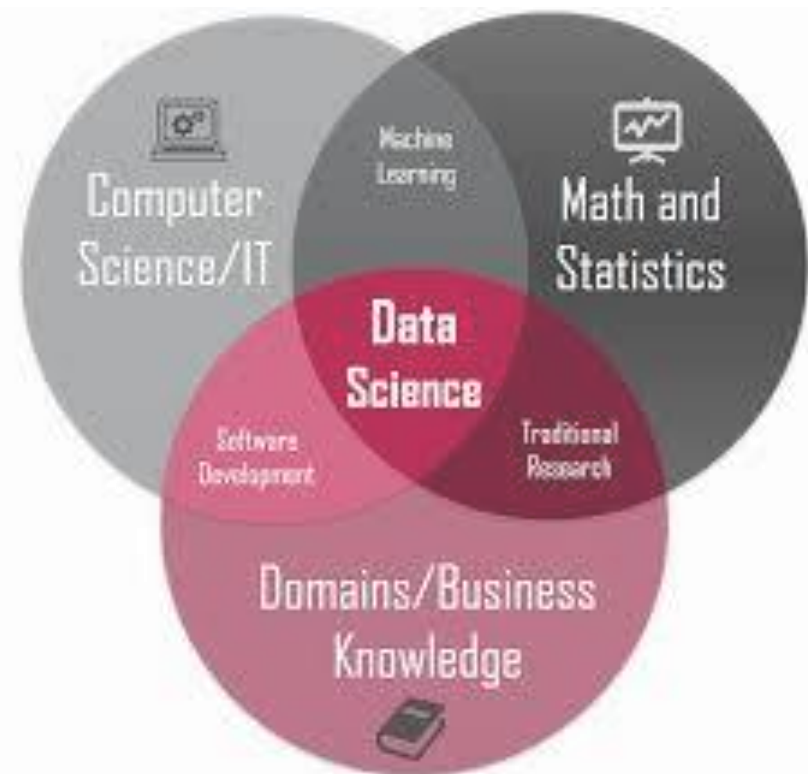


AI & DS



A01-影像辨識_YoLo4

2023.11_V1.1

Data
Science

Artificial
Intelligence

Machine
Learning

Deep
Learning

Statistics

單元大綱

- 認識YOLO演算法
- Google Colab雲端訓練客製化 YOLOv4物件辨識

Part 1

認識YOLO演算法



You Only Look Once , YOLO

- 「只要讓我看一眼，我就知道這是什麼！（ You Only Look Once , YOLO ）」
- YOLO，是目前當紅的 AI 物件偵測演算法。中研院資訊科學研究所所長廖弘源及博士後研究員王建堯，與俄羅斯學者博科夫斯基（ Alexey Bochkovskiy ）共同研發最新的 YOLO 第四版（簡稱為 YOLO v4），一舉成為當前全世界最快、最高精準度的物件偵測系統。
- YOLO 是一個 one-stage 的 object detection 演算法，將整個影像輸入只需要一個 CNN 就可以一次性的預測多個目標物位置及類別，這種 end-to-end 的算法可以提升辨識速度，能夠實現 real-time 偵測並維持高準確度。
- **Darknet:**
本來是由 YOLO 作者自己寫的 deep learning framework，不過原作者因為一些因素不再繼續維護，改由俄羅斯的 AlexeyAB 接續。

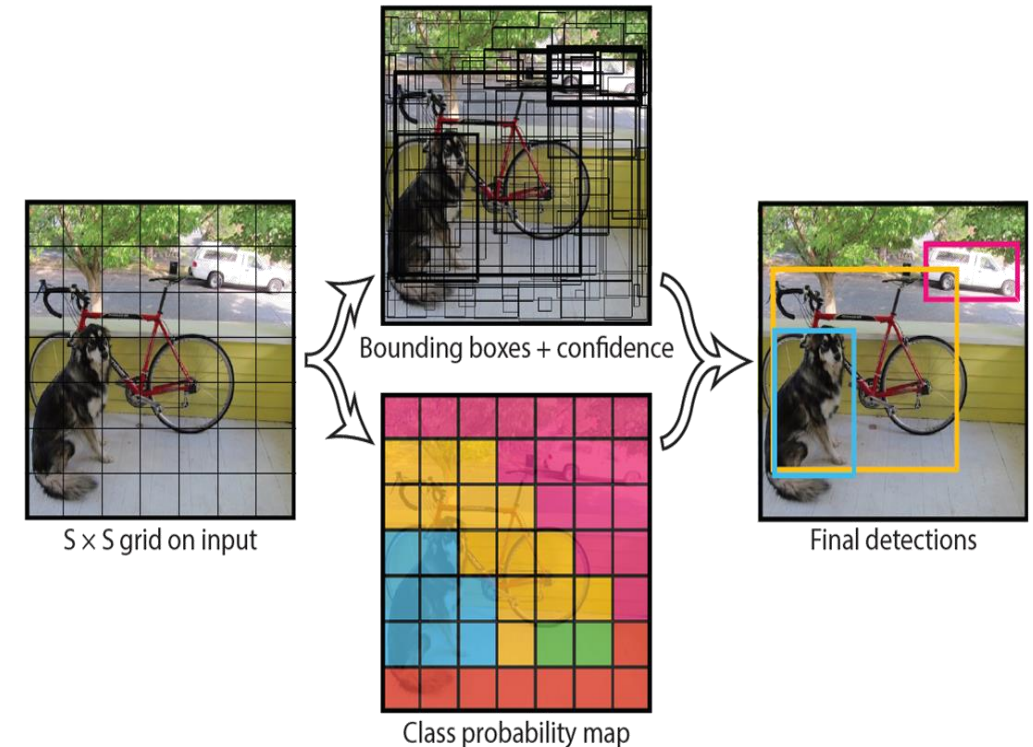
[文章引用]

1. <https://pansci.asia/archives/194503>

2. <https://pse.is/4z5jxl>

YOLO 運作原理

- YOLO 的作法就是將輸入的影像切割成 $S \times S$ 的網格 (grid)，若被偵測物體的中心落入某個網格內，這個網格就要負責去偵測該物體。而每個網格要負責預測 B 個 bounding boxes (bndBox，在 YOLO 的設計中，YOLOv1: $B=2$, YOLOv2: $B=5$, YOLOv3: $B=3$) 和屬於各別類別的機率 (假設有 C 個類別)，其中對每個 bndBox 的預測會輸出 5 個預測值: x, y, w, h 以及 **confidence**。
 - x, y 代表該bndBox的中心座標與圖片寬高的比值，是bndBox歸一化後的中心座標
 - w, h 代表該bndBox的寬高與輸入圖像寬高的比值，是bndBox歸一化後的寬高座標
 - confidence**代表bndBox與Ground Truth的 IOU 值



YOLO3與4 可偵測物體

分類	物體
交通	人、自行車、汽車、摩托車、飛機、巴士、火車、卡車、船、紅綠燐、消防栓、停止標誌、停車收費表、板凳
動物	鳥、貓、狗、馬、羊、牛、象、熊、斑馬、長頸鹿
配件	背包、雨傘、手提包、領帶、手提箱
運動	飛盤、滑雪板、單板滑雪、運動用球、風箏、棒球棒、棒球手套、滑板、衝浪板、網球拍
廚房	瓶子、紅酒杯、杯子、叉子、刀、勺、碗
食物	香蕉、蘋果、三明治、橙子、西蘭花、胡蘿蔔、熱狗、比薩、甜甜圈、蛋糕
家具	椅子、沙發、盆栽植物、床、餐桌、馬桶、電視監視器、筆記本電腦、滑鼠、搖控器、鍵盤、手機、微波、烤箱、烤麵包機、水槽、冰箱、書、時鐘、花瓶、剪刀、泰迪熊、吹風機、牙刷

YOLO 的評估指標

- Evaluation metrics: YOLO 的評估指標主要採取 IOU 和 mAP:
- **IOU (Intersection over Union)**:即兩個 bndBox 的交集 / 兩個 bndBox 的聯集，也就是指 predict 的 bndBox與 Ground Truth 的 bndBox 的交集除以聯集，通常score > 0.5 就被認為是不錯的結果。

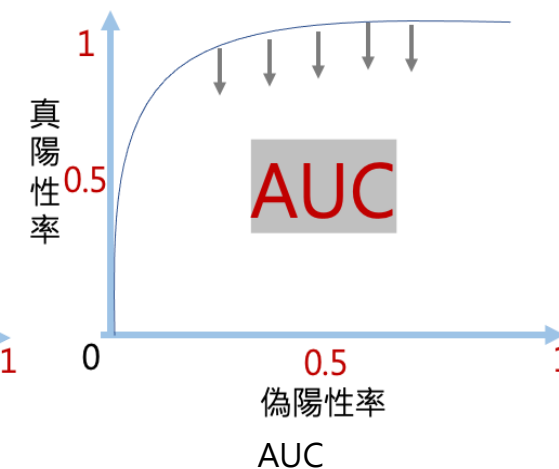
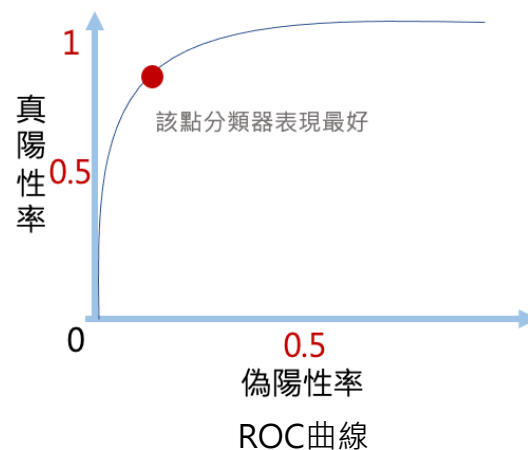
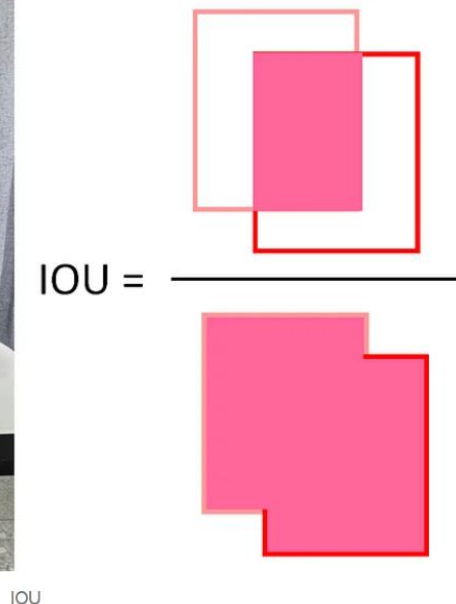
- **mAP (mean Average Precision)**

即各類別ap的平均值，而ap就是指pr curve (precision-recall curve) 的面積 (area under curve, AUC),pr curve 是以 recall 為 x 軸、precision 為y 軸所繪製成的曲線，precision 及 recall 越高，代表模型效能越好。

[補充] **AUC (Area Under Curve)** 代表在ROC曲線底下的區域面積，ROC底下的面積越大越好，表示曲線更靠近左上方。

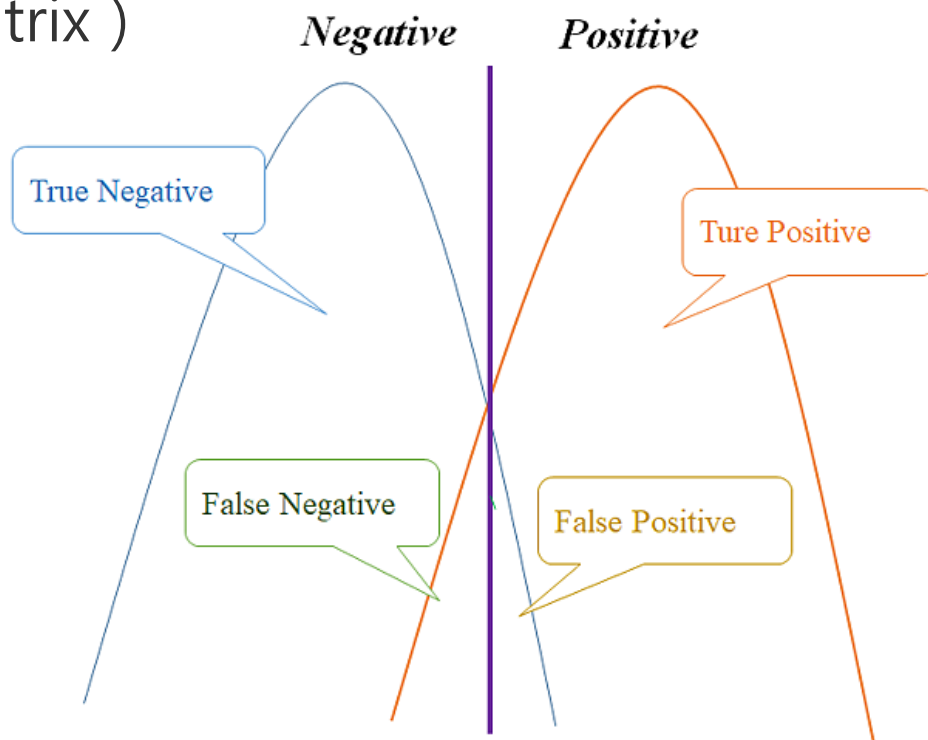
- AUC = 1 時，為最理想的情況，分類器做完美的預測。
- AUC > 0.5 時，分類器效果比隨機猜測(盲猜)還理想，預測有效果。
- AUC = 0.5 時，分類器預測效果與隨機猜測相同，分類器沒有價值。
- AUC < 0.5 時，預測效果比盲猜還要差。

[文章引用] 1. <https://medium.com/ching-i/yolo-c49f70241aa7>
2. <https://pse.is/4yezze>



[補充]混淆矩陣(1/2)

- 通常分類模型的效能是以「**準確率**」(accuracy)來評估，但某些狀況會有特殊考量。
- 在攸關生命的病況篩選過程中，將罹患某種疾病的患者全部篩選出來，比準確率更重要。
- **精準率(precision)**與**召回率(recall)**是另外兩種評估模型優劣的指標, 尤其是**召回率**。
- **混淆矩陣**
- 面對二分類問題（陰性/陽性、正確/錯誤）時，常用的指標稱為混淆矩陣（Confusion Matrix）



真實 預測 \	實際正向	實際負向
	預測正向	False Positive (FP)
預測負向	False Negative (FN)	True Negative (TN)

[補充]混淆矩陣(2/2)

- 準確率 (Accuracy) :

最常用的指標，也就是將所有預測與實際相同的情況相加，並除以所有預測情形個數，也就是評估一模型，能成功預測到結果的準確度。



真實 預測 \	實際正向	實際負向
預測正向	True Positive (TP)	False Positive (FP)
預測負向	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Accuracy

$$\frac{\text{True Positive (TP)} + \text{True Negative (TN)}}{\text{Total}}$$

- 精準率 (Precision) :

關注在True Positive身上，在預測正向(Positive)的情況下，成功預測到結果的比例。



真實 預測 \	實際正向	實際負向
預測正向	True Positive (TP)	False Positive (FP)
預測負向	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Precision

$$\frac{\text{True Positive (TP)}}{\text{True Positive (TP)} + \text{False Positive (FP)}}$$

- 召回率 (Recall) :

關注在True Positive身上，但其看重的是實際情況在正向(Positive)的情況下，預測也是正向(Positive)的比率。



真實 預測 \	實際正向	實際負向
預測正向	True Positive (TP)	False Positive (FP)
預測負向	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Recall

$$\frac{\text{True Positive (TP)}}{\text{True Positive (TP)} + \text{False Negative (FN)}}$$

- F1 Score :

當覺得Precision與Recall指標同等重要時，就用F1 Score來表示。



$$\frac{2}{\frac{1}{\text{Precision}} + \frac{1}{\text{Recall}}}$$

Part 2

Google Colab雲端訓練 客製化 YOLOv4物件辨識



建立YOLO開發環境步驟(1/3)

- 1.使用PyTorch來檢查GPU的狀況，第一個print是確認GPU能否運作，第二個print 是顯示顯示卡的名稱：

```
import torch
print(torch.cuda.is_available())
print(torch.cuda.get_device_name())
```

- 2.先將darknet的Github給Clone下來:

```
!git clone https://github.com/AlexeyAB/darknet.git
```

- 3.移動至darknet的資料夾

```
%cd ./darknet
```

- 4.修改Makefile，使用Linux的指令sed，-i代表會直接替換檔案內容，替換的模式選擇s (search)，第一個//包住的内容是要搜尋的内容，第二個//中的則是要替換掉的内容。

```
!sed -i 's/OPENCV=0/OPENCV=1/' Makefile
!sed -i 's/GPU=0/GPU=1/' Makefile
!sed -i 's/CUDNN=0/CUDNN=1/' Makefile
!sed -i 's/CUDNN_HALF=0/CUDNN_HALF=1/' Makefile
!sed -i 's/LIBSO=0/LIBSO=1/' Makefile
```

建立YOLO開發環境步驟(2/3)

5. 下載權重：

```
!wget https://github.com/AlexeyAB/darknet/releases/download/darknet_yolo_v4_pre/yolov4-tiny.weights  
!wget https://github.com/AlexeyAB/darknet/releases/download/darknet_yolo_v3_optimal/yolov4.weights
```

6. 透過下列指令進行測試，**coco.data** 存放資料集的資訊 像是圖片大小、類別等等；**yolov4.cfg** 則是存放yolov4神經網路模型的資訊；**yolov4.weights** 為剛剛下載的訓練好的權重；**data/dog.jpg** 為輸入的資料；**-thresh** 閾值 越大需要的信心指數越高。

```
!./darknet detector test ./cfg/coco.data ./cfg/yolov4.cfg ./yolov4.weights data/dog.jpg -i 0 -thresh 0.25
```

7. 透過下列的程式來將結果顯示出來，因為matplotlib跟Jupyter有較高的相容性，而Colab使用的是Jupyter Notebook的環境，可以透過 **%matplotlib inline** 這段程式讓matplot的圖表顯示在Colab當中。

```
import cv2  
import matplotlib.pyplot as plt  
# 讓 matplot 圖表顯示在Jupyter Notebook裡面  
%matplotlib inline
```

建立YOLO開發環境步驟(3/3)

8. 第一段程式碼表示的是透過Python建構一個Inference的副函式叫做 `darknet_helper`，通過這個`darknet_helper`可以獲取到辨識結果與輸出結果的寬高比例。

```
def darknet_helper(img, width, height):  
    darknet_image = make_image(width, height, 3)  
    img_rgb = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)  
    img_resized = cv2.resize(img_rgb, (width, height),  
                              interpolation=cv2.INTER_LINEAR)...
```

9. 第二段程式碼則是如何在Colab上運作Javascript的程式處理即時影像的部分

```
def js_to_image(js_reply):  
    """"  
    Params:  
        js_reply: JavaScript object containing image from webcam  
    Returns:  
        img: OpenCV BGR image  
    """"
```