Day 93 深度學習應用卷積神經網路

卷積神經網路架構細節

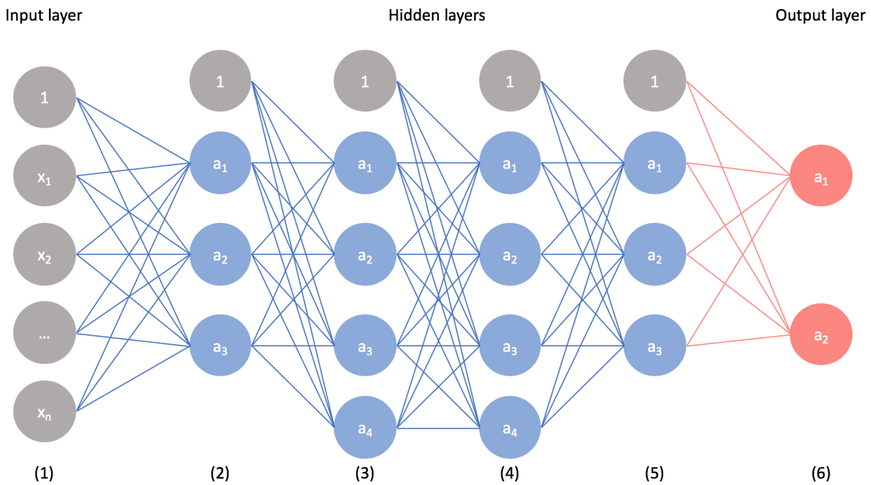
陳宇春
出題教練

本日知識點目標

- 介紹 CNN
- 說明 CNN 為何適用於 Image 處理
- 卷積層中的捲積過程是如何計算的？為什麼卷積核是有效的？

深度神經網路的特例 – CNN（卷積網路）

- 傳統的DNN（即Deep neural network）最大問題在於它會忽略資料的形狀。
  - 例如，輸入影像的資料時，該 data 通常包含了水平、垂直、color channel 等三維資訊，但傳統 DNN 的輸入處理必須是平面的、也就是須一維的資料。
  - 一些重要的空間資料，只有在三維形狀中才能保留下來。
    - RGB 不同的 channel 之間也可能具有某些關連性、而遠近不同的像素彼此也應具有不同的關聯性



圖片來源：jeremyjordan.me

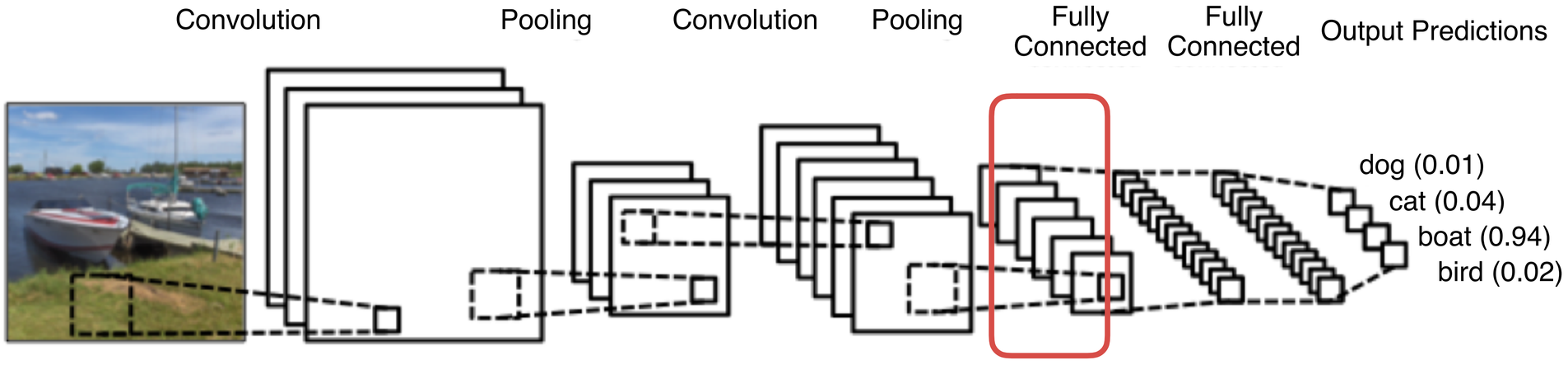
深度神經網路的特例 – CNN (卷積網路)

CUPOY

- Deep learning 中的 CNN 較傳統的 DNN 多了 Convolutional（卷積）及池化（Pooling） 兩層 layer，用以維持形狀資訊並且避免參數大幅增加。
- Convolution 原理是透過一個指定尺寸的 window，由上而下依序滑動取得圖像中各局部特徵作為下一層的輸入，這個 sliding window 在 CNN 中稱為稱為 Convolution kernel (卷積內核)
- 利用此方式來取得圖像中各局部的區域加總計算後，透過 ReLU activation function 輸出為特徵值再提供給下一層使用

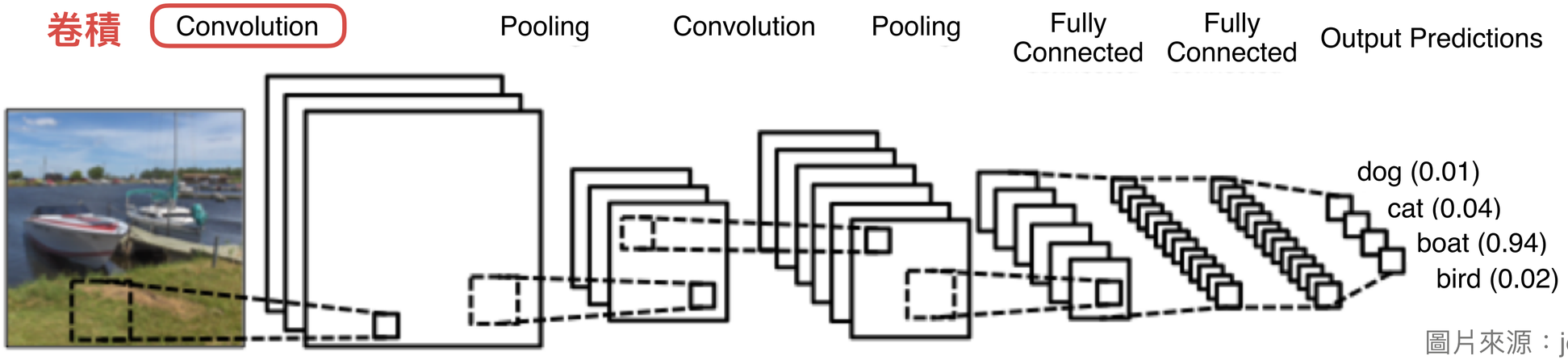
卷積網路的組成

- Convolution Layer 卷積層
- Pooling Layer 池化層
- Flatten Layer 平坦層
- Fully connection Layer 全連接層



圖片來源：jeremyjordan.me

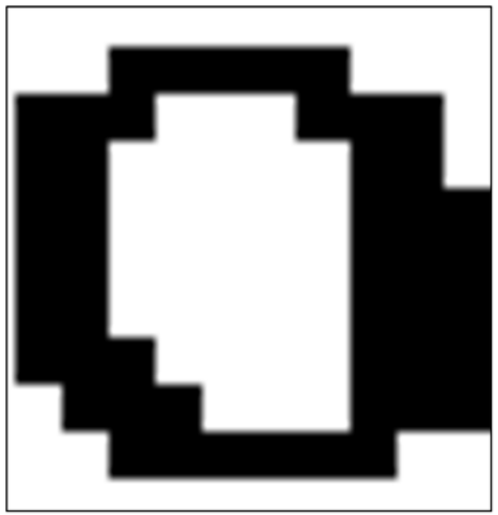
卷積如何做



圖片來源：jeremyjordan.me

人眼

取一個數字「0」



取出pixel 值：

範圍: 0~255

0~ 沒有

255 ~ 全黑

取每點pixel 值的「矩陣」

數位

255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
255	255	0	0	0	0	0	255	255	255
0	0	0	255	255	255	0	0	0	255
0	0	255	255	255	255	255	0	0	255
0	0	255	255	255	255	255	0	0	0
0	0	255	255	255	255	255	0	0	0
0	0	255	255	255	255	255	0	0	0
0	0	0	255	255	255	255	0	0	0
255	0	0	0	255	255	255	0	0	0
255	255	0	0	0	0	0	0	255	255

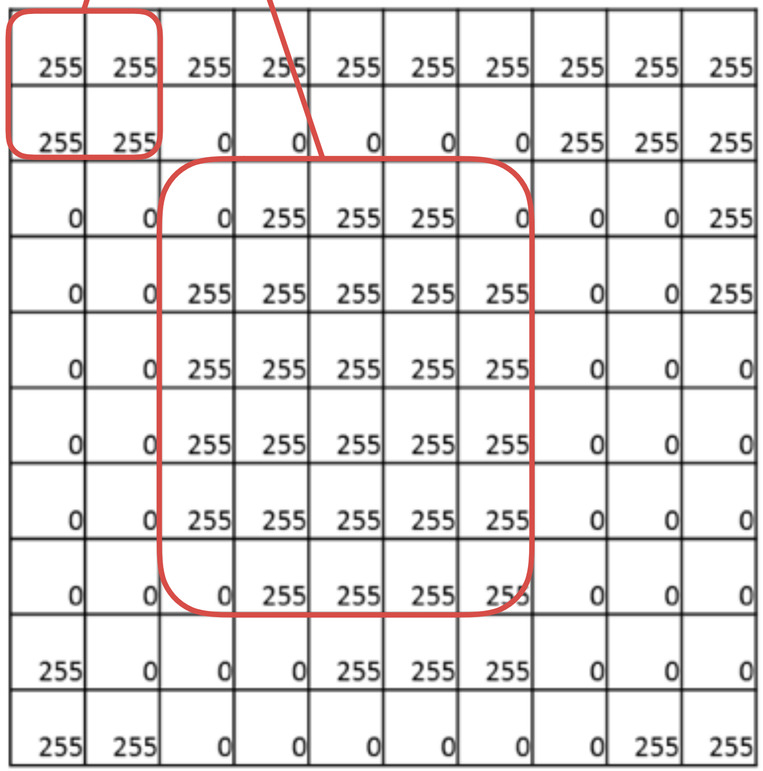
- 丟一張圖給 Neural Network (NN) 做辨識，NN 看到的跟人眼看到是不一樣的

卷積如何做

CUPOY

保留有效的 pixel

這個矩陣運算行為就是稱為卷積



255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
255	255	0	0	0	0	0	255	255	255
0	0	0	255	255	255	0	0	0	255
0	0	255	255	255	255	255	0	0	255
0	0	255	255	255	255	255	0	0	0
0	0	255	255	255	255	255	0	0	0
0	0	255	255	255	255	255	0	0	0
0	0	0	255	255	255	255	0	0	0
255	0	0	0	255	255	255	0	0	0
255	255	0	0	0	0	0	0	255	255

1	0	1
0	1	0
1	0	1

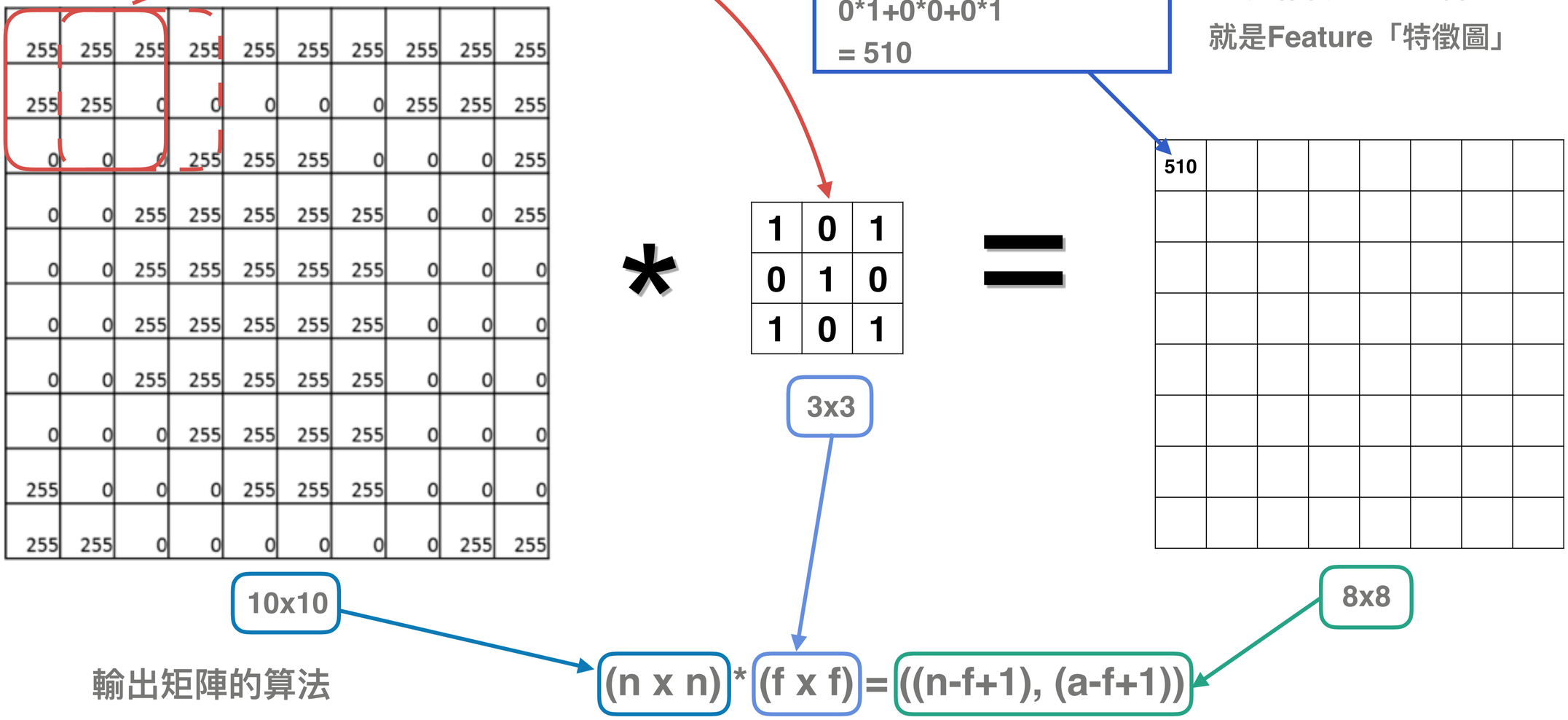
這個矩陣就稱為 filter

因為要過濾掉原圖的雜訊

影像處理

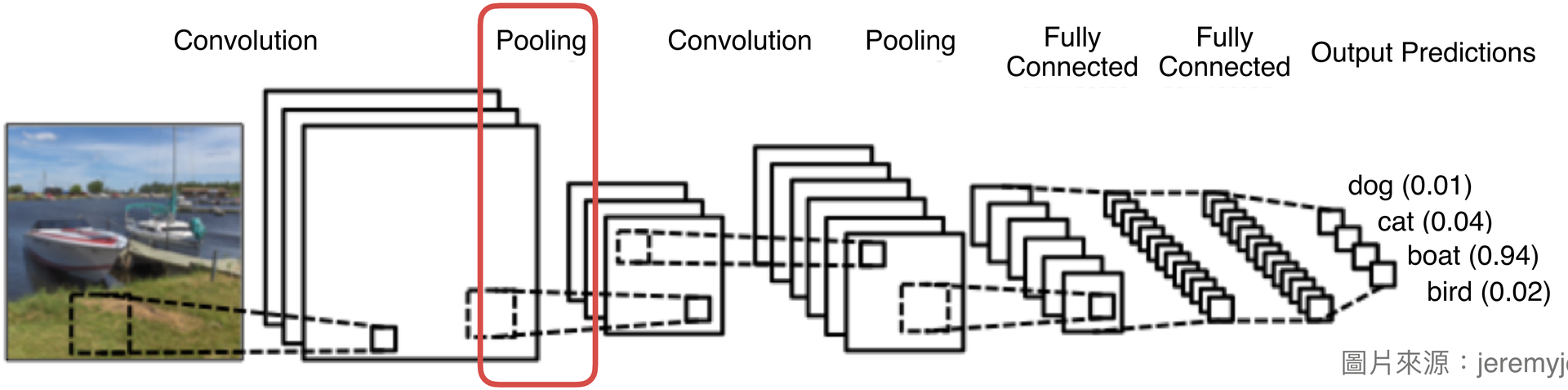
要辨識，首先要找出特徵，也就是 「0」這個數字的邊界，矩陣就是透過矩陣的運算，保留有效的 pixel

卷積如何做


一直重覆
255*0+255*0+255*1+
255*0+255*1+0*0+
0*1+0*0+0*1
= 510
卷績結果產生的矩陣，
就是Feature「特徵圖」
255 255 255 255 255 255 255 255 255 255
255 255 0 0 0 0 0 255 255 255
0 0 0 255 255 255 0 0 0 255
0 0 255 255 255 255 255 0 0 255
0 0 255 255 255 255 255 0 0 0
0 0 255 255 255 255 255 0 0 0
0 0 255 255 255 255 255 0 0 0
0 0 0 255 255 255 255 0 0 0
255 0 0 0 255 255 255 0 0 0
255 255 0 0 0 0 0 0 255 255
*
1 0 1
0 1 0
1 0 1
=
510
3x3
10x10
8x8
輸出矩陣的算法
(n x n) * (f x f) = ((n-f+1), (a-f+1))

Pooling Layer

- Pooling layer 稱為池化層，它的功能很單純，就是將輸入的圖片尺寸縮小（大部份為縮小一半）以減少每張 feature map 維度並保留重要的特徵，其好處有：
  - 特徵降維，減少後續 layer 需要參數。
  - 具有抗干擾的作用：圖像中某些像素在鄰近區域有微小偏移或差異時，對 Pooling layer 的輸出影響不大，結果仍是不變的。
  - 減少過度擬合 over-fitting 的情況。



圖片來源：jeremyjordan.me

Flatten – 平坦層

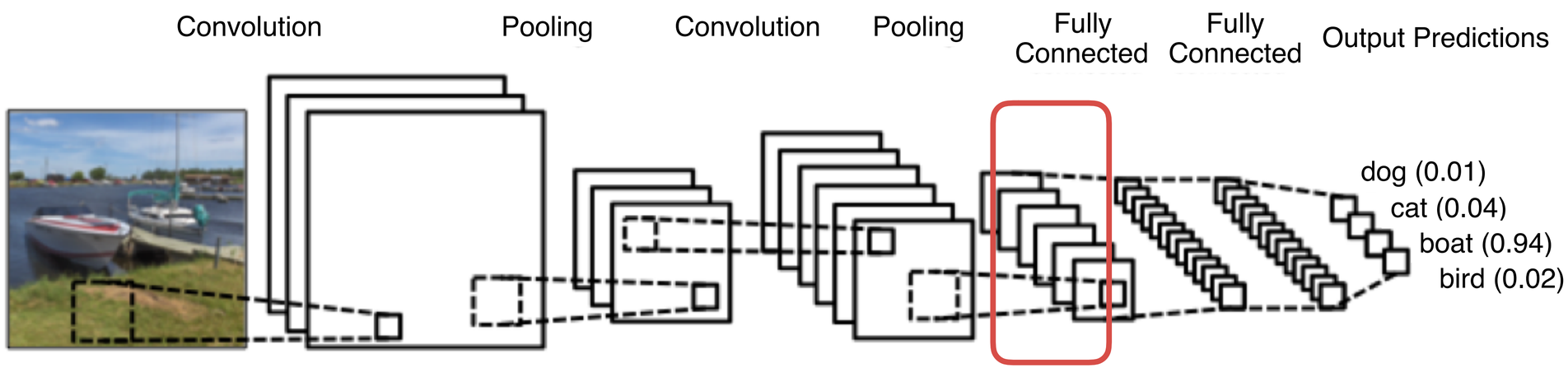
- Flatten：將特徵資訊丟到 **Full connected layer** 來進行分類，其神經元只與上一層 kernel 的像素連結，而且各連結的權重在同層中是相同且共享的

1	0	1
0	1	0
1	0	1

Featrue Map

Flattening

1
1
0
4
2
1
0
2
1



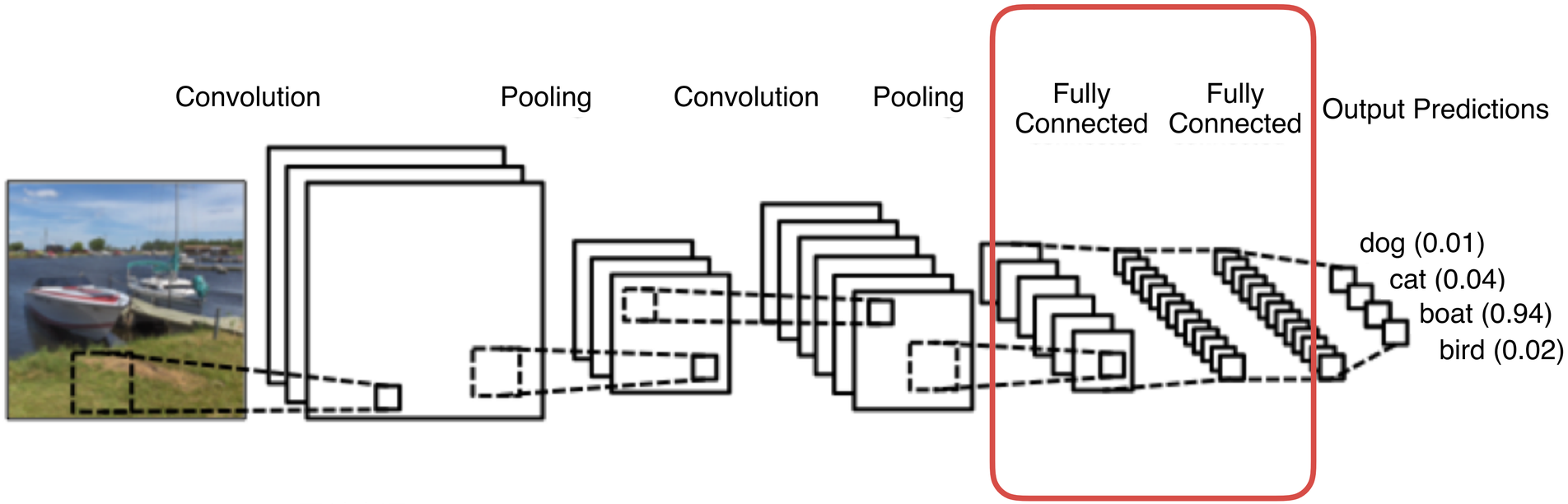
Flatten Layer 平坦層

圖片來源：jeremyjordan.me

全連接層 - Fully connected layers

CUPOY

- 卷積和池化層，其最主要的目的分別是提取特徵及減少圖像參數，然後將特徵資訊丟到 **Full connected layer** 來進行分類，其神經元只與上一層 kernel 的像素連結，而且各連結的權重在同層中是相同且共享的



圖片來源：jeremyjordan.me

前述流程 / python程式 對照

CUPOY

用 Keras 程式碼簡單模擬 CNN 在 MINST 資料集上的工作流程，便於直觀理解

- 卷積層

```
#建立一個序列模型
model = models.Sequential()
#建立一個卷積層, 32 個內核, 內核大小 3x3,
#輸入影像大小 28x28x1
model.add(layers.Conv2D(32, (3, 3), input_shape=(28, 28, 1)))
```

- 池化層

```
model.add(MaxPooling2D((2,2)))
```

(池化引數：劃分的尺寸)

```
#建立第二個卷積層, 池化層,
#請注意, 不需要再輸入 input_shape
model.add(layers.Conv2D(25, (3, 3)))
```

前述流程 / python程式 對照

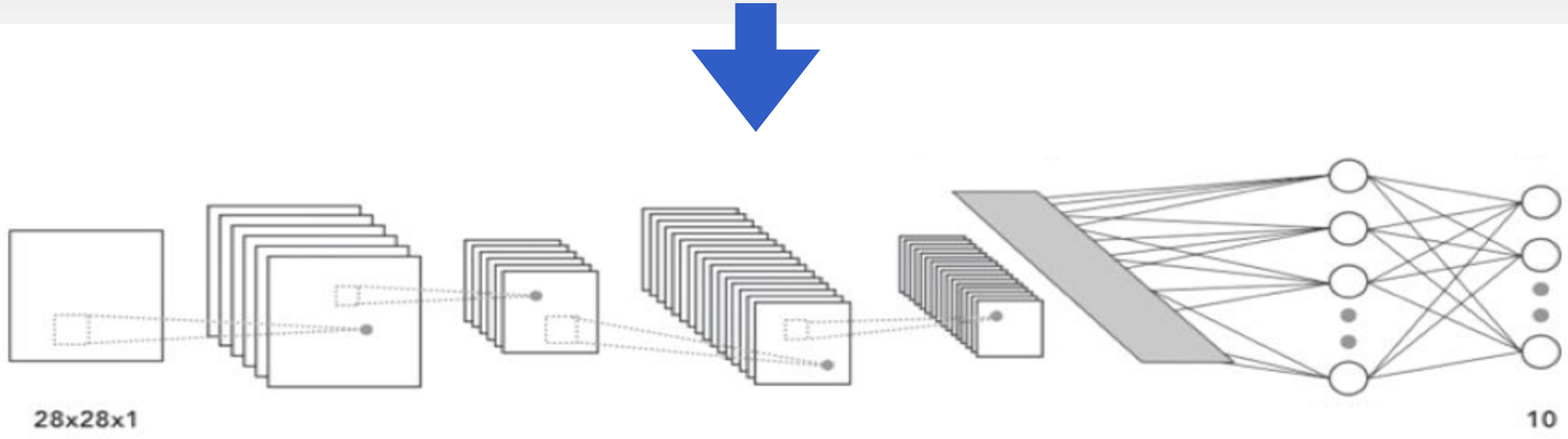
CUPOY

- 平坦層

  model.**add**(Flatten())

- 投入全連線網路與輸出

```
model.add(Dense(output_dim=100))
model.add(Activation('relu'))
model.add(Dense(output_dim=10))
model.add(Activation('softmax'))
```



重要知識點複習：What is Convolution

CUPOY

- 卷積是圖像的通用濾鏡效果。
  - 將矩陣應用於圖像和數學運算，由整數組成
  - 卷積是通過相乘來完成的
  - 像素及其相鄰像素 矩陣的顏色值
  - 輸出是新修改的過濾圖像

- Kernel 內核 (or 過濾器 filter)：
  - 內核（通常）很小 用於的數字矩陣 圖像卷積。
  - 「不同大小的內核」包含不同的模式 數字產生不同的結果
  - 在卷積下。「內核的大小是任意的」但經常使用 3x3

Convolutional over volume

CUPOY

- **input 上的變化**
  - 單色圖片的 input，是 2D， Width x Height
  - 彩色圖片的 input，是 3D， Width x Height x Channels
- **filter 上的變化**
  - 單色圖片的 filter，是 2D, Width x Height
  - 彩色圖片的 filter，是 3D, Width x Height x Channels
    但2個 filter 的數值是一樣的
- **feature map 上的變化**
  - 單色圖片，一個 filter，是 2D, Width x Height
    多個 filters，Width x Height x filter 數量
    彩色圖片，也是如此

解題時間
It’s Your Turn

請跳出PDF至官網Sample Code＆作業
開始解題