03-CNN（卷積神經網路）

立足點：Network 的架構設計的思想

1. Image Classification

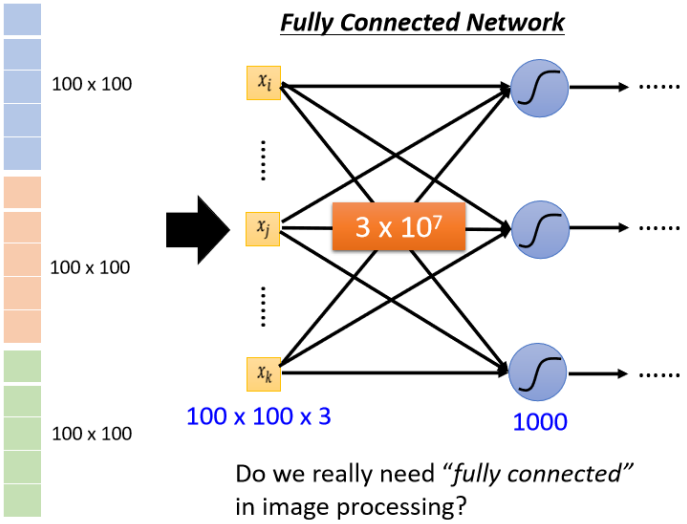
1.1 基本步驟

1. 把所有圖片都先 rescale 成大小一樣

2. 把每一個類別表示成一個 one-hot vector（dimension 的長度決定模型可以辨識出多少不同種類的東西）
3. 將圖片輸入到模型中

1.2 將圖片輸入到模型中

直覺思路會直接展平，但會導致**參數量過大**



如果輸入的向量長度是 100 × 100 × 3，有 1000 個 neuron，那第一層的 weight 就有 1000 × 100 × 100 × 3，也就是 3×10 的 7 次方，是非常巨大的數目

雖然隨著參數的增加，可以增加模型的彈性，可以增加它的能力，但是也**增加了 overfitting 的風險**

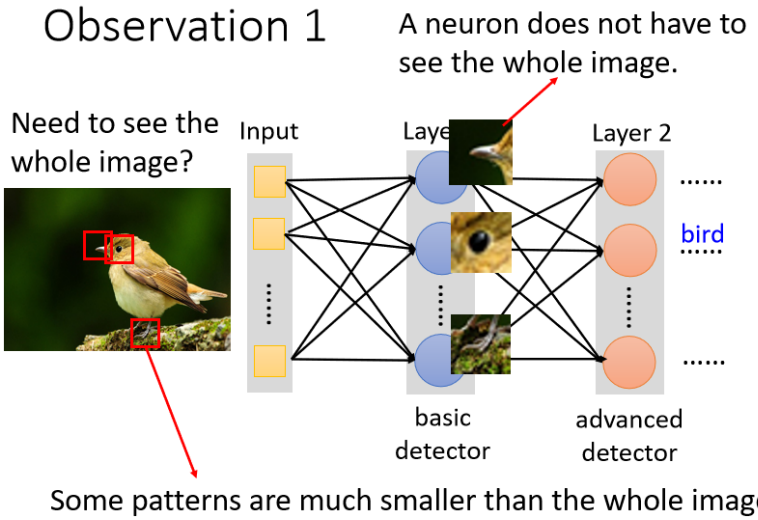
思考：

考慮到影像辨識問題本身的特性，其實**並不一定需要 fully connected**，不需要每一個 neuron 與 input 的每一個 dimension 都有一個 weight

2. 神經元角度介紹 CNN

觀察 ①

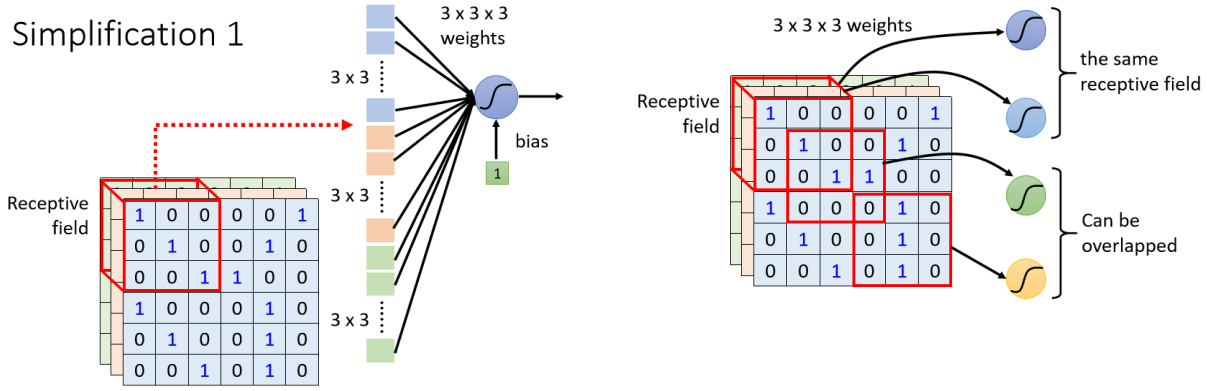
模型通過識別一些特定 patterns 來識別物體，而非整張圖



neuron 也許根本不需要把整張圖片當作輸入，只需把圖片的一小部分當作輸入，就足以偵測某些特別關鍵的 pattern 有沒有出現

簡化①：Receptive Field

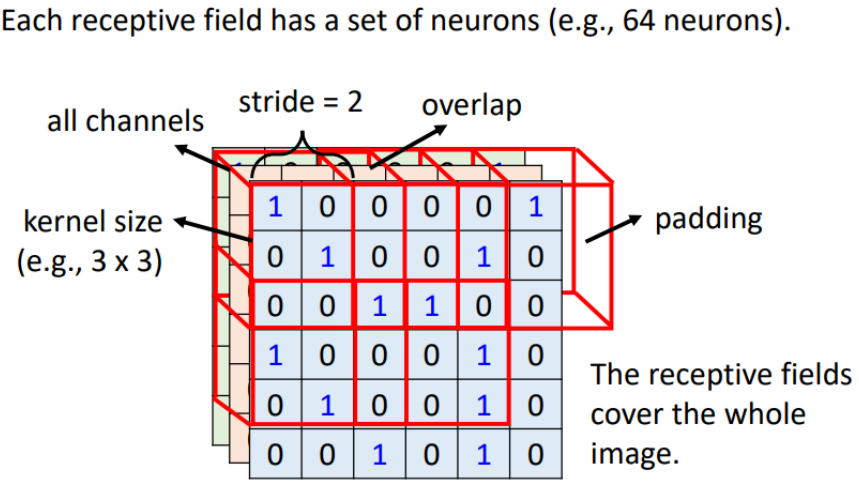
每個神經元只需要考察自己特定範圍內的圖像訊息，將圖像內容展平後輸入到神經元中即可



注意：

- reptive field 之間可以重疊
- 一個 reptive field 可以有多個神經元守備
- reptive field 可以有大有小
- reptive field 可以只考慮某一些 channel
- reptive field 可以是長方形
- reptive field 不一定要相連

Reptive Field 的 Typical Setting（In general）



1. 一般在做影像辨識的時會看全部的 channel。所以在描述一個 receptive field 的時候，無需說明其 channel 數，只要講它的**高、寬 ⇒ kernel size**

   → 一般不做過大的 kernal size，常常設定為 3 × 3

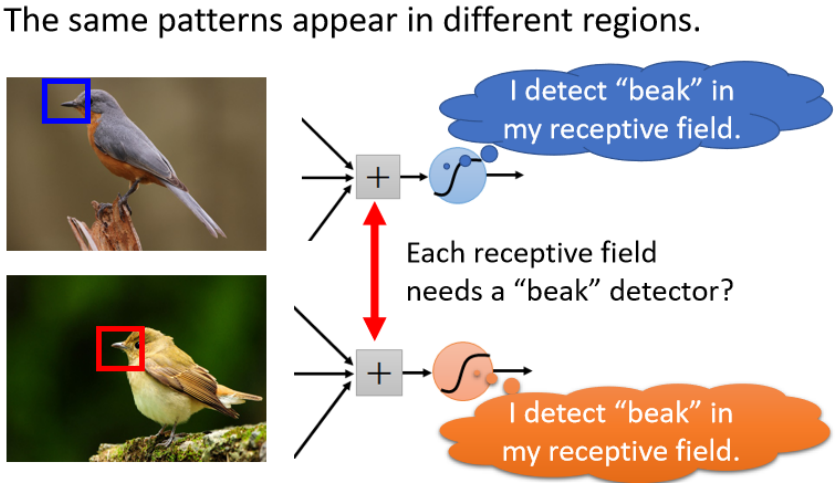
2. 每個 reptive field 會有**不止一個神經元進行守備 ⇒ 輸出通道數/卷積核數目**
3. 不同的 reptive field 之間的關係 ⇒ **reptive field 的水平垂直位移：Stride**【hyperparameter】

   → 一般希望 reptive field 之間有重疊，避免交界處的 pattern 被忽略

4. reptive field **超出影響的範圍 ⇒ padding**（補值：補 0、補平均值、補邊緣值、...）

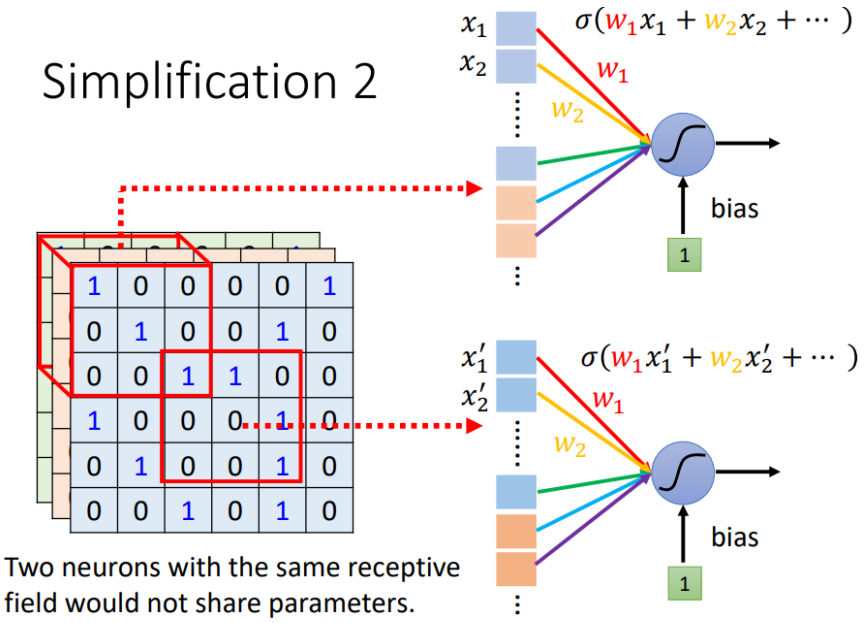
觀察 ②

同樣的 pattern，可能出現在圖片的不同位置，偵測同樣 pattern 的神經元做的工作是一樣的，儘管**守備的 receptive field 不一樣，但參數會是一樣的**

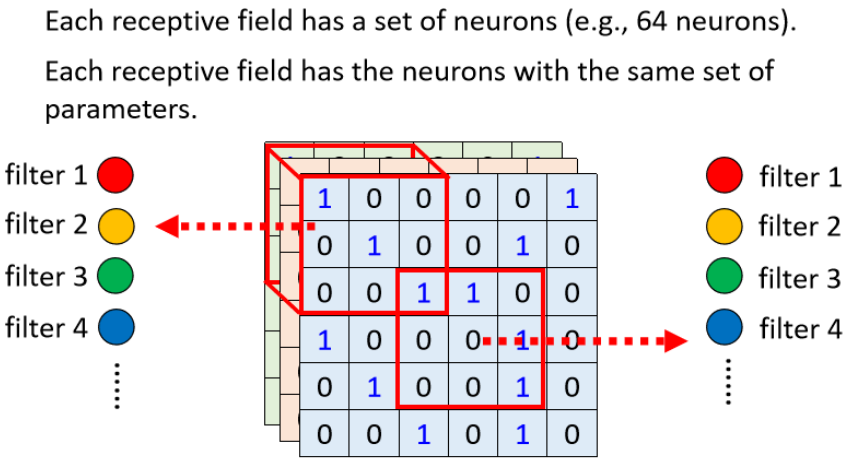


簡化 ②：Parameter Sharing

兩個不同 receptive field 的 neurons 有做一樣的工作，就可以共用參數。儘管參數一樣，但因為是不同的 receptive field（不同的輸入），所以輸出也會是不一樣的



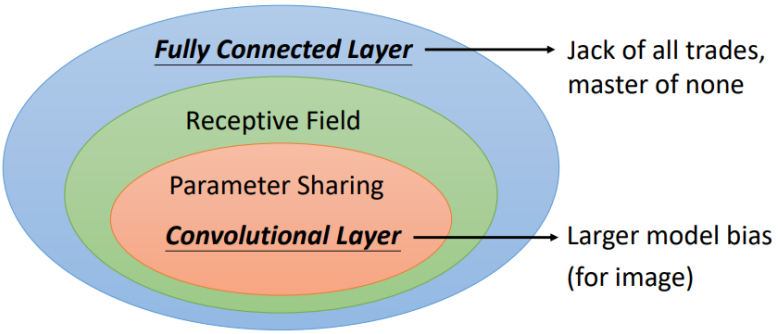
Parameter Sharing 的 Typical Setting（In general）



對每個 reptive field，都使用一組相同的神經元進行守備；這一組神經元被稱作 **Filter**，對不同 reptive field 使用的 Filter 參數相同

Convolutional Layer 的優勢

卷積層是“受限”（彈性變小）的 Fully Connected Layer



- Some patterns are much smaller than the whole image.
- The same patterns appear in different regions.

觀察：

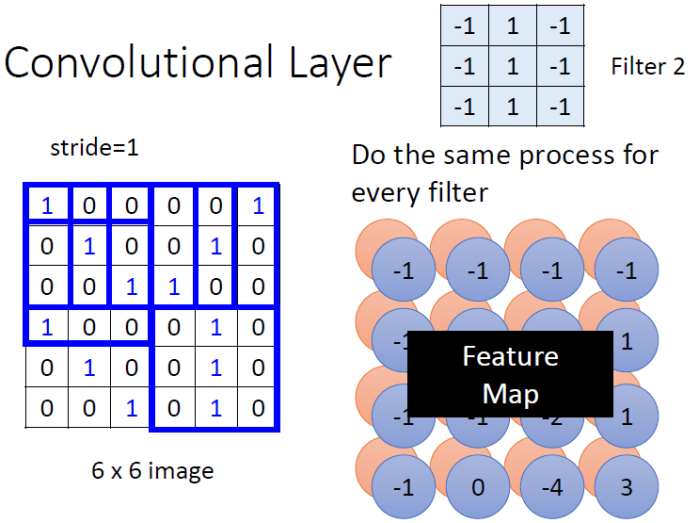
- FC 可以通過“學習”決定要看到的“圖片”的範圍。加上“reptive field”概念後，就只能看某一個範圍
- FC 可以自由決定守備不同 reptive field 的各個神經元參數。加上“權值共享”概念後，守備不同 reptive field 的**同一個 filter 參數相同**

分析：

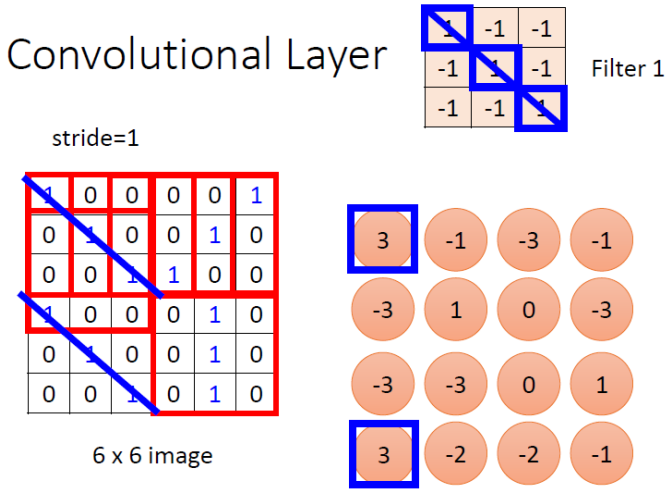
- 一般而言，model bias 小、model 的 flexibility 很高的時候，比較容易 overfitting。**fully connected layer 可以有各式各樣的變化，但是它可能沒有辦法在任何特定的任務**上做好
- CNN 的 bias 比較大，它是專門為影像設計的，所以它在影像上仍然可以做得好

2. 濾波器角度介紹 CNN

2.1 卷積層基本定義



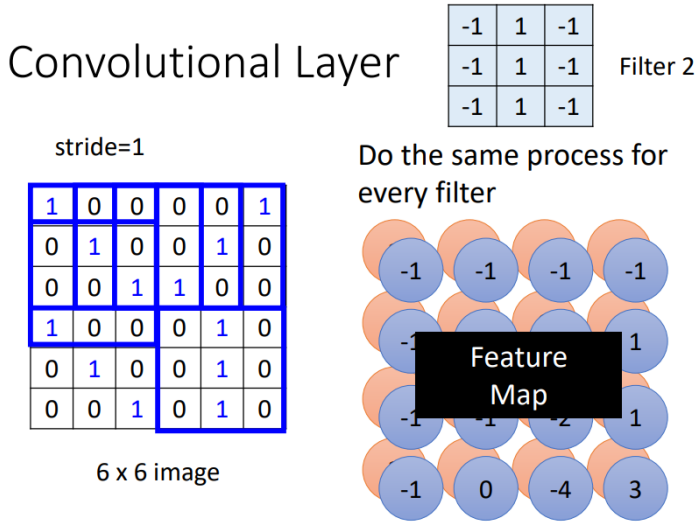
卷積層中有若干個 filters，每個 filter 可以“抓取”圖片中的某一種 pattern（pattern 的大小小於 reptive field 大小）。**filter 的參數就是神經元中的“權值（weight）”**



filter 的計算是“內積”：filter 跟圖片對應位置的數值做矩陣乘法，乘完後再將元素相加

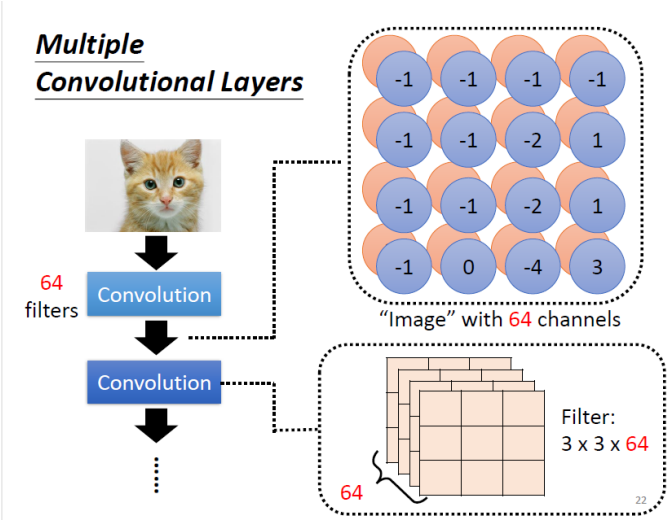
注意：

上圖所示的濾波器，對主對角線為 1 的特徵敏感 ⇒ 對應卷積結果為 3（最大）



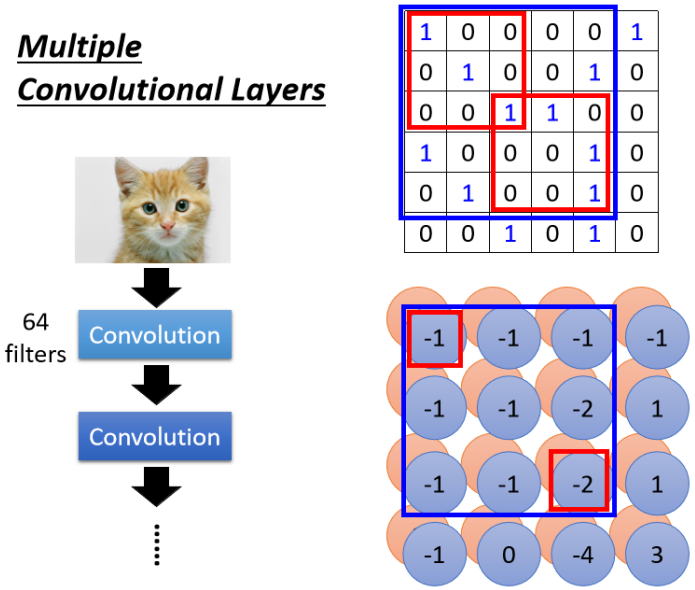
不同的 filter 掃過一張圖片，將會產生“新的圖片”，**每個 filter 將會產生圖片中的一個 channel ⇒ feature map**

2.2 多層卷積



第一層的卷積結果產生了一張 $3 \times 3 \times 64$ 的 feature map。繼續卷積時，需要對 64 個 channel 都進行處理 ⇒ filter 的"高度"要是 64

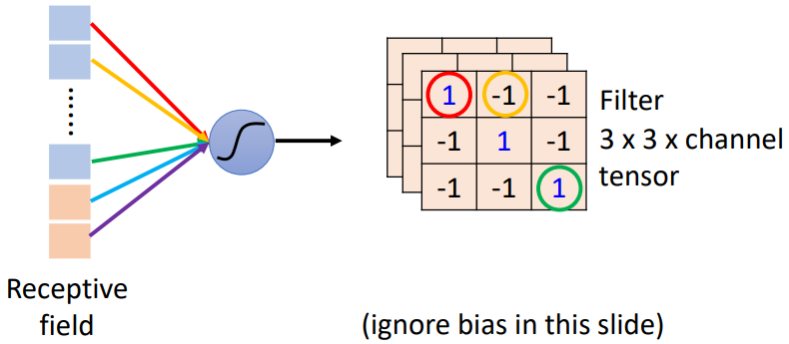
2.2.1 讓小卷積核看到大 pattern



在考慮第二層中 3×3 的範圍，在原圖實際上考慮了 5×5範圍的pattern。當卷積層越來越深時，即使只是 3×3 的 filter，看到的範圍實際上是會越來越大

3. 神經元角度（Neuron）vs 濾波器角度（Filter）

神經元角度說到 Neuron 會共用參數，這些共用的參數就是濾波器角度說到的 Filter



Convolutional Layer

Neuron Version Story	***Filter Version Story***
Each neuron only considers a receptive field.	There are a set of filters detecting small patterns.
The neurons with different receptive fields share the parameters.	Each filter convolves over the input image.

They are the same story.

3.1 不用看整張圖片範圍

- 神經元角度：只要守備 reptive field
- 濾波器角度：使用 Filter 偵測模式 pattern

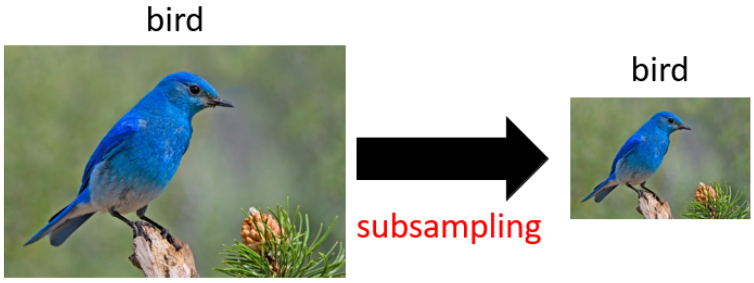
3.2 相同 Pattern 可能出現在圖片的不同位置

- 神經元角度：守備不同 reptive field 的神經元可以共用參數
- 濾波器角度：Filter 掃過整張圖片

4. Subsampling（Pooling）

舉例而言，把偶數行拿掉，把基數列拿掉，不會影響圖片的辨析，同時可以**減少運算量**

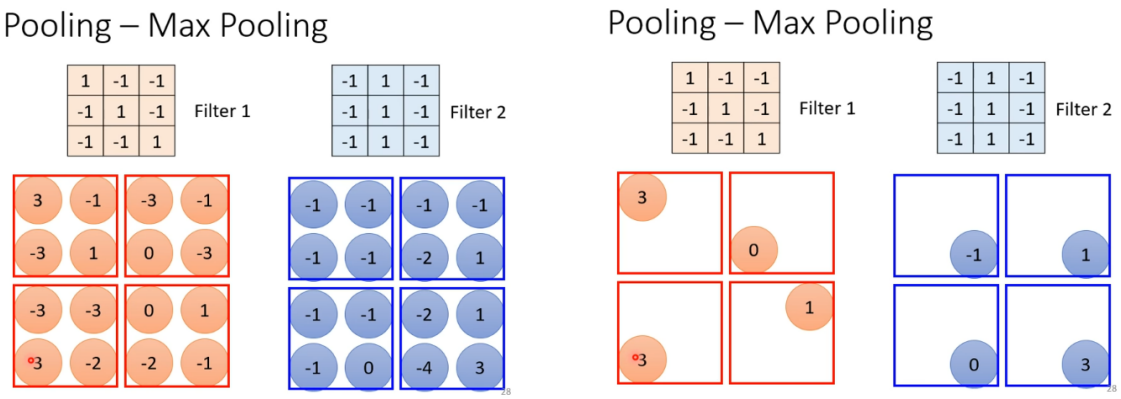
• Subsampling the pixels will not change the object



pooling 本身沒有參數，所以並不是一個 layer。行為類似於 activation function（sigmoid、ReLU ），是一個 operator，它的行為不是固定好的

4.1 不同 Pooling 方法

- Max pooling

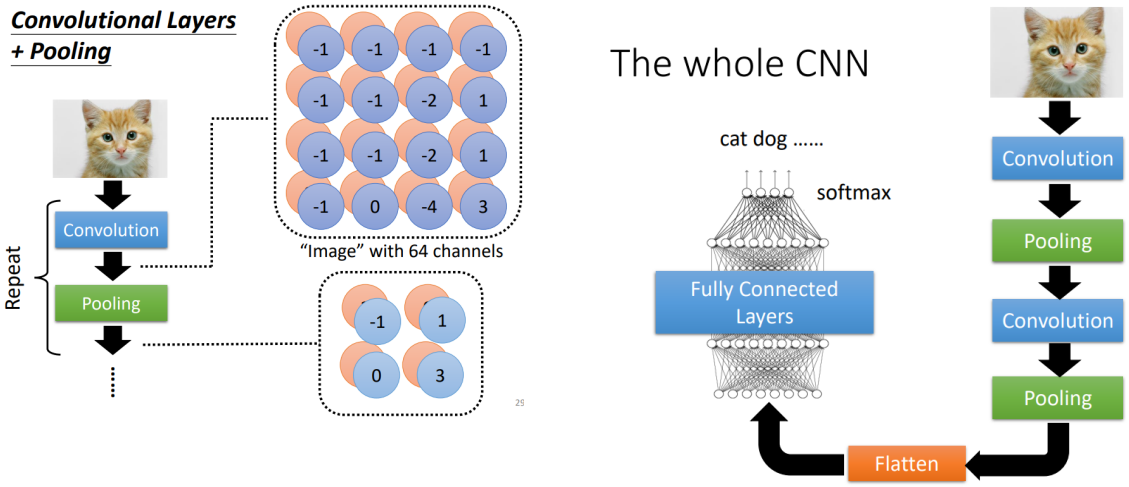


- Mean Pooling
- ...

5. The whole CNN（典型 CNN 結構）

典型架構讓 **convolution 及 pooling 交錯運用**

Convolutional Layer → Pooling → ...（循環） → Flatten（把矩陣拉直排成向量） → FC → Softmax



Pooling 可有可無

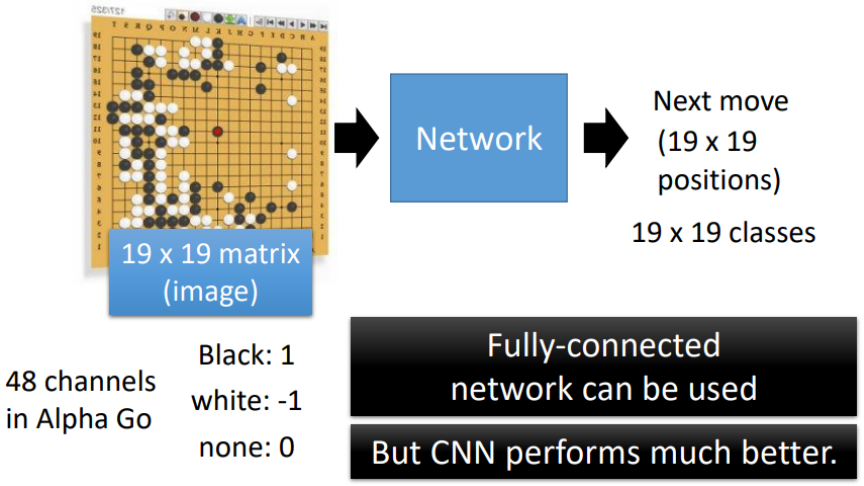
pooling 對於 rerformance 會帶來一點傷害。如果**運算資源足夠**，現今很多 network 的架構的設計往往就**不做 pooling，改為全 convolution**

6. 應用

6.1 Alpha Go

可使用 FC，但用 **CNN 效果更好**

把棋盤看成 19×19 的圖片，用 48 個 channel 來描述

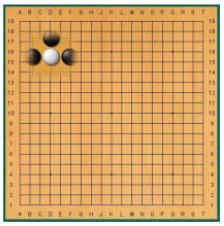


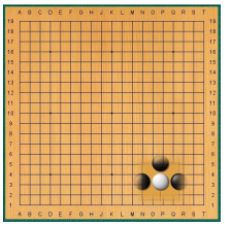
與圖像辨識的共同點

- Some patterns are much smaller than the whole image

  Alpha Go uses 5 x 5 for first layer

- The same patterns appear in different regions.





- 只看小範圍
- 同個 pattern 在不同位置出現

沒有 Pooling

- Subsampling the pixels will not change the object

Pooling How to explain this???

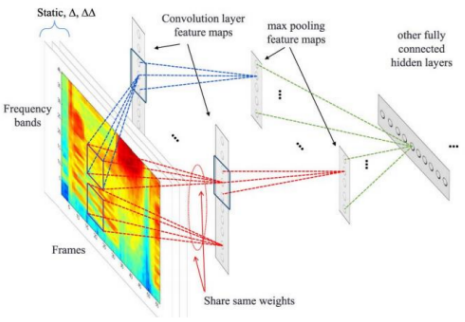
Neural network architecture. The input to the policy network is a 19 × 19 × 48 image stack consisting of 48 feature planes. The first hidden layer zero pads the input into a 23 × 23 image, then convolves *k* filters of kernel size 5 × 5 with stride 1 with the input image and applies a rectifier nonlinearity. Each of the subsequent hidden layers 2 to 12 zero pads the respective previous hidden layer into a 21 × 21 image, then convolves *k* filters of kernel size 3 × 3 with stride 1, again followed by a rectifier nonlinearity. The final layer convolves 1 filter of kernel size 1 × 1 with stride 1, with a different bias for each position, and applies a softmax function. The match version of AlphaGo used *k* = 192 filters; Fig. 2b and Extended Data Tab 256 and 384 filters

Alpha Go does not use Pooling .....

33

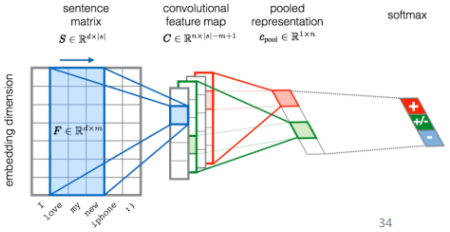
6.2 語音、NLP

More Applications



Speech

https://dl.acm.org/doi/10.1109/TASLP.2014.2339736



Natural Language Processing

https://www.aclweb.org/anthology/S15-2079/

34

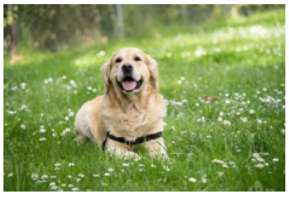
7. Learn More

CNN 的缺陷：

CNN 並不能夠處理影像放大縮小，或者是旋轉的問題。所以在做影像辨識的時候，往往都要做 data augmentation，把訓練數據截一小塊出來放大縮小、把圖片旋轉，CNN 才會做到好的結果

可以用 **Spacial Transformer Layer** 處理這個問題

- CNN is not invariant to scaling and rotation (we need data augmentation ☺).



Spatial Transformer Layer

https://youtu.be/SoCywZ1hZak
(in Mandarin)