

辨識錢幣 紙鈔

使用YOLO辨識錢幣紙鈔

109034544姜柏宏



目錄

01

問題定義

5W1H介紹

02

Yolo V4介紹

YOLO為何物

03

研究架構

該從何起手

04

資料處理

圖片標記

05

模型架構

CSPdarknet53

06

結果呈現

正式運作



01. 問題定義



5WH

WHY

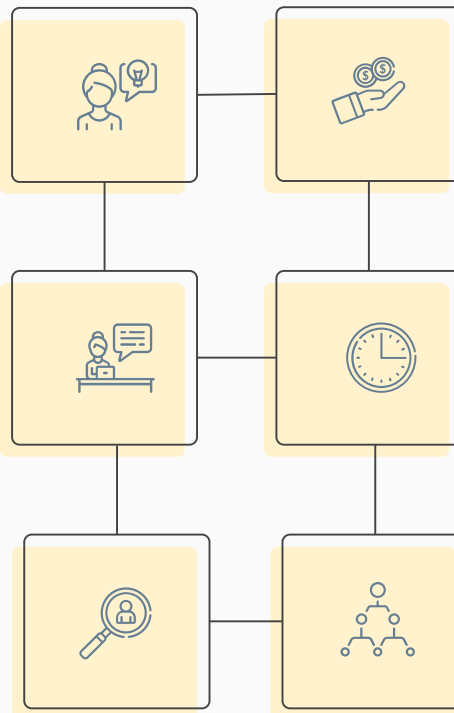
錢幣是每個人日常皆會用到的物品，而常常也有算錯錢找錯錢的情況，希望透過辨識來避免錯誤。

WHERE

所有需要用到錢的場合，店鋪、銀行、家中。

Who

店員、業主等所有會使用到錢的人。



WHAT

快速算出紙鈔及硬幣數量，降低數鈔時間和避免找錢錯誤。

WHEN

買東西、給錢、清點營收等。

HOW

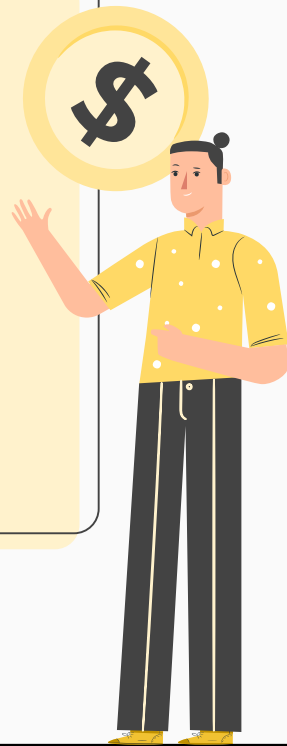
利用卷積神經網路的方法快速辨識螢幕內錢幣數量。

02. YOLOv4介紹



You only look once

YOLO從影像輸入到輸出預測結果僅靠一個CNN來實現利用，CNN來同時預測多個**bounding-box**並且針對每一個**box**來計算物體的機率，而在訓練的時候也是直接拿整張圖丟到NN中來訓練，這樣**end-to-end**的算法可以避免傳統**object detection**的必須分開訓練的缺點，並且大幅加快運算速度。

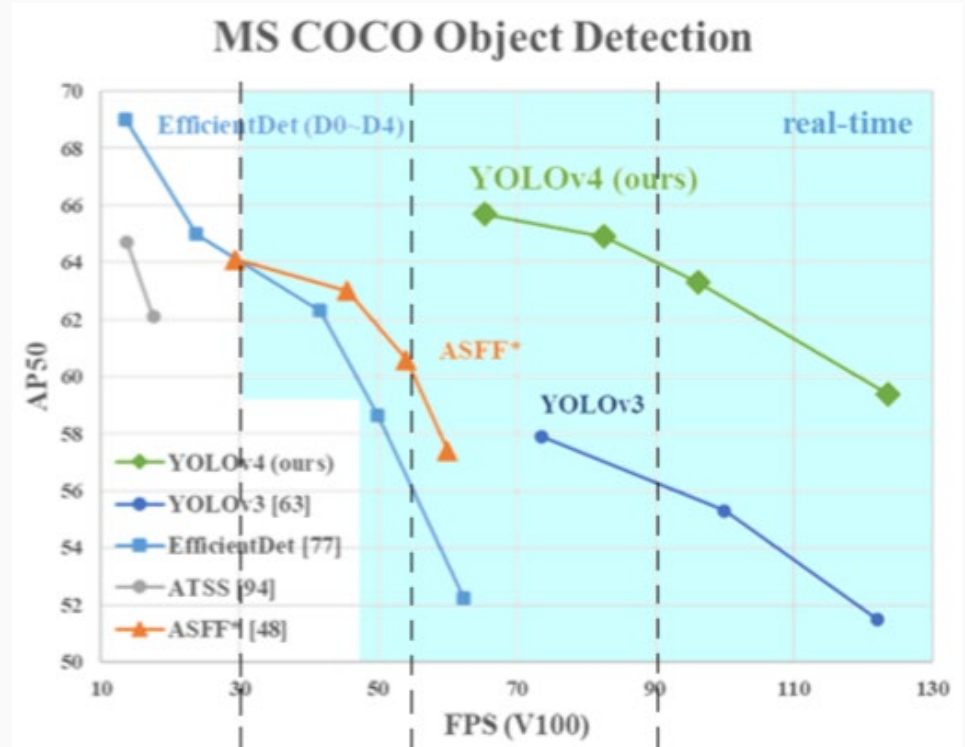


2020年4月，YOLO v4發佈。其在MS COCO數據集上的精度達到了43.5% AP，速度達到65FPS，與YOLO v3相比分別提高了 10% 和 12%。

而相較於其他CNN網路模型，其賣點就是超高的FPS，但些微犧牲準確度。

主要貢獻如下：

- 建立了一個高效強大的目標檢測模型，並且使用 1080Ti 或 2080Ti 的 GPU 就可以進行訓練。
- 驗證了SOTA (State of the Art) 的Bag-of-Freebies 和 Bag-of-Specials 目標檢測方法在檢測器訓練過程中的影響。
- 改進了一些 tricks 、SOTA的方法，包括CBN、PAN、SAM等，使之更加高效，並能夠在單 GPU 上訓練。



03. 研究架構



研究架構

01 資料

準備好欲訓練的資料，各個種類多個角度以及多張照片。

02 標記

利用標記軟體在欲訓練的資料上框出偵測目標。

03 訓練

將標記好資料與標記檔送入神經網路中訓練。

04 推論

訓練完權重後，即可用來做後續推論新資料和影片檔案。

04. 資料處理



2. Label img

1. 轉畫質

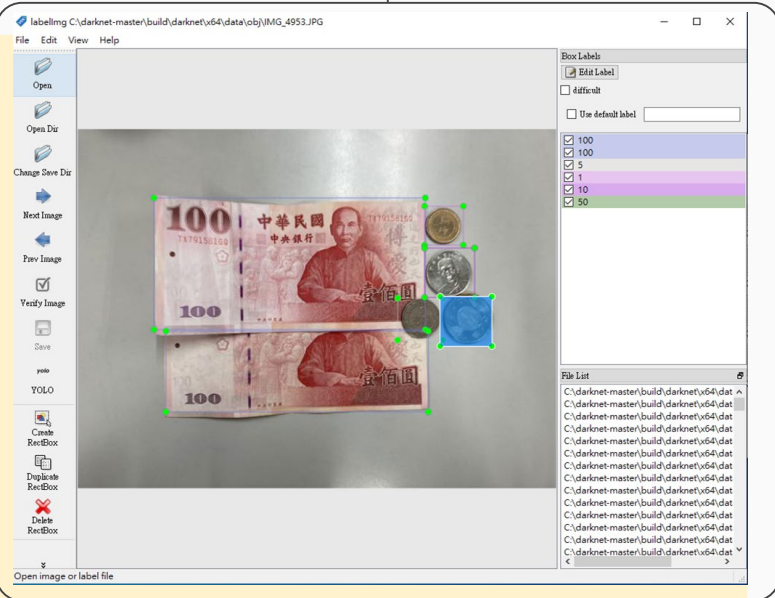
```
C:\Users> user > Desktop > python > transport.py > ...  
1 import glob  
2 import os  
3 from PIL import Image  
4  
5 img_path = glob.glob("C:/darknet-master/build/darknet/x64/data/obj/*.jpg")  
6 path_save = "C:/darknet-master/build/darknet/x64/data/obj/*.jpg"  
7 for file in img_path:  
8     name = os.path.join(path_save, file)  
9     im = Image.open(file)  
10    im.thumbnail((640,640))  
11    print(im.format, im.size, im.mode)  
12    im.save(name, 'JPEG')
```

3. TXT檔案

IMG_4951 - 記事本

檔案(F) 編輯(E) 格式(O) 檢視(V) 說明

0	0.439844	0.383333	0.557813	0.341667
0	0.450000	0.676042	0.553125	0.202083
5	0.709375	0.525000	0.087500	0.104167
4	0.753906	0.269792	0.073438	0.102083
6	0.767969	0.401042	0.085938	0.127083
7	0.807813	0.519792	0.103125	0.143750



```

num=len(total_xml)
list=range(num)
tv=int(num*trainval_percent)
tr=int(tv*train_percent)
trainval= random.sample(list,tv)
train=random.sample(trainval,tr)

```

```

ftrainval = open("VOC2007/ImageSets/Main/trainval.txt", 'w') #指定訓練加驗證集清單檔
ftest = open("VOC2007/ImageSets/Main/test.txt", 'w') #指定測試資料集清單
ftrain = open("VOC2007/ImageSets/Main/train.txt", 'w') #指定訓練資料集清單
fval = open("VOC2007/ImageSets/Main/val.txt", 'w') #指定驗證資料集清單

```

```

for i in list:
    name=total_xml[i][:-4]+'\\n'
    if i in trainval:
        ftrainval.write(name)
        if i in train:
            ftrain.write(name)
        else:
            fval.write(name)
    else:
        ftest.write(name)

```

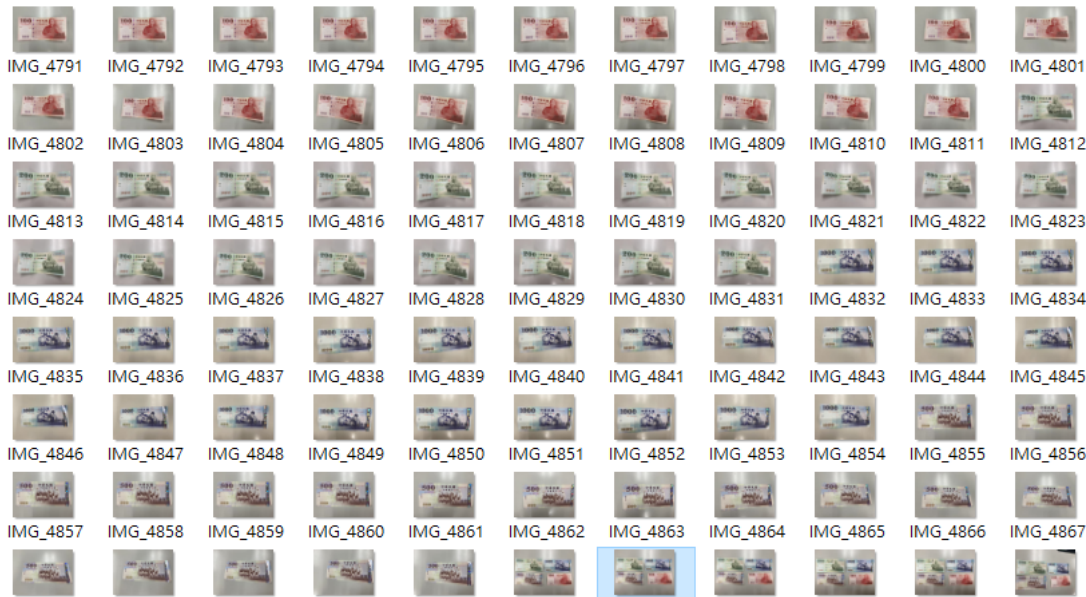
trainval_percent = 1 #訓練加驗證集佔全部資料集比例
train_percent = 0.8 # 訓練集佔訓練加驗證集比例
xmlfilepath = 'VOC2007\\Annotations' #標註檔路徑
txtsavepath = 'VOC2007\\ImageSets\\Main' #訓練、驗證、測試清單路徑
total_xml = os.listdir(xmlfilepath)

資料預處理

1.分類

2.欲訓練資料

3.TXT檔案



train - 記事本

檔案(F) 編輯(E) 格式(O) 檢視(V) 說明

```

data/obj/IMG_4791.jpg
data/obj/IMG_4792.jpg
data/obj/IMG_4793.jpg
data/obj/IMG_4794.jpg
data/obj/IMG_4795.jpg
data/obj/IMG_4796.jpg
data/obj/IMG_4797.jpg
data/obj/IMG_4798.jpg
data/obj/IMG_4799.jpg
data/obj/IMG_4800.jpg
data/obj/IMG_4801.jpg
data/obj/IMG_4802.jpg
data/obj/IMG_4803.jpg
data/obj/IMG_4804.jpg
data/obj/IMG_4805.jpg
data/obj/IMG_4807.jpg
data/obj/IMG_4808.jpg
data/obj/IMG_4811.jpg
data/obj/IMG_4812.jpg
data/obj/IMG_4813.jpg
data/obj/IMG_4814.jpg
data/obj/IMG_4815.jpg
data/obj/IMG_4816.jpg
data/obj/IMG_4817.jpg
data/obj/IMG_4818.jpg
data/obj/IMG_4819.jpg
data/obj/IMG_4821.jpg
data/obj/IMG_4822.jpg
data/obj/IMG_4823.jpg
data/obj/IMG_4825.jpg
data/obj/IMG_4826.jpg
data/obj/IMG_4827.jpg

```

訓練集15張
驗證集38張

05. 模型架構

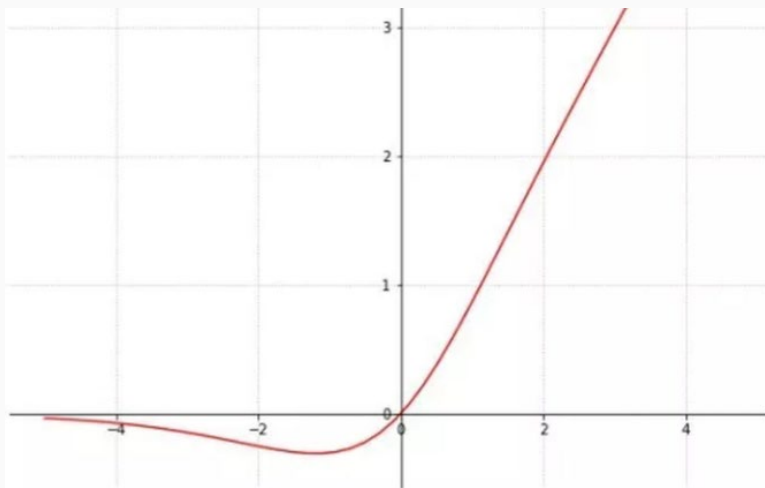
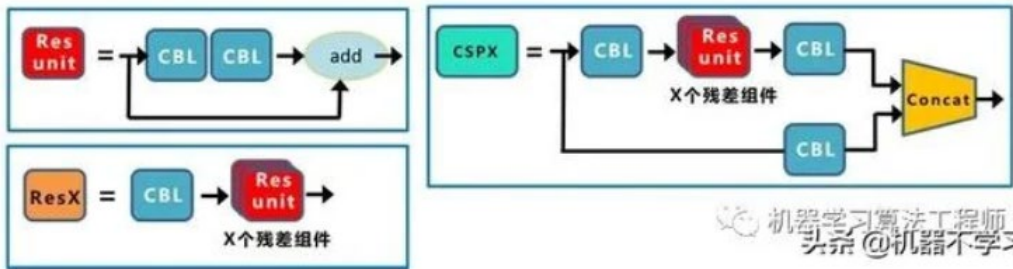
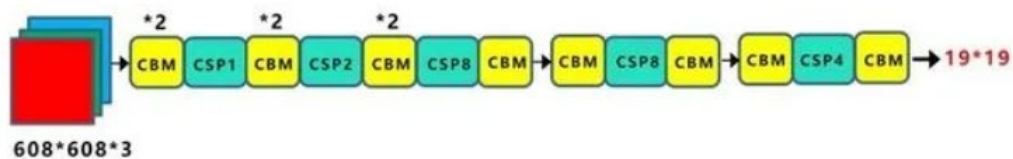


CSPDarknet53 Backbone

Yolov4在主幹網絡Backbone採用CSPDarknet53網絡結構，主要有三個方面的優點：

- 優點一：增強CNN的學習能力，使得在輕量化的同時保持準確性。
- 優點二：降低計算瓶頸
- 優點三：降低內存成本

Yolov4的Backbone中都使用了Mish激活函數，而後面的網絡則還是使用leaky_relu函數。



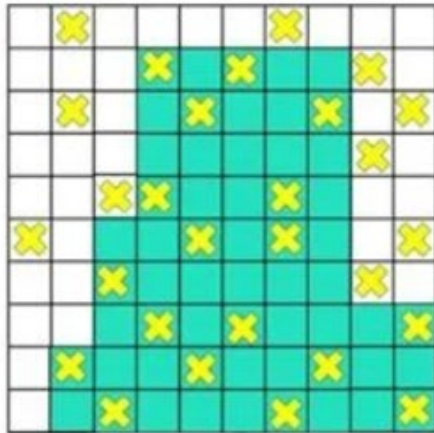
Yolov4中使用的Dropblock，其實和常見網絡中的Dropout功能類似，也是緩解過擬合的一種正則化方式。

因為卷積層通常是三層連用：卷積+激活+池化層，池化層本身就是對相鄰單元起作用。而且即使隨機丟棄，卷積層仍然可以從相鄰的激活單元學習到相同的信息，因此，在全連接層上效果很好的Dropout在卷積層上效果並不好。

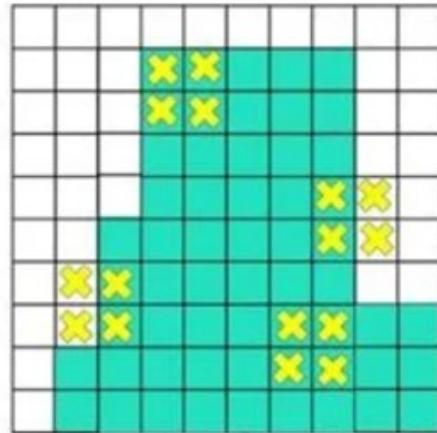
所以從右圖Dropblock的研究者則乾脆整個局部區域進行刪減丟棄。



原始圖片



dropout



dropblock

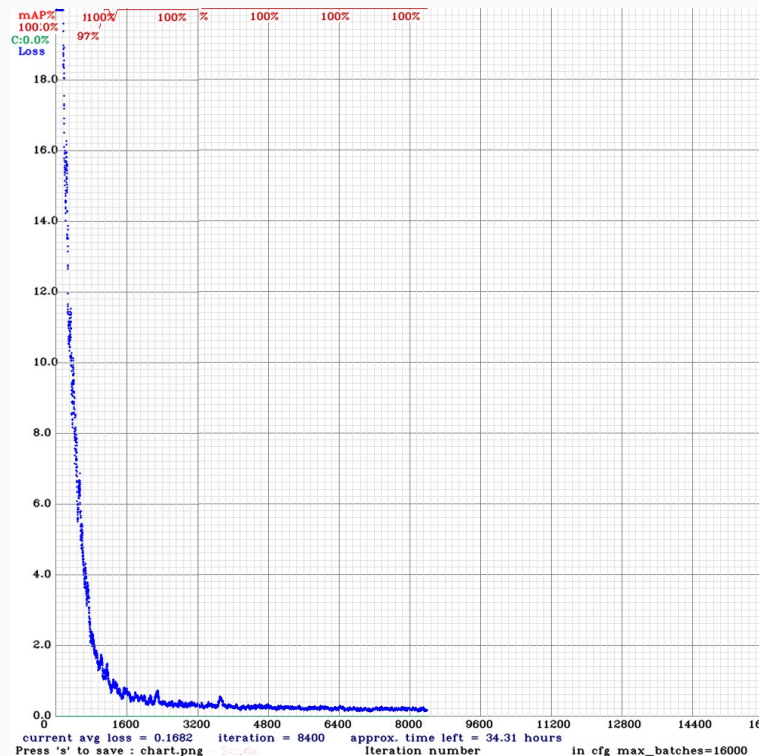
06. 結果呈現



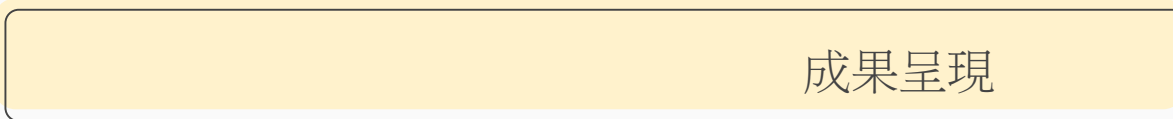
訓練結果

- 訓練8400個iteration
- 平均loss為0.1682
- 驗證集mAP為100%
- 共耗時40小時左右訓練

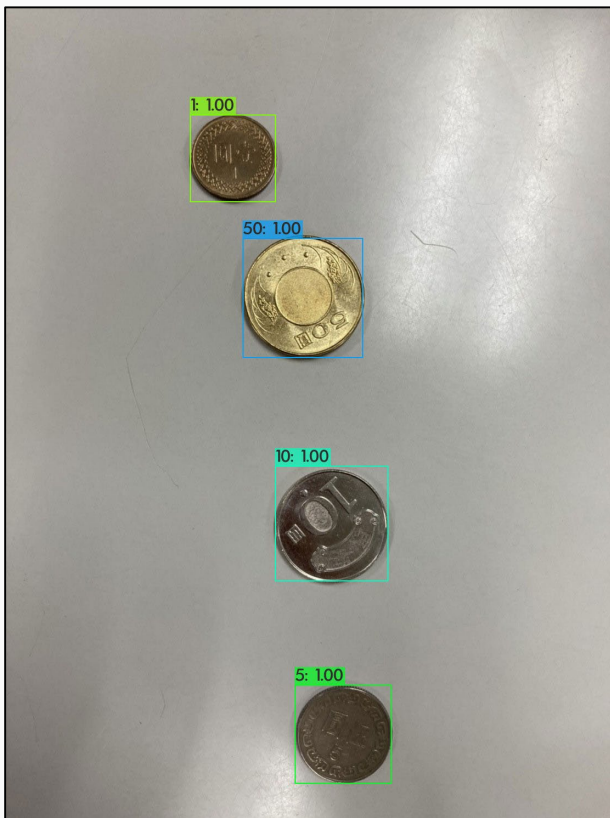
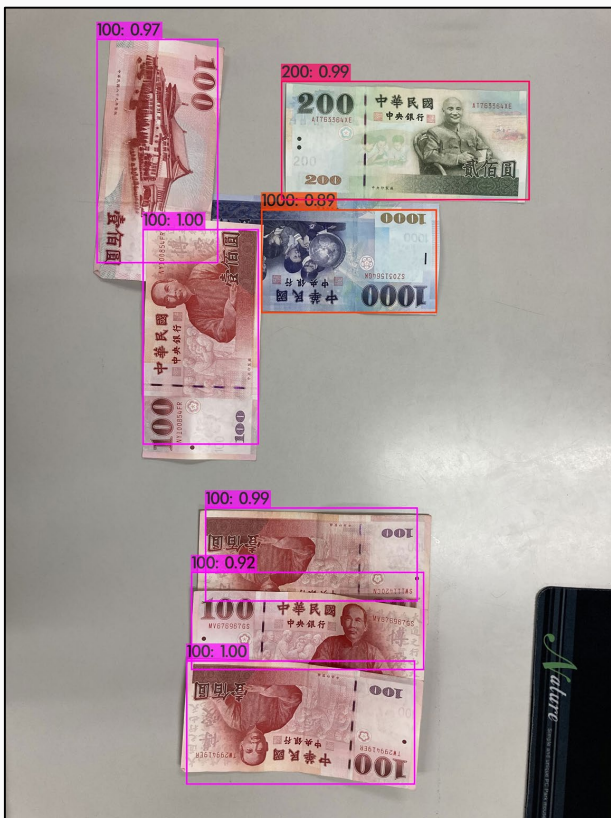
```
Total params: 64,020,145
Trainable params: 63,953,841
Non-trainable params: 66,304
```



辨識優良範本



成果呈現



成果呈現

辨識缺點:

1. 放置斜的重疊鈔票
2. 髒污硬幣
3. 硬幣在畫面中過小



研究限制

- **訓練數不足**，本次訓練共用了15張訓練集、38張驗證集，但較完善之模型訓練張數應為上千張。
- **設備限制**，因顯卡內存不夠大，訓練速度慢，故每一次嘗試模型需花上半天測試。
- **樣本變異**，因錢幣紙鈔新舊、髒污程度不同造成訓練誤差。

未來展望

- **提高訓練數**，增加更多角度更多款式之訓練數，讓模型可適應各種錢幣。
- **即時辨識**，修改程式使其可串接手機或穿戴式裝置即時辨識，提供給店家，甚至是視力不佳需要輔助工具等人士。
- **即時運算**，透過辨識框加總所有辨識框之標籤，可即時算出該圖片內含有多少錢。

- YOLOv4神AlexeyAB <https://github.com/AlexeyAB/darknet>
- 深入淺出Yolov3和Yolov4<https://kknews.cc/zh-tw/tech/3yzzlza.html>
- YOLOv4建置流程<https://wings890109.pixnet.net/blog/post/68926387-yolov4%e5%bb%ba%e7%bd%ae%e6%b5%81%e7%a8%8b>

THANKS

Does anyone have any questions?

»y

