 0.3089
Epoch 2/10
144/144 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 1.6068 - accuracy: 0.4640 - val_loss: 0.8819 - val_accuracy: 0.7120
Epoch 3/10
144/144 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.7399 - accuracy: 0.7838 - val_loss: 0.3133 - val_accuracy: 0.9686
Epoch 4/10
144/144 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.3668 - accuracy: 0.9141 - val_loss: 0.1815 - val_accuracy: 0.9738
Epoch 5/10
144/144 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2811 - accuracy: 0.9302 - val_loss: 0.1368 - val_accuracy: 0.9791
Epoch 6/10
144/144 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.2054 - accuracy: 0.9335 - val_loss: 0.1064 - val_accuracy: 0.9738
Epoch 7/10
144/144 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.1484 - accuracy: 0.9549 - val_loss: 0.0917 - val_accuracy: 0.9791
Epoch 8/10
144/144 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.1145 - accuracy: 0.9796 - val_loss: 0.0550 - val_accuracy: 0.9895
Epoch 9/10
144/144 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.1392 - accuracy: 0.9692 - val_loss: 0.0772 - val_accuracy: 0.9895
Epoch 10/10
144/144 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 0.1480 - accuracy: 0.9613 - val_loss: 0.0698 - val_accuracy: 0.9738
Test loss: 0.06977220624685287
Test accuracy: 0.9738219976425171
    
```

圖 1.6 訓練過程

第二章、數字預測

有了訓練過的模型，接下來就能實際來分辨數字，辨識前同樣需要對圖片進行分割，保險起見也要確認是否已有模型存在。

```

1  # -*- coding: utf-8 -*-
2  import numpy as np
3  import os, yaml
4  from munch import Munch
5  from tensorflow.keras import models
6  from tensorflow.keras.preprocessing.image import img_to_array
7  from tensorflow.keras.preprocessing.image import load_img
8
9  with open("config.yaml", mode="r", encoding="utf8") as f:
10     config = Munch(yaml.safe_load(f))
11
12     img_rows = None
13     img_cols = None
14     digits_in_img = config.codeDigit
15     model = None
16     np.set_printoptions(suppress=True, linewidth=150, precision=9, formatter={'float': '{: 0.9f}'.format})
17     actual_num_count = np.zeros([10, 1]) #各數字實際出現次數統計
18     predit_error_count = np.zeros([10, 1]) #各數字預測錯誤次數
19
20     # 將圖片的4碼切割
21     def split_digits_in_img(img_array):
22         x_list = list()
23         for i in range(digits_in_img):
24             step = 10 #數字寬度
25             x_list.append(img_array[:, 5 + i * step:(i + 1) * step] / 255)
26         return x_list
27
28     #預測
29     if os.path.isfile(config.modelName): #確認是否已有模型
30         model = models.load_model(config.modelName)
31     else:
32         print('No trained model found.')
    
```

圖 2.1 預測程式碼

圖 2.2 中程式碼前半部為模型預測一個數字可能的機率，從中挑出機率最高的可能性當作預測數字；最後 51 到 61 行的程式碼則為輸出預判結果，並將正確數字與預測數字做比對，且統計誤判率，圖 2.4 為 100 張測試圖片的測試結果，最終得到的正確率高達 98%。

```

34 img_filenames = os.listdir(config.testImage)
35 match_count = 0 #計算正確次數
36 for img_filename in img_filenames:
37     for i in img_filename[:4]: actual_num_count[int(i)] += 1
38     img = load_img(config.testImage + '/' + img_filename, color_mode='grayscale') #以灰階載入圖片
39     img_array = img_to_array(img) #轉為矩陣
40     img_rows, img_cols, _ = img_array.shape
41     x_list = split_digits_in_img(img_array) #切割數字
42
43     varification_code = list() #預測的數字
44     for i in range(digits_in_img):
45         confidences = model.predict(np.array([x_list[i]]), verbose=0)
46         result_class = model.predict_classes(np.array([x_list[i]]), verbose=0)
47         varification_code.append(str(result_class[0]))
48         if result_class[0] != int(img_filename[i]): predition_error_count[int(img_filename[i])] += 1
49         #顯示各位數所有可能的機率及結果
50
51     predition_code = ''.join(varification_code)
52     actual_code = img_filename[:4]
53     match = (predition_code==actual_code)
54     print('Predicted:', predition_code, 'actual:', img_filename[:4], 'match:', match)
55     if match: match_count += 1
56
57 print('number of test image:', len(img_filenames), 'match number:', match_count)
58 print('match percentage:', match_count/len(img_filenames)*100, '%')
59 print("各數字誤判機率:")
60 for i in range(10):
61     print(i, ":", "{:.3f}".format(predition_error_count[i][0]/actual_num_count[i][0]*100), '%')

```

圖 2.2 預測與計算誤判率

```
Predicted: 0995 actual: 0995 match: True
Predicted: 1070 actual: 1070 match: True
Predicted: 1085 actual: 1085 match: True
Predicted: 1166 actual: 1166 match: True
Predicted: 1490 actual: 1490 match: True
Predicted: 2000 actual: 2000 match: True
Predicted: 2200 actual: 2200 match: True
Predicted: 2305 actual: 2305 match: True
Predicted: 2766 actual: 2766 match: True
Predicted: 2851 actual: 2851 match: True
Predicted: 3258 actual: 3258 match: True
Predicted: 3483 actual: 3480 match: False
Predicted: 3576 actual: 3576 match: True
Predicted: 3724 actual: 3724 match: True
Predicted: 3905 actual: 3905 match: True
Predicted: 4076 actual: 4076 match: True
Predicted: 4161 actual: 4161 match: True
Predicted: 4170 actual: 4170 match: True
Predicted: 4401 actual: 4401 match: True
Predicted: 4597 actual: 4597 match: True
Predicted: 5001 actual: 5001 match: True
Predicted: 5007 actual: 5007 match: True
Predicted: 5192 actual: 5192 match: True
Predicted: 5672 actual: 5672 match: True
Predicted: 5768 actual: 5768 match: True
Predicted: 5949 actual: 5949 match: True
Predicted: 6378 actual: 6278 match: False
Predicted: 6363 actual: 6363 match: True
Predicted: 6434 actual: 6434 match: True
Predicted: 6502 actual: 6502 match: True
Predicted: 6698 actual: 6698 match: True
Predicted: 7044 actual: 7044 match: True
Predicted: 7788 actual: 7788 match: True
Predicted: 7873 actual: 7873 match: True
Predicted: 8373 actual: 8373 match: True
Predicted: 8469 actual: 8469 match: True
Predicted: 8640 actual: 8640 match: True
Predicted: 9370 actual: 9370 match: True
Predicted: 9427 actual: 9427 match: True
Predicted: 9609 actual: 9609 match: True
Predicted: 9794 actual: 9794 match: True
```

圖 2.3 部分預測結果

```
number of test image: 100 match number: 98
match percentage: 98.0 %
各數字誤判機率：
0 : 0.000 %
1 : 0.000 %
2 : 0.000 %
3 : 0.000 %
4 : 0.000 %
5 : 0.000 %
6 : 4.878 %
7 : 0.000 %
8 : 0.000 %
9 : 0.000 %
```

圖 2.4 正確率與數字誤判率

參考資料

- [1] https://tf.wiki/zh_hant/basic/models.html
- [2] <https://medium.com/chiukevin0321/tensorflow%E8%88%87keras%E5%9F%BA%E6%9C%AC%E4%BB%8B%E7%B4%B9-621352fc7150>
- [3] <https://course.fcu.edu.tw/>

