Day 36

深度學習與電腦視覺

學習馬拉松

cupoy 陪跑專家：陳穗碧

CUPOY

YOLO 細節理解 – 網路架構

重要知識點

CUPOY

了解 YOLO 網絡架構的設計與原理

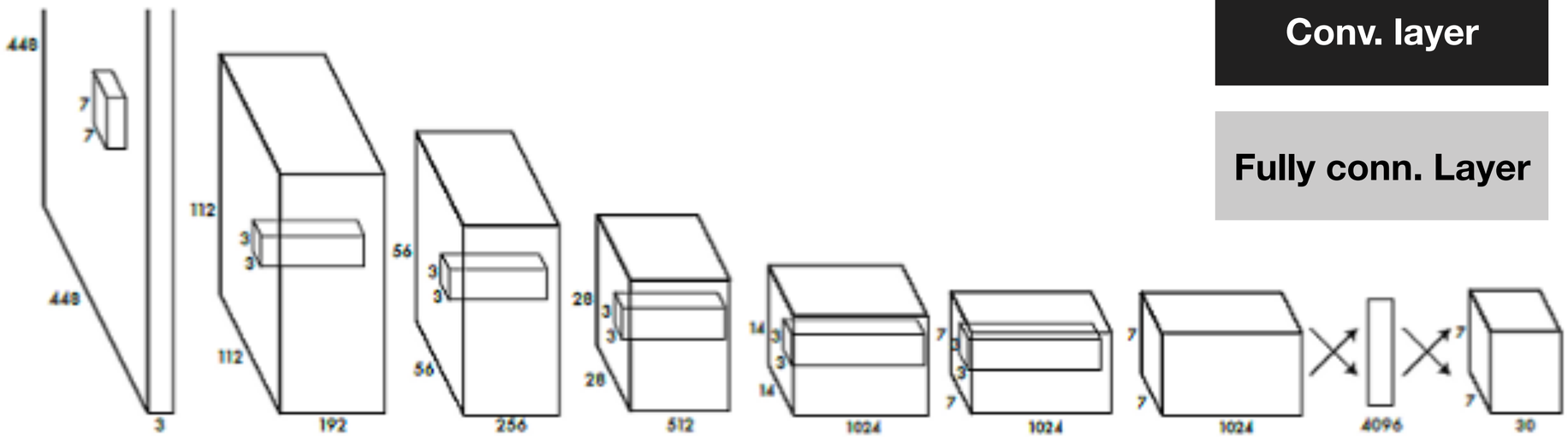
進入 YOLO 網絡架構的世界

CUPOY

昨天我們介紹了 YOLO 架構的輸出設計，今天我們進入 YOLO 網絡架構的世界，了解每一層設計的目的。

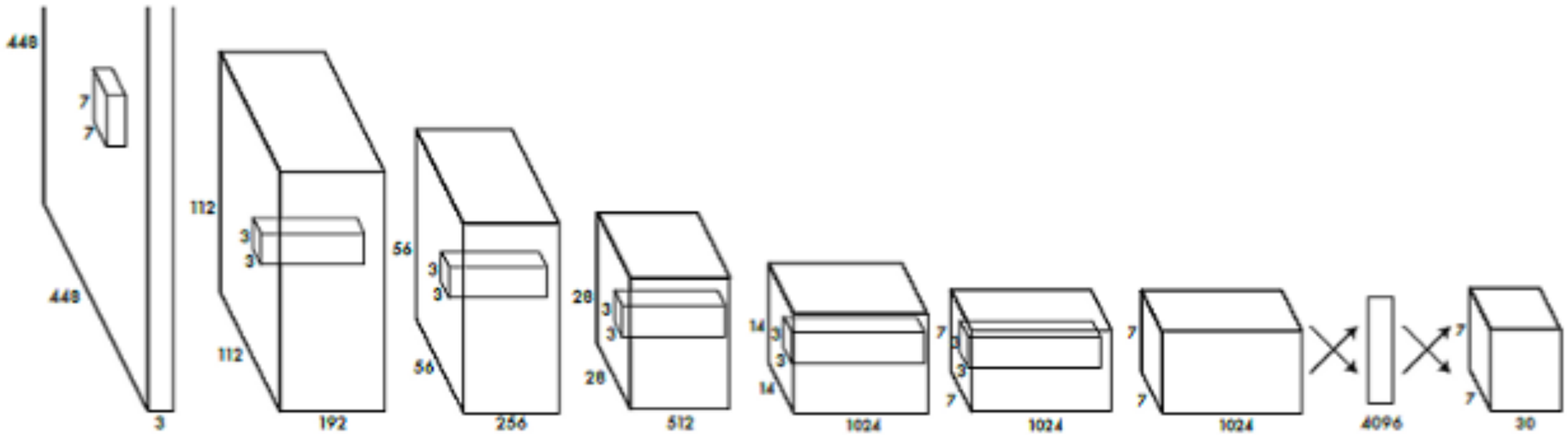
YOLO 網絡架構 - 怎麼設計？

Conv. layer	24
Fully conn. Layer	2



YOLO 的網絡架構，包含 24 層的卷積層(convolutional layer)和兩層的全連接層(fully connected layer)，24 層的卷積層的目的用於抽象圖像特徵擷取，兩個全連接層用於產生出對應的分類和定位的結果。

YOLO 網絡架構 - 細部拆解



第一層有 64 個 7*7 大小的 Filters，Stride=2.
搭載一個 池化層，在 2*2 的大小中取最大值當代表值，Stride=2.

Filter 和 Output Dimension 的關係

CUPOY

Name	Filters	Output Dimension
Conv 1	7 x 7 x 64, stride=2	224 x 224 x 64
Max Pool 1	2 x 2, stride=2	112 x 112 x 64
Conv 2	3 x 3 x 192	112 x 112 x 192
Max Pool 2	2 x 2, stride=2	56 x 56 x 192
Conv 3	1 x 1 x 128	56 x 56 x 128
Conv 4	3 x 3 x 256	56 x 56 x 256
Conv 5	1 x 1 x 256	56 x 56 x 256
Conv 6	1 x 1 x 512	56 x 56 x 512
Max Pool 3	2 x 2, stride=2	28 x 28 x 512
Conv 7	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 8	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 9	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 10	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 11	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 12	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 13	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 14	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 15	1 x 1 x 512	28 x 28 x 512
Conv 16	3 x 3 x 1024	28 x 28 x 1024
Max Pool 4	2 x 2, stride=2	14 x 14 x 1024
Conv 17	1 x 1 x 512	14 x 14 x 512
Conv 18	3 x 3 x 1024	14 x 14 x 1024
Conv 19	1 x 1 x 512	14 x 14 x 512
Conv 20	3 x 3 x 1024	14 x 14 x 1024
Conv 21	3 x 3 x 1024	14 x 14 x 1024
Conv 22	3 x 3 x 1024, stride=2	7 x 7 x 1024
Conv 23	3 x 3 x 1024	7 x 7 x 1024
Conv 24	3 x 3 x 1024	7 x 7 x 1024
FC 1	-	4096
FC 2	-	7 x 7 x 30 (1470)

- 圖片大小（W）：448 × 448
- Filter大小（F）: 7 × 7 共 64 個
- 步長（S）：2
- padding='same'，會用 zero-padding 的手法，讓輸入的圖不會受到 kernel map 的大小影響
- 第一層卷基層輸出的大小為
- $\frac{W}{S}$ = 224
- 輸出維度 = 224 × 224 × 64
- 觀察一下藍色的數字，64，發現 Filters 的個數等於輸出速度。

Filter 和 Output Dimension 的關係

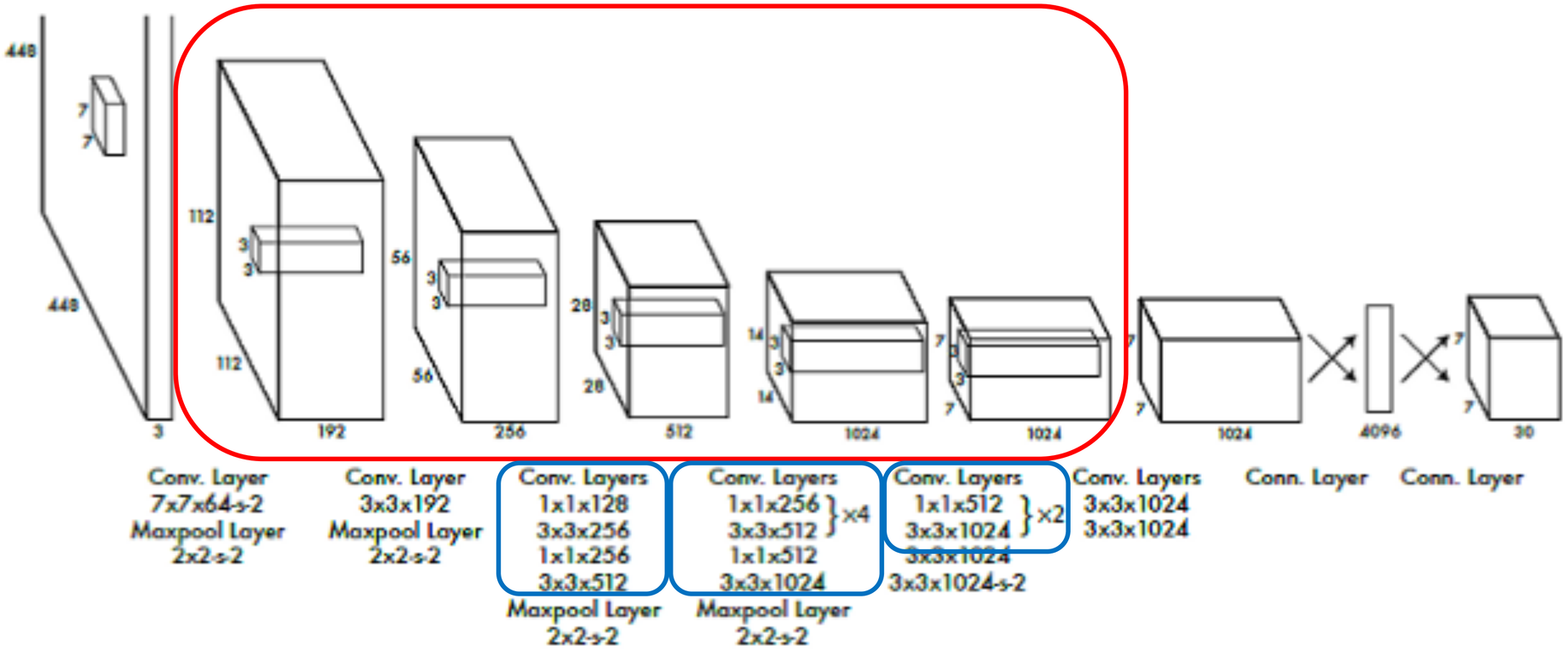
Name	Filters	Output Dimension
Conv 1	7 x 7 x 64, stride=2	224 x 224 x 64
Max Pool 1	2 x 2, stride=2	112 x 112 x 64
Conv 2	3 x 3 x 192	112 x 112 x 192
Max Pool 2	2 x 2, stride=2	56 x 56 x 192
Conv 3	1 x 1 x 128	56 x 56 x 128
Conv 4	3 x 3 x 256	56 x 56 x 256
Conv 5	1 x 1 x 256	56 x 56 x 256
Conv 6	1 x 1 x 512	56 x 56 x 512
Max Pool 3	2 x 2, stride=2	28 x 28 x 512
Conv 7	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 8	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 9	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 10	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 11	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 12	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 13	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 14	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 15	1 x 1 x 512	28 x 28 x 512
Conv 16	3 x 3 x 1024	28 x 28 x 1024
Max Pool 4	2 x 2, stride=2	14 x 14 x 1024
Conv 17	1 x 1 x 512	14 x 14 x 512
Conv 18	3 x 3 x 1024	14 x 14 x 1024
Conv 19	1 x 1 x 512	14 x 14 x 512
Conv 20	3 x 3 x 1024	14 x 14 x 1024
Conv 21	3 x 3 x 1024	14 x 14 x 1024
Conv 22	3 x 3 x 1024, stride=2	7 x 7 x 1024
Conv 23	3 x 3 x 1024	7 x 7 x 1024
Conv 24	3 x 3 x 1024	7 x 7 x 1024
FC 1	-	4096
FC 2	-	7 x 7 x 30 (1470)

Layer 1

- **Max pooling：在 2*2 的大小中取最大值當代表值，**
- **Stride = 2**
- **Layer 1 輸出維度 = $\frac{224}{2} \times \frac{224}{2}$ 64**

YOLO 網絡架構 - 以 GoogLeNet 為核心

YOLO 的網絡架構，是以 GoogLeNet 模型為基礎發展，YOLO 借鑑 Inception Module 架構，在某些 3×3 的卷積層前面用 1×1 的卷積層，那麼這樣的架構有什麼好處？

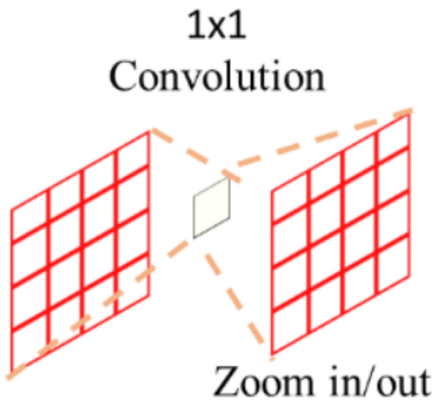


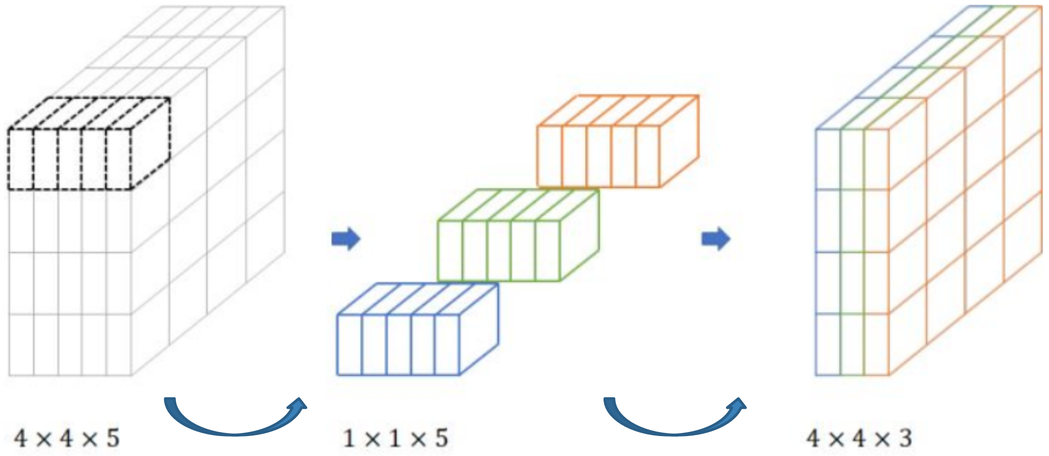
1×1 卷積的用處

CUPOY

直觀
把原本的數值放大或縮小

微觀:
1. 跨通道(channel)信息整合
2. 空間關係不變下，達到降維或升維的效果





對應相乘的動作，就是把相同位置下的 channel 特徵融合再一起

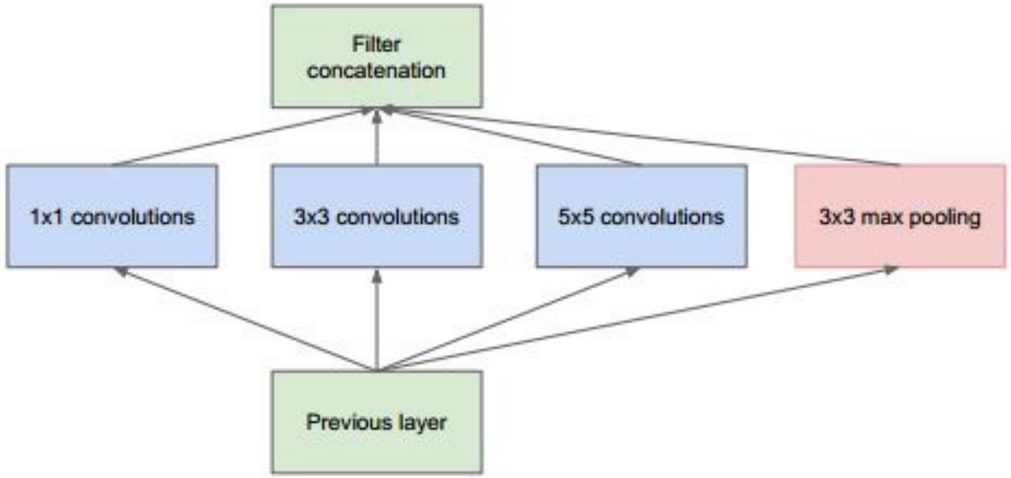
空間關係不變下，透過 Filters 個數，來達到降維或升維的效果，以這個圖為例從 5 channel→3 channel

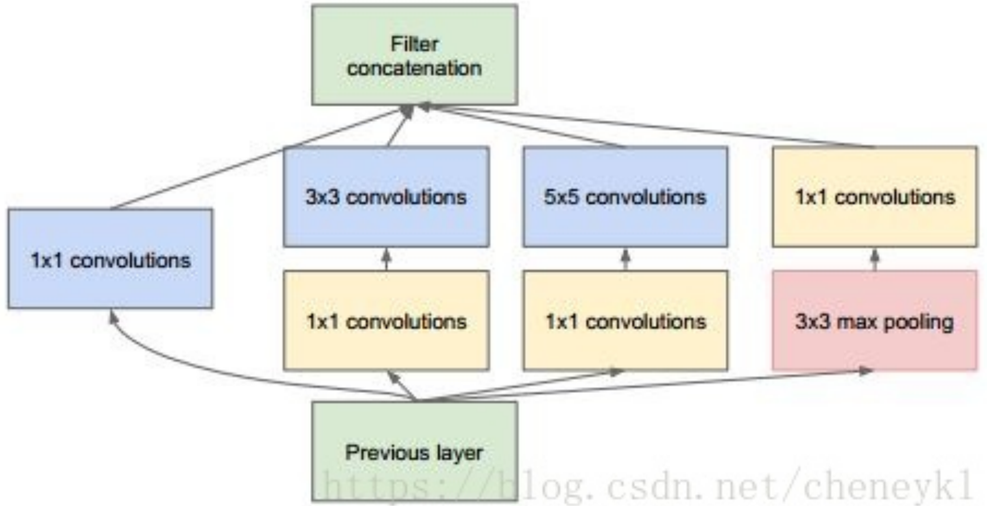
左圖資料來源/右圖資料來源

1×1 卷積的效益-降維達到降低參數量(1/3)

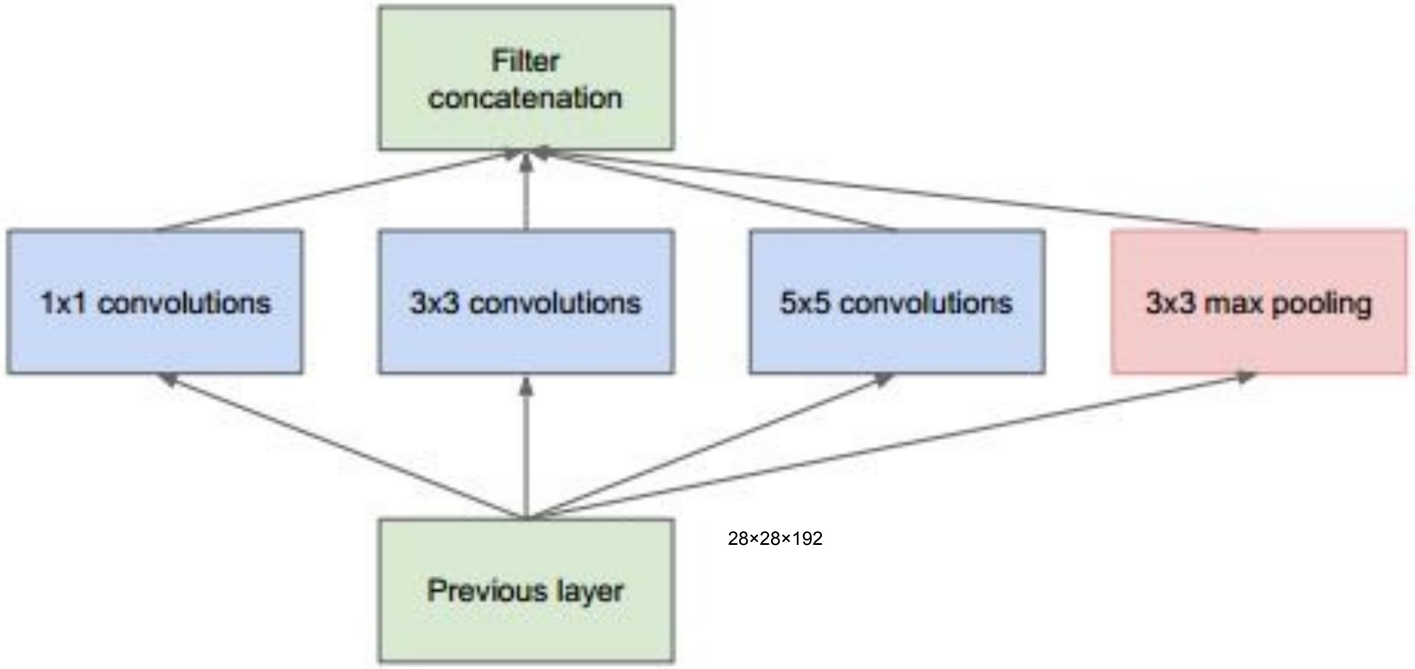
CUPOY

- 這邊我們以 GoogleNet 中的某一層架構來看，下方左邊的圖沒有搭載 1×1 卷積，右邊的突有搭載 1×1 卷積，比較兩者的參數，看 1×1 卷積如何達到降低參數量的過程。
- 首先，兩邊都輸入相同大小的 feature map 是 28×28×192





1×1 卷積的效益-降維達到降低參數量(2/3)



假設網絡架構中:

1×1卷積Filter數量為64

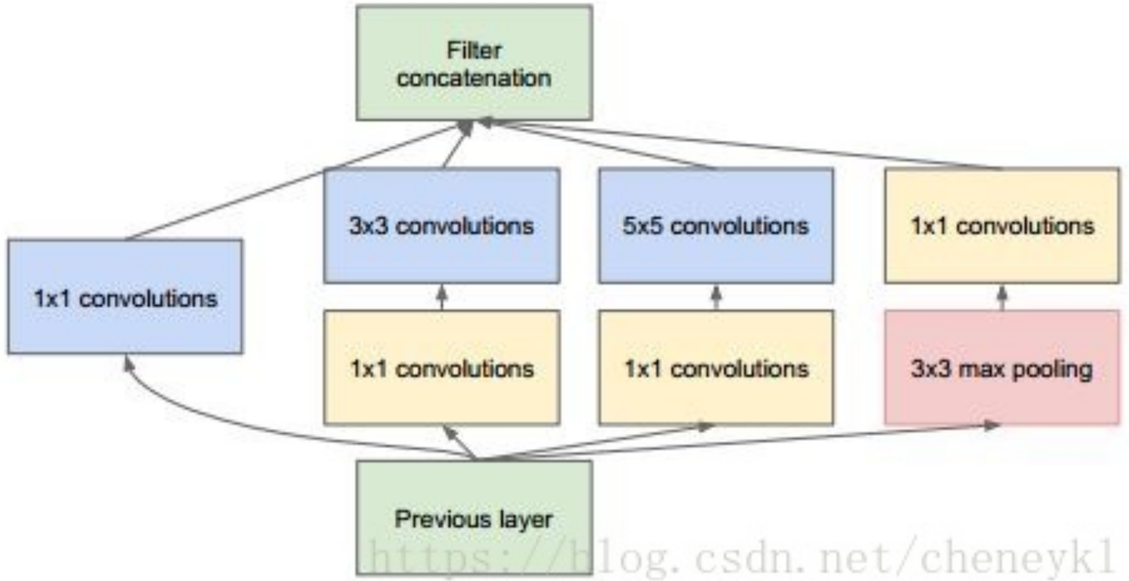
3×3卷積Filter數量為128

5×5卷積Filter數量為32

這張圖這一層的參數的數量為:

192 × (1×1×64) +192 × (3×3×128) + 192 × (5×5×32) = 387072

1×1 卷積的效益-降維達到降低參數量(3/3)



387,072→163,328
藍色的數字，就是降維，最終達到降低參數量的效果

假設網絡架構中:
1×1卷積 Filters 數量為64
3×3卷積 Filters數量為128
5×5卷積 Filters 數量為32
對3×3、5×5卷積與3×3 池化層前(/後)分別加入了數量為96、16和32的1×1卷積 Filters

這張圖這一層的參數的數量為：

192 × (1×1×64) +（192×1×1×96+ 96 × 3×3×128）+（192×1×1×16+16×5×5×32）+(192×1×1×32)= 163,328

1×1 與 3×3 卷積層組合的好處

Name	Filters	Output Dimension
Conv 1	7 x 7 x 64, stride=2	224 x 224 x 64
Max Pool 1	2 x 2, stride=2	112 x 112 x 64
Conv 2	3 x 3 x 192	112 x 112 x 192
Max Pool 2	2 x 2, stride=2	56 x 56 x 192
Conv 3	1 x 1 x 128	56 x 56 x 128
Conv 4	3 x 3 x 256	56 x 56 x 256
Conv 5	1 x 1 x 256	56 x 56 x 256
Conv 6	1 x 1 x 512	56 x 56 x 512
Max Pool 3	2 x 2, stride=2	28 x 28 x 512
Conv 7	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 8	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 9	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 10	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 11	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 12	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 13	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 14	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 15	1 x 1 x 512	28 x 28 x 512
Conv 16	3 x 3 x 1024	28 x 28 x 1024
Max Pool 4	2 x 2, stride=2	14 x 14 x 1024
Conv 17	1 x 1 x 512	14 x 14 x 512
Conv 18	3 x 3 x 1024	14 x 14 x 1024
Conv 19	1 x 1 x 512	14 x 14 x 512
Conv 20	3 x 3 x 1024	14 x 14 x 1024
Conv 21	3 x 3 x 1024	14 x 14 x 1024
Conv 22	3 x 3 x 1024, stride=2	7 x 7 x 1024
Conv 23	3 x 3 x 1024	7 x 7 x 1024
Conv 24	3 x 3 x 1024	7 x 7 x 1024
FC 1	-	4096
FC 2	-	7 x 7 x 30 (1470)

1 3 4 5 6 7 8 9

- 通過跨通道 (channel) 信息整合後，再取 3×3 的小範圍下找相似的特徵
- 在 YOLOv1 中共有 9 個這樣的組合

1×1 與 3×3 卷積層組合的好處

Name	Filters	Output Dimension
Conv 1	7 x 7 x 64, stride=2	224 x 224 x 64
Max Pool 1	2 x 2, stride=2	112 x 112 x 64
Conv 2	3 x 3 x 192	112 x 112 x 192
Max Pool 2	2 x 2, stride=2	56 x 56 x 192
Conv 3	1 x 1 x 128	56 x 56 x 128
Conv 4	3 x 3 x 256	56 x 56 x 256
Conv 5	1 x 1 x 256	56 x 56 x 256
Conv 6	1 x 1 x 512	56 x 56 x 512
Max Pool 3	2 x 2, stride=2	28 x 28 x 512
Conv 7	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 8	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 9	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 10	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 11	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 12	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 13	1 x 1 x 256	28 x 28 x 256
Conv 14	3 x 3 x 512	28 x 28 x 512
Conv 15	1 x 1 x 512	28 x 28 x 512
Conv 16	3 x 3 x 1024	28 x 28 x 1024
Max Pool 4	2 x 2, stride=2	14 x 14 x 1024
Conv 17	1 x 1 x 512	14 x 14 x 512
Conv 18	3 x 3 x 1024	14 x 14 x 1024
Conv 19	1 x 1 x 512	14 x 14 x 512
Conv 20	3 x 3 x 1024	14 x 14 x 1024
Conv 21	3 x 3 x 1024	14 x 14 x 1024
Conv 22	3 x 3 x 1024, stride=2	7 x 7 x 1024
Conv 23	3 x 3 x 1024	7 x 7 x 1024
Conv 24	3 x 3 x 1024	7 x 7 x 1024
FC 1	-	4096
FC 2	-	7 x 7 x 30 (1470)

- 拉平後
- 兩個全連接層用於產生出對應的分類和定位的結果。

- YOLO 的網絡架構，是以 GoogLeNet 模型為骨架進行調整，透過 1×1 卷積層，進行跨通道(channel)信息整合，同時達到降低參數的效果，降低過度擬合的情形。
- 了解原理後，明天將進行 YOLO 的網絡架構程式碼講解，明天見

參考資料

今天的課程還意猶未盡嗎？想更深入從不同的角度探討 1×1 的實際效益，可以看參考資料中的網路討論，可以學習到更多。

- **卷積神經網路中用 1×1 卷積有甚麼作用或好處？**

解題時間 Let’s Crack It

CUPOY

請跳出 PDF 至官網 Sample Code & 作業開始解題