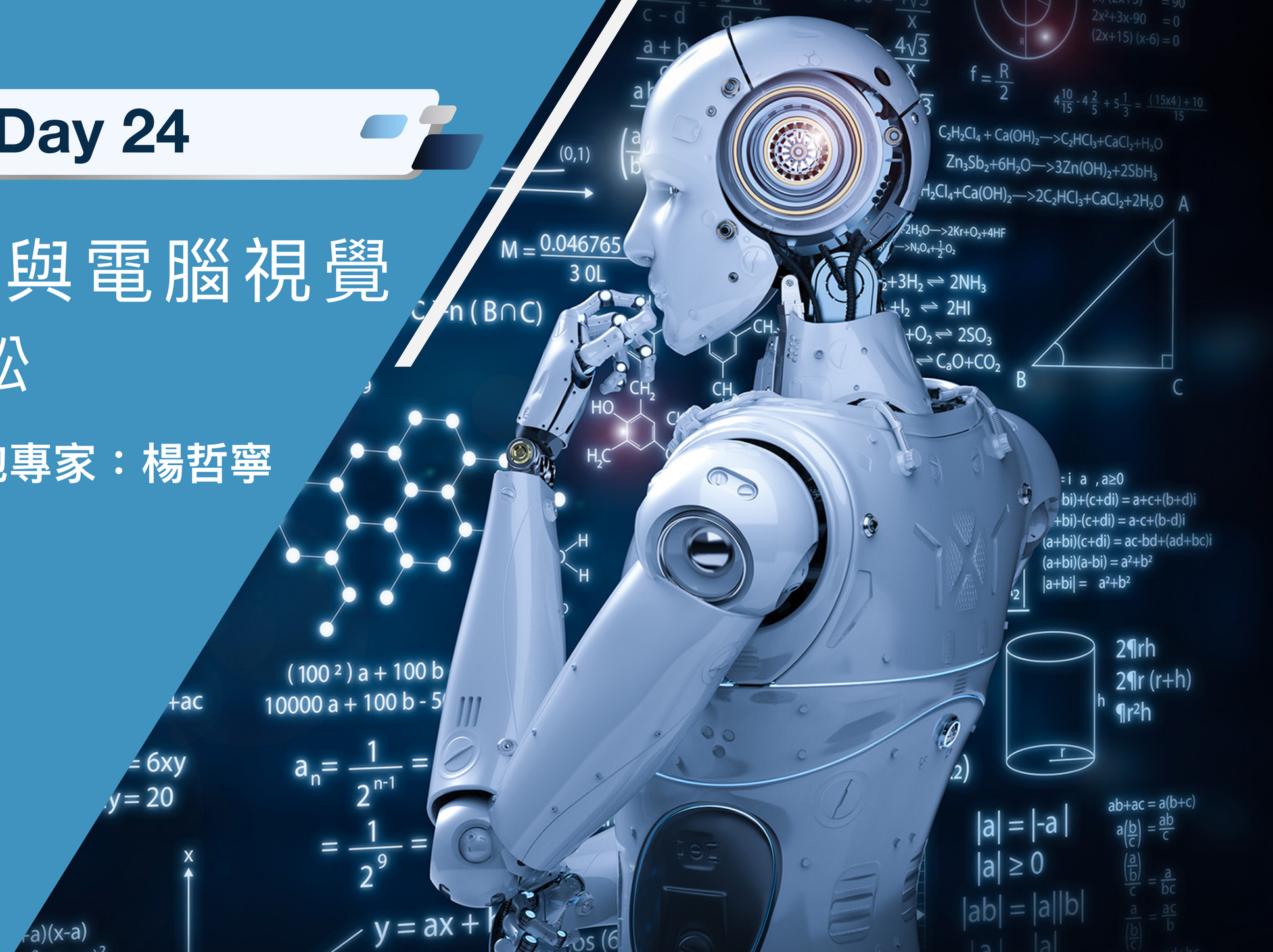
Day 24

深度學習與電腦視覺

學習馬拉松

cupoy 陪跑專家：楊哲寧



CUPOY

深度學習理論與實作

Object Detection 演進

重要知識點

CUPOY

- 了解 Object Detection 的發展與各個模型的基本概念。
- 本章節不會詳細敘述技術部份，而是給學員們一個大方向的觀念，了解每個模型的優缺點。

演進

CUPOY

Object Detection 演算法主要有兩大分支，早期是以 Two Stage 系列為大宗，代表算法分別有

R-CNN

Fast R-CNN

Faster R-CNN

CUPOY

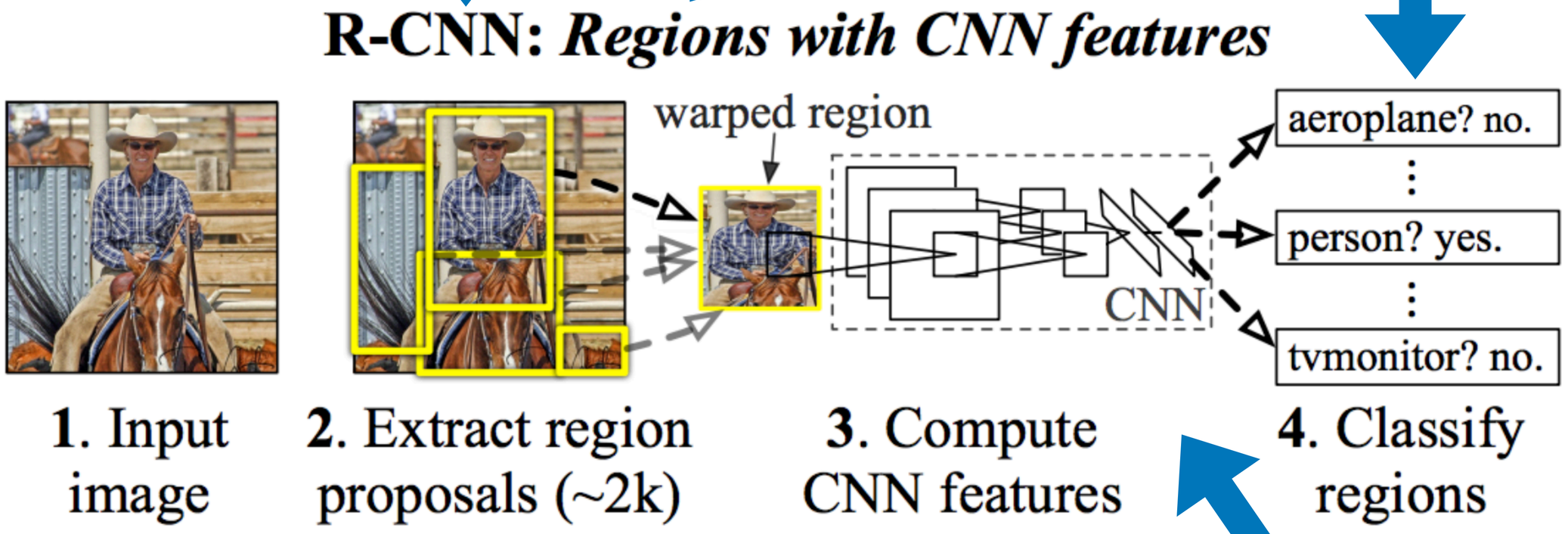
R-CNN

R-CNN

運用 Selective Search 提出 Region Proposal

Resize 到相同大小

透過 SVM 做分類，分類完再使用 Regrssor 修正 BBOX



透過 CNN 做圖像特徵萃取

參考來源： Object Detection Algorithms

R-CNN的問題

CUPOY

- 那 R-CNN 有什麼樣的問題呢？
- 簡而言之就是『速度慢』，其原因主要有以下兩點

經由 Selective Search 提出的 Region Proposal 都要獨自經過 CNN 做特徵提取，運算速度相當緩慢。

經過 CNN 得到 feature map，再用這些 feature 當成 SVM 的 input 當成訓練資料，因此並不是一個 end-to-end 模型 (SVM 的 LOSS 並不會改動到 feature map 的數值)

CUPOY

Fast R-CNN

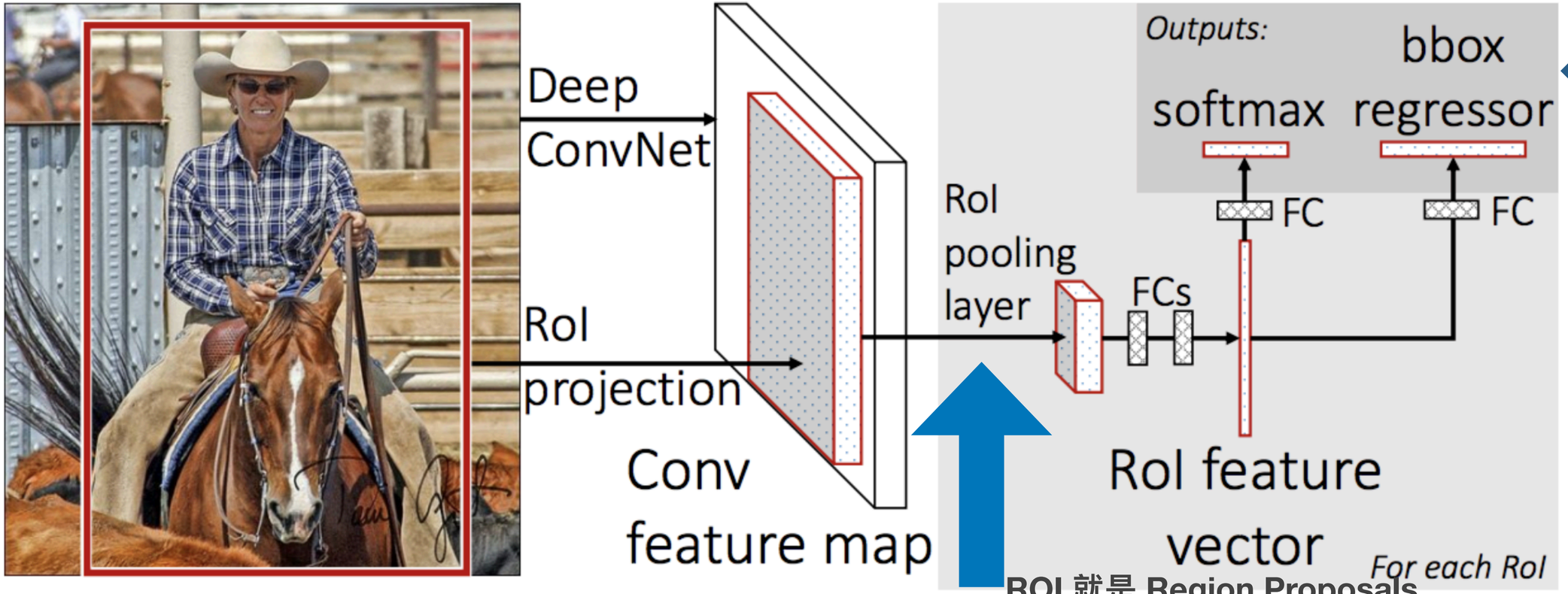
Loss Function

CUPOY

運用 Selective Search 提出 Region Proposal

整張圖片送進去 CNN 提取特徵

Softmax 取代原本SVM



同時做 BBOX regression

ROI 就是 Region Proposals

這裡先記得 ROI Pooling 是一種能將不同 Region proposals (候選框)，Pooing 成一樣大小的一個方法。

參考來源： Object Detection Algorithms

Fast R-CNN v.s R-CNN

CUPOY

Winner!

		R-CNN	Fast R-CNN
Faster!	Training Time:	84 hours	**9.5 hours**
	(Speedup)	1x	**8.8x**
FASTER!	Test time per image	47 seconds	**0.32 seconds**
	(Speedup)	1x	**146x**

參考來源： 一文讀懂目標檢測

Fast R-CNN

CUPOY

Fast R-CNN 解決了什麼問題？

原本每一個 Region Proposal 都要經過 CNN 提取特徵現在只需要將整張圖送入，速度上有很大的優勢。

運用 Softmax 取代 SVM，並同時加入了 BBOX regression 到模型中與分類一起收斂。

Fast R-CNN 有什麼問題？

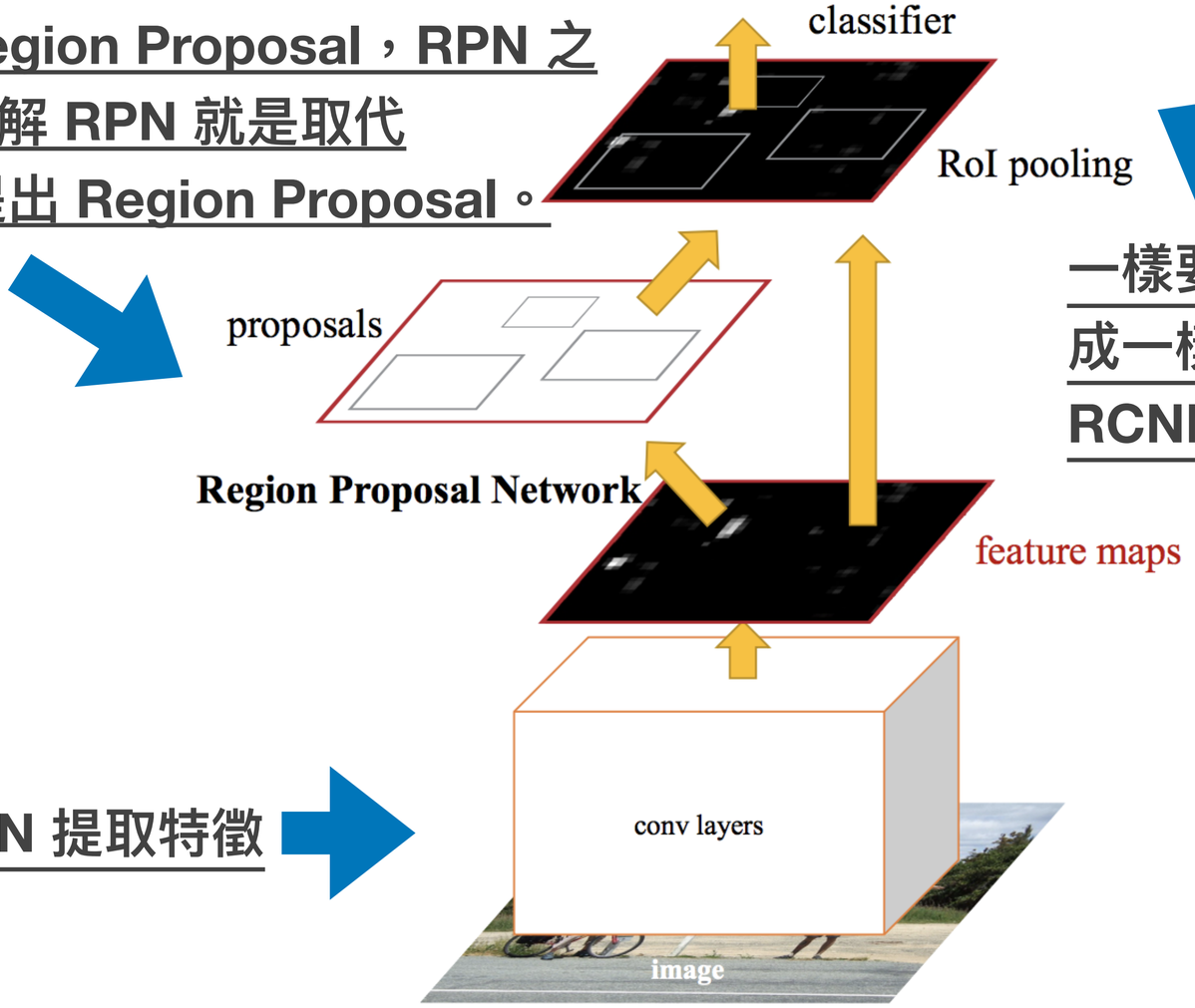
還是需要透過 Selective Search 提出 Region Proposal，沒辦法統整成 End-to-End model 訓練。

CUPOY

Faster R-CNN

Faster R-CNN

透過 RPN 結構提出 Region Proposal，RPN 之後會詳談目前可以先了解 RPN 就是取代 Selective Search 來提出 Region Proposal。



一樣要運用 ROI Pooling 將候選框變成一樣大小，後面結構則是跟 Fast-RCNN相同

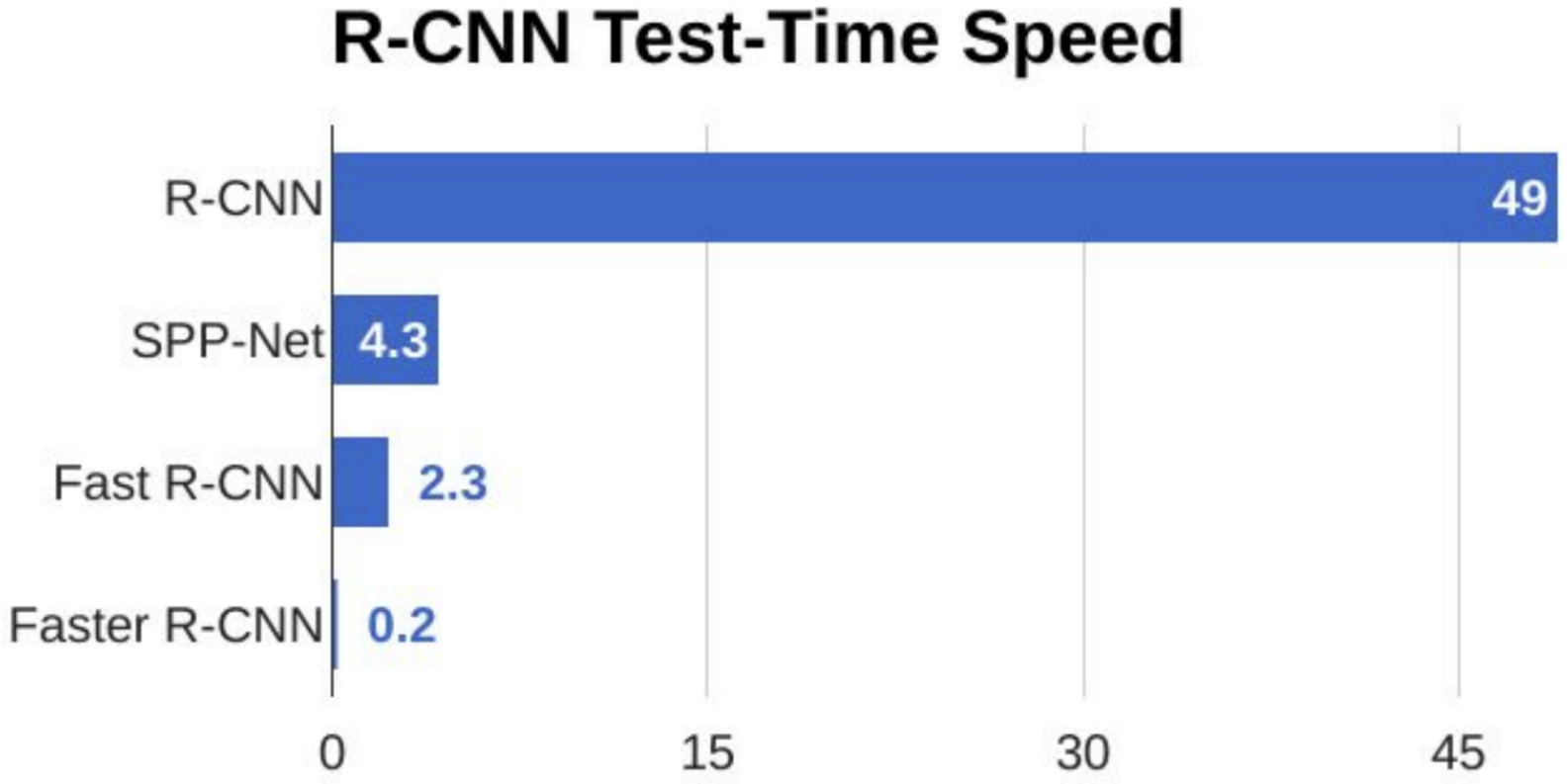
原圖直接通過 CNN 提取特徵

參考來源： Object Detection Algorithms

Faster R-CNN

CUPOY

Faster R-CNN 在速度上完勝其他 Two-Stage 模型，對 SPP-NET 有興趣可看參考資料



參考來源： Object Detection Algorithms

Faster R-CNN

CUPOY

Faster R-CNN 解決了什麼問題？

不用 Selective Search，而改用 (Region Proposal Network) 來提取 proposals ，達到真正的 End-to-End

Faster R-CNN 有什麼問題？

還是需要先提出 Region Proposal，整體而言速度受到一定的限制。

One Stage

CUPOY

為了解決 Two-Stage 需要提出 proposals 導致速度變慢的問題，以追求速度為主要目的的 One-stage 模型開始出現。

YOLO系列V1-V3

SSD

RetinaNet

One-Stage

CUPOY

One Stage 核心觀念-不要先浪費時間提出 **Region Proposal**，而是以 **Default Anchor Box** 取代。

CUPOY

YOLO

Yolo V1- You Only Look Once

CUPOY

先來看一下 Yolo 與 RCNN 系列的比較

RCNN	Fast RCNN	Faster RCNN	YOLO
region proposal module	region proposal module	RPN	YOLO network
feature extraction Network	detection network feature extraction	Faster RCNN	
classifier / locator	classification / regression		

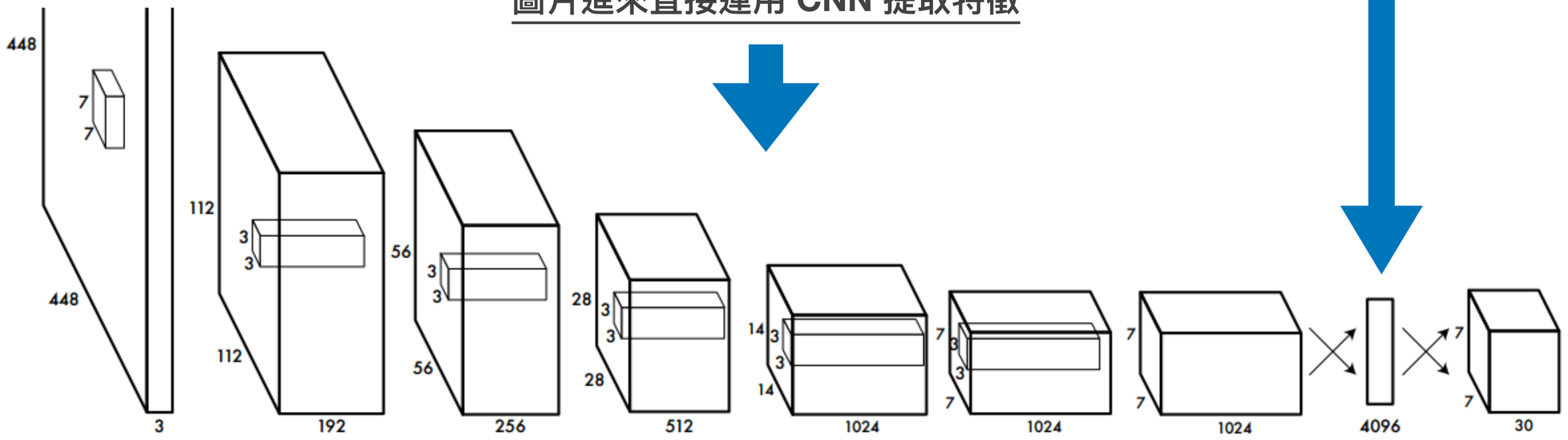
參考來源： YOLOv1目標檢測總結分析

Yolo V1- You Only Look Once

CUPOY

先攤平過 FC 層

圖片進來直接運用 CNN 提取特徵



最後 Loss是 softmax 分類＋ BBOX 回歸＋ Confidence

Reshape 回7*7*30

參考來源： YOLOv1目標檢測總結分析

Yolo V1- You Only Look Once

學員們可能會有一個疑問，沒有 Region Proposal 怎麼預測 BBOX?

YoloV1這裡提出一個新的想法，運用最後一層特徵圖中每一個像素中心點(Default Anchor Box)直接產生 Region Poposal，大家可以想像成直接以像素中心點來劃框框，而原文是每一個像素會有兩個預設 Bounding Box。

參考來源： Yolov1論文筆記

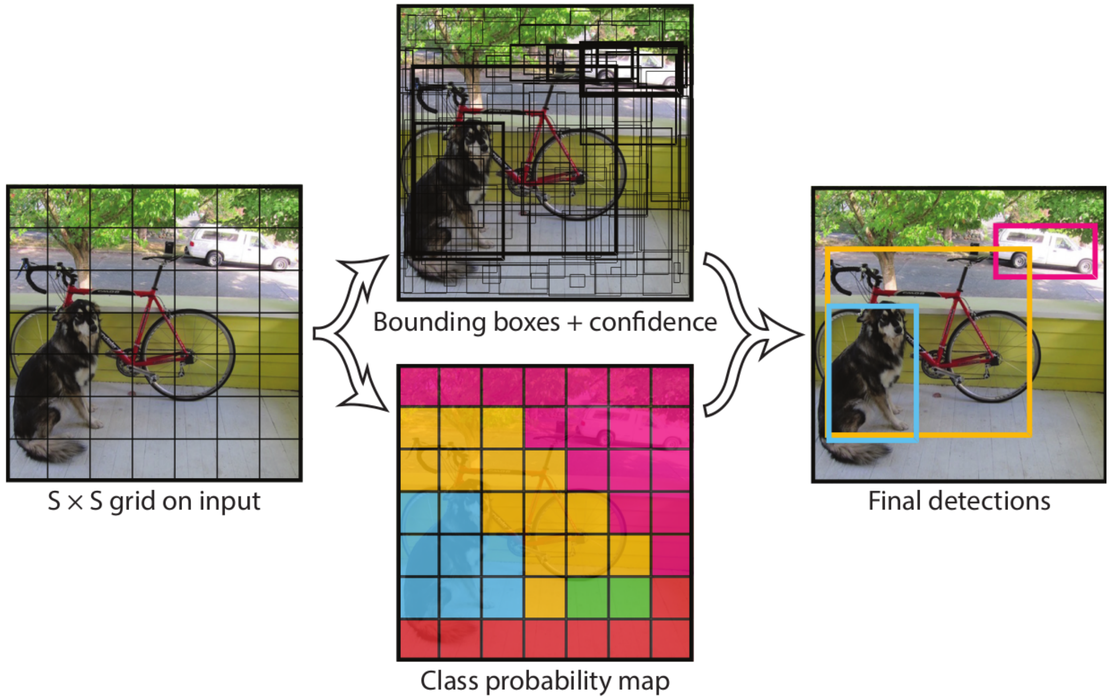
Yolo V1- You Only Look Once

主要就是運用最後一層的 Feature Map 直接畫候選框，最後一層有 7*7=49 個像素點，YoloV1 在每一像素點上設計兩個候選框，因此有 98 個候選框，每個框需要預測三個 Output，分別是：

屬於哪一類 (Classification)

校正BBOX (Regression)

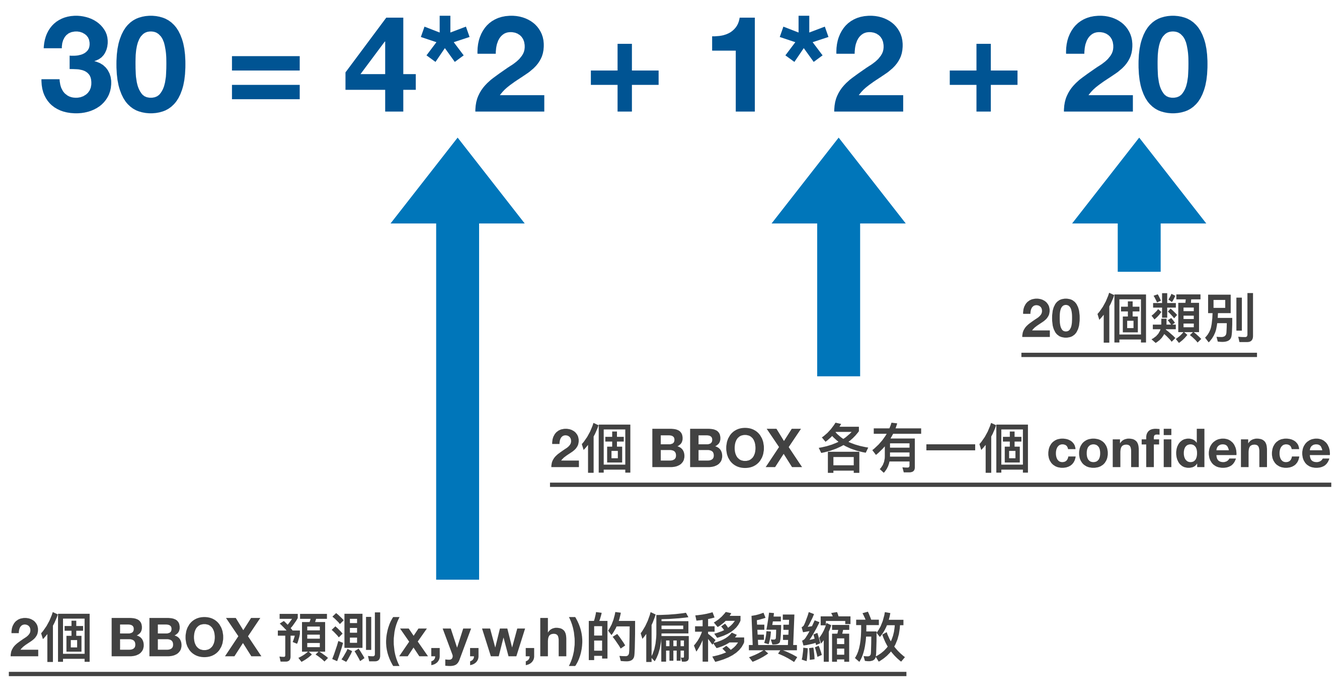
Confidence (有物件的信心程度)



參考來源： Lei Mao's Log Book

Yolo V1- You Only Look Once

每個像素需要預測兩個 BBOX，每個 BBOX各要預測一個 confidence 以及偏移與縮放量，除此之外還要預測類別。



YoloV1

CUPOY

YoloV1解決了什麼問題

不用花費時間提出 Region Proposal。

YoloV1 有什麼問題？

只透過最後一層預測，而由於最後一層的 Feature Map尺寸只有7*7，已經喪失許多空間訊息，因此對小物件不敏感。

FC層造成空間訊息損失。

CUPOY

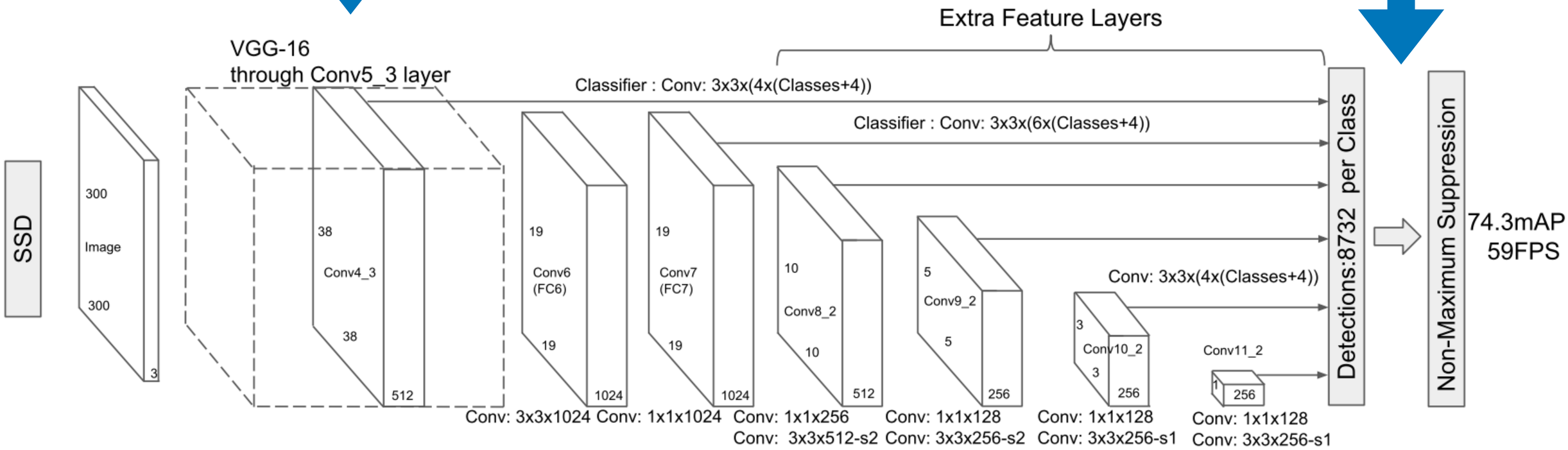
Single Shot Multibox Dectector (SSD)

SSD

CUPOY

圖片進來直接運用 CNN 提取特徵

預測 Class 以及 BBOX



就是一個基本的 CNN 架構，不過運用多張 Feature Maps 來做預測

參考來源： SSD 介紹

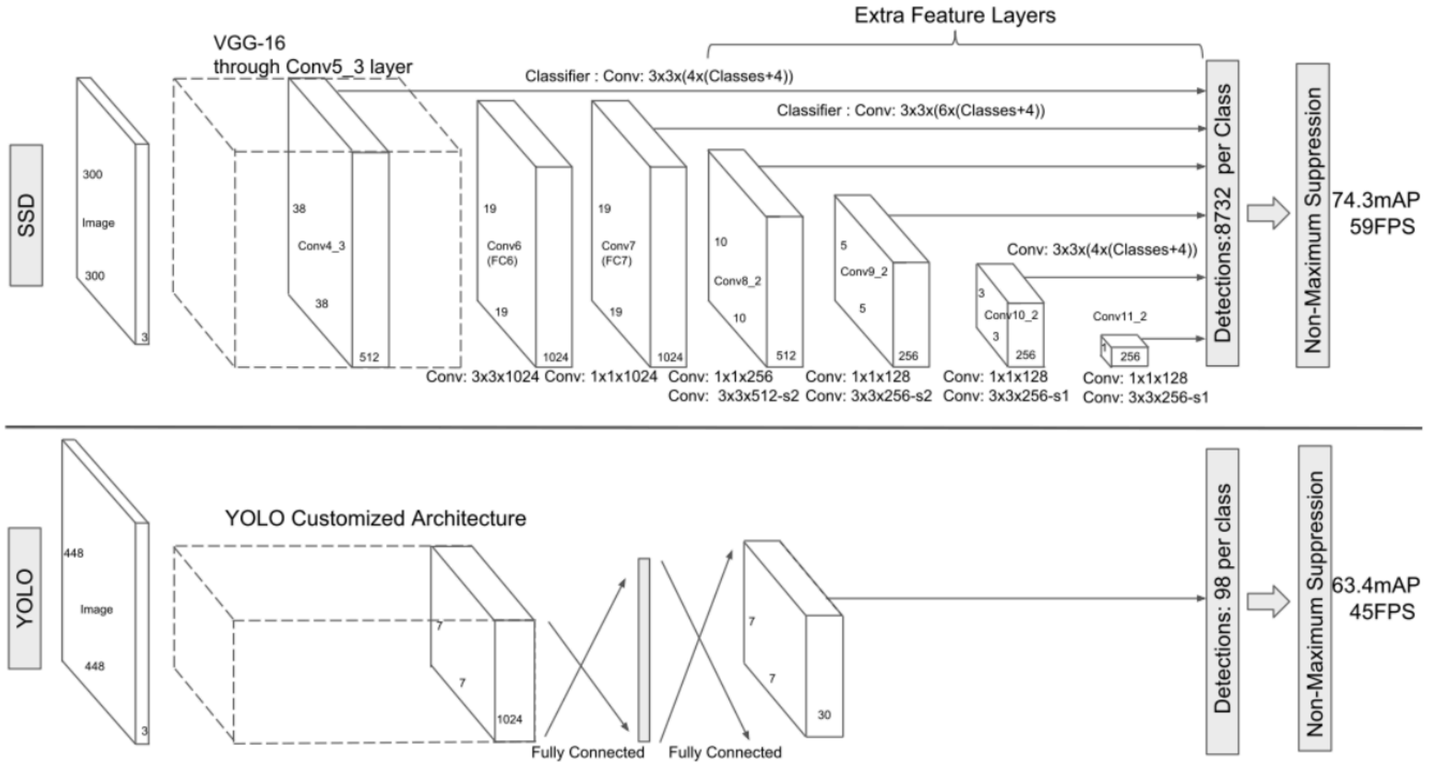
SSD

CUPOY

可以發現 SSD 運用多尺度 Feature Maps、不使用 FC 層，並且每一個像素上放置更多 default anchor BOX，全部一共有 8732 個(相較於 YoloV1 只有 98個)。

SSD

YOLO



參考來源： SSD 介紹

SSD

CUPOY

SSD 解決了什麼問題

多尺度預測，對小物件更敏感。

SSD 有什麼問題？

正負樣本不平均，太多背景，使用 Online hard example mining (OHEM) 使易分類樣品消失 (OHEM可看參考資料)。

運用淺層 Feature Map 偵測小物件，但特徵訊息不夠豐富對小物件敏感度仍比不上 Faster R-CNN。

Yolo V2、V3

CUPOY

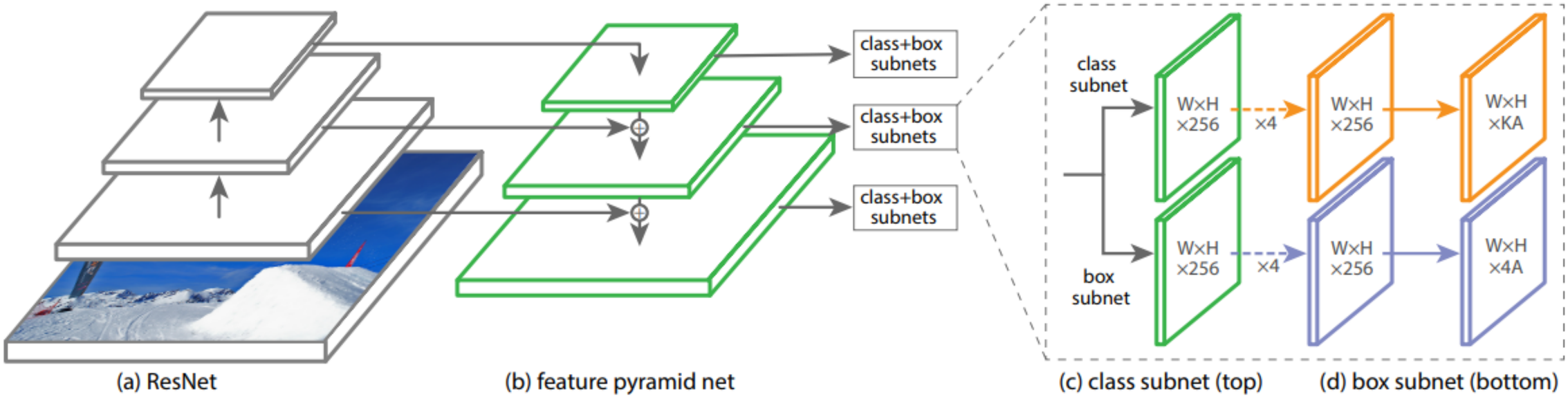
YoloV2、V3發表於 SSD 之後，也針對了 V1 的問題做改善，之後課程有更詳盡的介紹。

CUPOY

Retina Net

Retina Net

RetinaNet 的主架構與 SSD 很像，重點在於加入了 Feature Pyramid Network (FPN) 的結構，把淺層的 Feature Map 與深層的 Feature Map 疊加後做預測，確保淺層語義訊息也能夠豐富。



參考來源： SSD 介紹

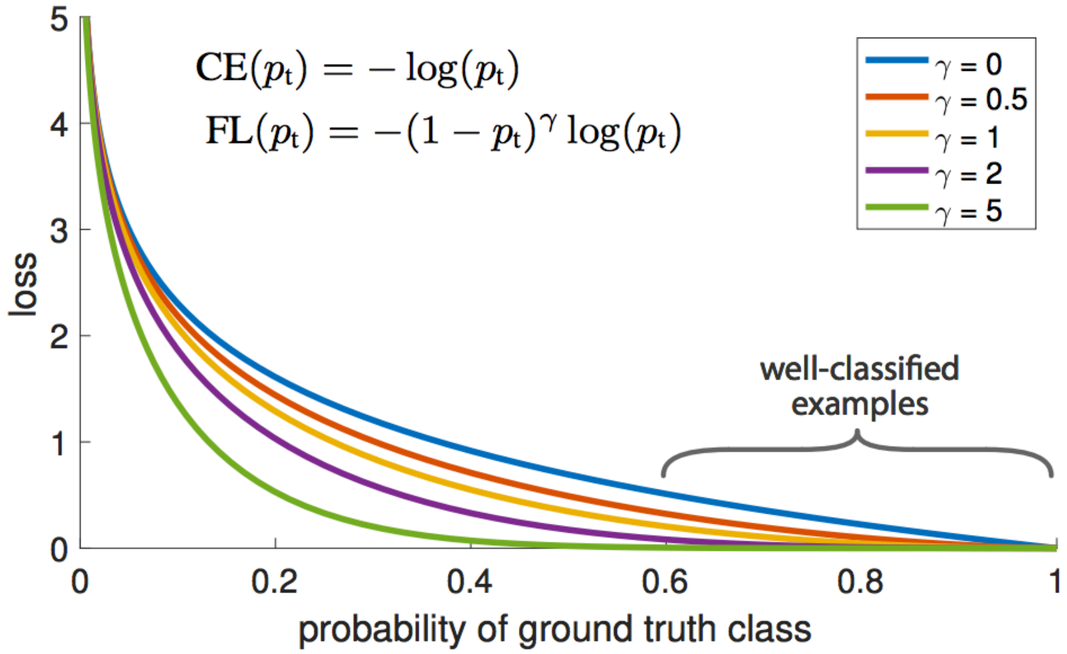
RetinaNet

CUPOY

- 另一個重點就是設計 Focal Loss，用來解決背景預測框太多的狀況，並同時處理類別樣本不均的狀況。
- 在 RetinaNet 中，Default Anchor Box 有 10 萬個左右，其中真正有涵蓋物件的候選框少之又少(可能只有幾百個)，如果不經過任何處理，參數的更新主要都被負樣品影響 (SSD中用OHEM解決)。
- 除了正負樣品(候選框)不均外，類別不均也是常見的問題，如包含狗的照片很多，包含貓的照片很少。

RetinaNet

Focal Loss 為 Cross Entropy 的變形，其中 Pt 是我們預測的機率值，將每個 pt 賦予一個 (1-pt)r 的權重，其中 gamma 為超參數，當預測機率值越高(易分類樣品)，其所獲得的權重會越低，藉此抑制易分類的背景框，同時藉由 Alpha 賦予不同類別不同的權重(Alpha常見為一個List，ex. [1.0, 0.1])。



參考來源： [Focal Loss For Dense Object Detection]

RetinaNet

CUPOY

RetinaNet 解決了什麼問題?

多尺度預測，對小物件更敏感。

RetinaNet 有什麼問題？

Focal Loss 中 Hyperparameters 的調整對結果影響大。

推薦延伸閱讀

CUPOY

知乎 首发于 晓雷机器学习笔记 关注专栏 写文章

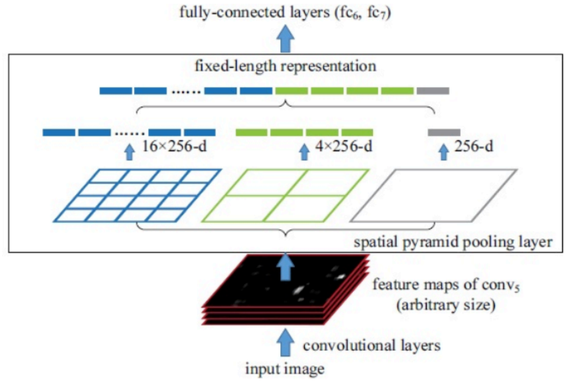


Figure 3: A network structure with a **spatial pyramid pooling layer**. Here 256 is the filter number of the $conv_5$ layer, and $conv_5$ is the last convolutional layer.

SPPNet-引入空间金字塔池化改进RCNN

晓雷
end2end for all sensers

130 人赞同了该文章

继续总结一下RCNN系列。上篇RCNN- 将CNN引入目标检测的开山之作 介绍了CNN用于目标检测的基本思想和流程。后续出现了SPPnet,Fast-RCNN ,Faster-RCNN等一些列改进。最终实现了端对端学习，同时带来速度与精度的提升。

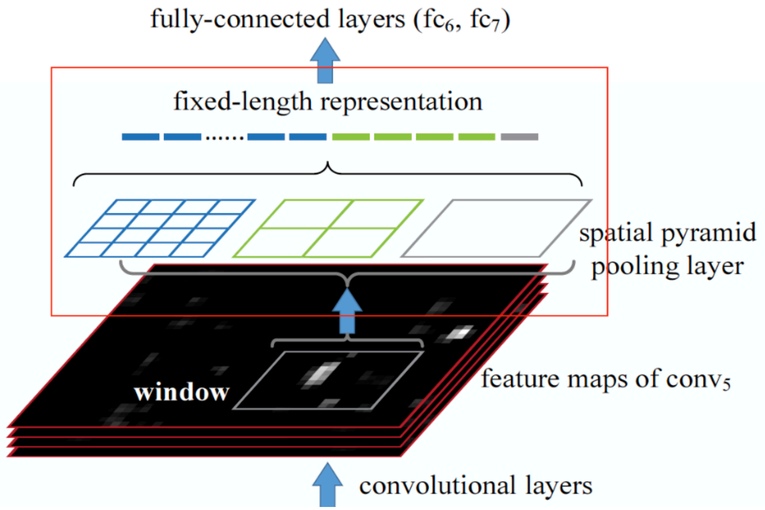
原创 深度学习: 从 RoIPooling 到 RoIAlign

2017-12-16 21:25:02 JNingWei 阅读数 14588 更多

本文链接：https://blog.csdn.net/JNingWei/article/details/78822159

SPP Layer

对RoI进行pooling的操作最早由SPPNet中的SPP layer提出：



Focal Loss(RetinaNet) 與 OHEM

其他 · 發表 2018-11-30

Focal Loss for Dense Object Detection-RetinaNet

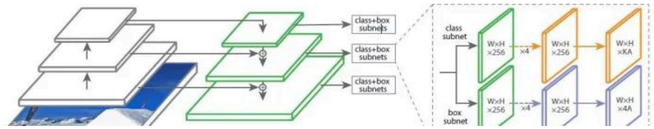
YOLO和SSD可以算one-stage演算法裡的佼佼者，加上R-CNN系列演算法，這幾種演算法可以說是目標檢測領域非常經典的演算法了。這幾種演算法在提出之後經過數次改進，都得到了很高的精確度，但是one-stage的演算法總是稍遜two-stage演算法一籌，於是就有了Focal Loss來找場子。

在Focal Loss這篇論文中中，作者認為one-stage精確度不如two-stage是因為下面的原因：

① 正負樣本比例極度不平衡。由於one-stage detector沒有專門生成候選框的子網路，無法將候選框的數量減小到一個比較小的數量級（主流方法可以將候選框的數目減小到數千），導致了絕大多數候選框都是背景類，大大分散了放在非背景類上的精力；

② 梯度被簡單負樣本主導。我們將背景類稱為負樣本。儘管單個負樣本造成的loss很小，但是由於它們的數量極其巨大，對loss的總體貢獻還是佔優的，而真正應該主導loss的正樣本由於數量較少，無法真正發揮作用。這樣就導致收斂不到一個好的結果。

既然負樣本數量眾多，one-stage detector又不能減小負樣本的數量，那麼很自然的，作者就想到減小負樣本所佔的權重，使正樣本佔據更多的權重，這樣就會使訓練集中在真正有意義的樣本上去，這也就是Focal Loss這個題目的由來。



Object Detection SppNet

連結

Object Detection ROIPooling

連結

Object Detection OHEN與Focal Loss

連結

解題時間 Let’s Crack It

CUPOY

請跳出 PDF 至官網 Sample Code & 作業開始解題