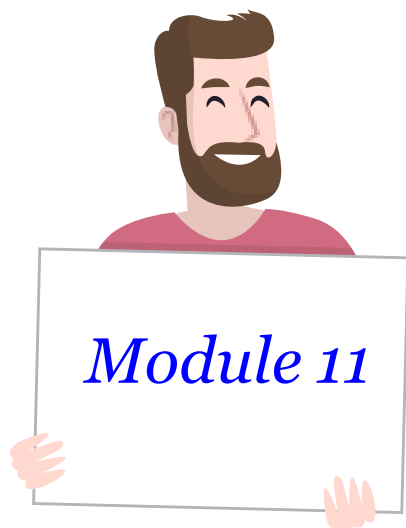




# CNN神經網路建構



designed by  freepik

Estimated time:  
**45** min.



資訊工業策進會 Institute for Information Industry

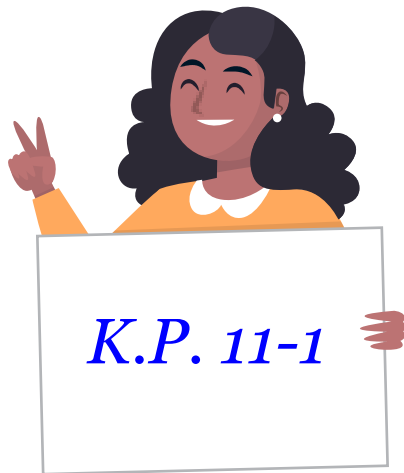
# 學習目標

- 11-1: 建構CNN神經網路
- 11-2: CNN網路的特性
- 11-3: CNN計算範例



# 11-1: 建構CNN神經網路

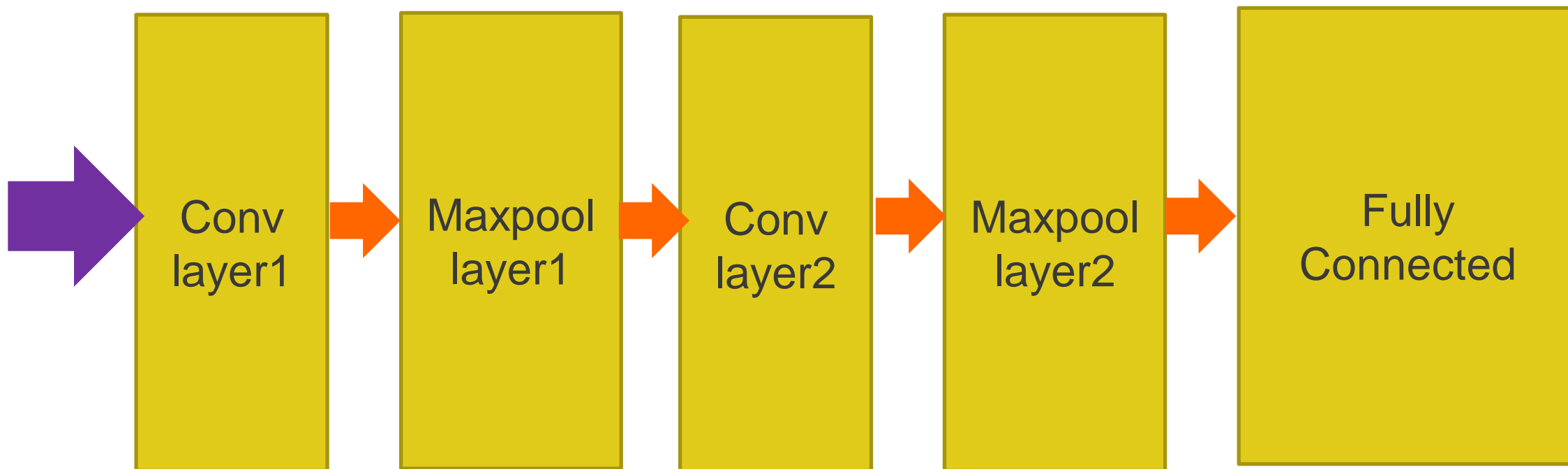
- 建構CNN神經網路
- CNN網路的卷積層
- CNN網路的池化層
- CNN網路的全連結層



designed by freepik

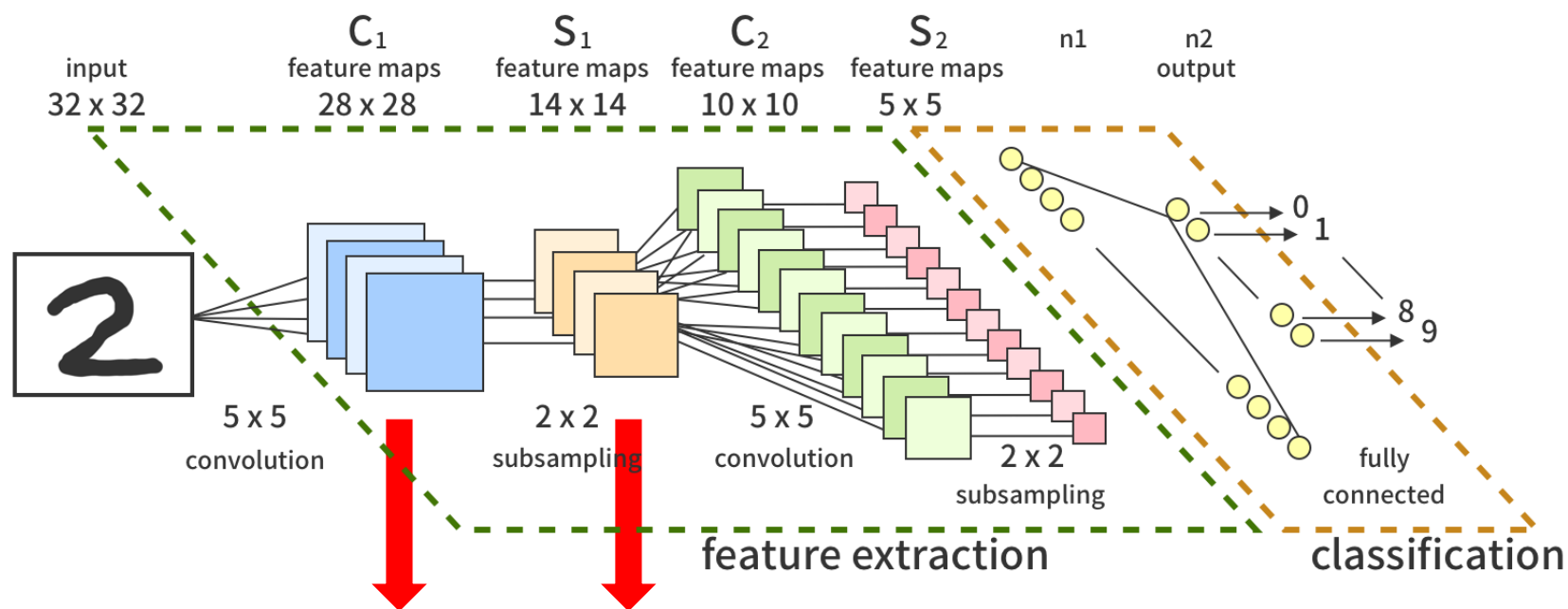
# 建構CNN神經網路

- 一個CNN網路是由多個卷積層以及池化層所構成，最後再加上一層全連結層
  - 要幾層卷積層，幾層池化層使用者可以自己設定



# 建構CNN神經網路

- 如下圖所示，一張圖輸入CNN網路時，會在卷積層與多張濾波器做卷積得到多張特徵圖，每張特徵圖在各自做池化，不斷做下去直到最後全連結層



多次的卷積以及池化

# CNN網路的卷積層

- 一個卷積層內，使用者可以定義多個濾波器
  - 濾波器越多代表可以抽取越多原始圖片不同之特徵

|   |   |   |   |   |
|---|---|---|---|---|
| 1 | 5 | 2 | 4 | 2 |
| 3 | 2 | 2 | 1 | 2 |
| 1 | 5 | 4 | 4 | 2 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 4 |
| 2 | 2 | 1 | 3 | 1 |

原始圖片

|     |      |      |
|-----|------|------|
| 0.1 | -0.2 | 1.5  |
| 0.3 | -2   | 2.1  |
| 1   | 0.2  | -0.4 |

濾波器1

|     |      |     |
|-----|------|-----|
| 1   | 1.5  | 2   |
| 1.3 | -1.1 | 2   |
| 2   | -0.5 | 2.4 |

濾波器2

⋮

# CNN網路的卷積層

- 傳統在做卷積運算時通常是設定好濾波器裡的數字在運算
- 但在使用CNN網路時，卷積層裡的濾波器，其數值一開始是隨機初始化

- 這些數字也是CNN網路裡的參數
- 神經網路會自己學出來

CNN網路裡面的參數

|     |      |      |
|-----|------|------|
| 0.1 | -0.2 | 1.5  |
| 0.3 | -2   | 2.1  |
| 1   | 0.2  | -0.4 |

濾波器1

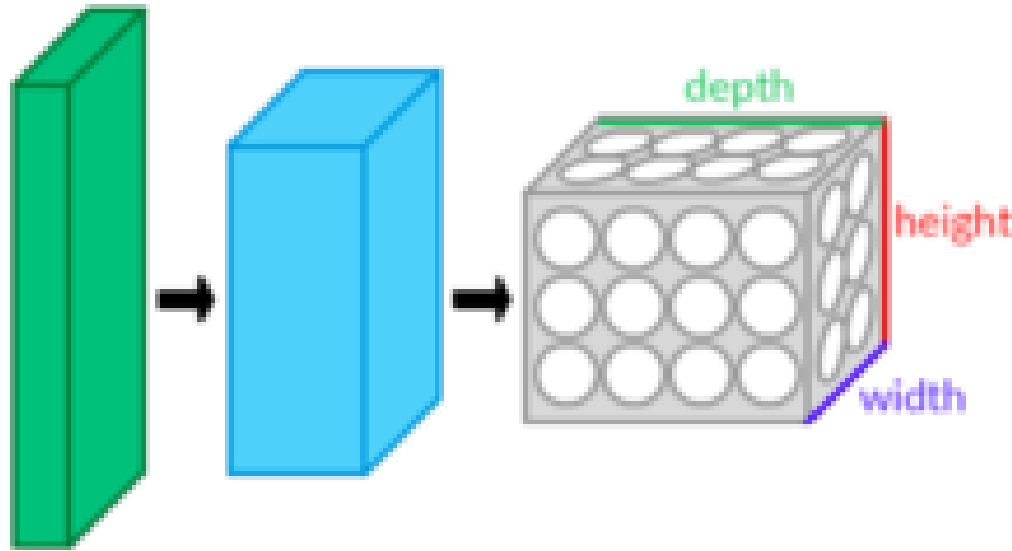
|     |      |     |
|-----|------|-----|
| 1   | 1.5  | 2   |
| 1.3 | -1.1 | 2   |
| 2   | -0.5 | 2.4 |

濾波器2

⋮

# CNN網路的卷積層

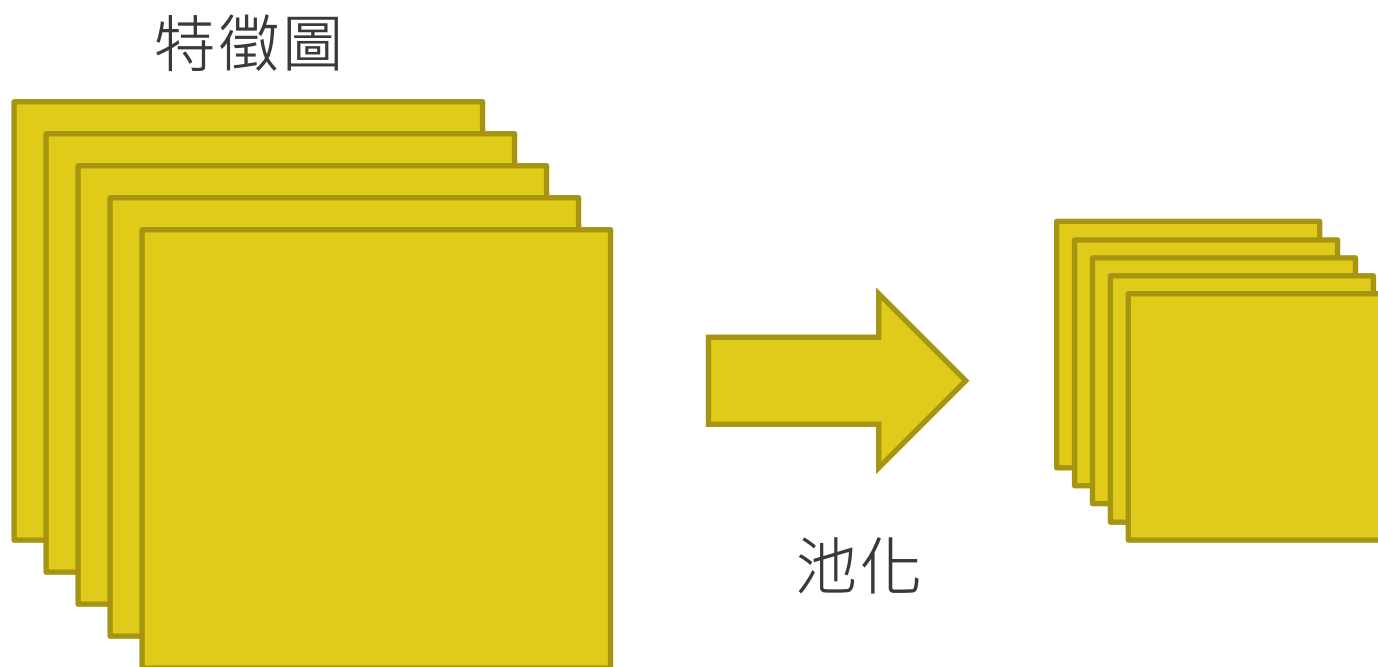
- 一個卷積層輸入的是一個三維度的數據組(長\*寬\*高)，經由多個濾波器的卷積後，其輸出形狀也是個三維度的數據組
  - 其中輸出的數據組的深度為濾波器的數量





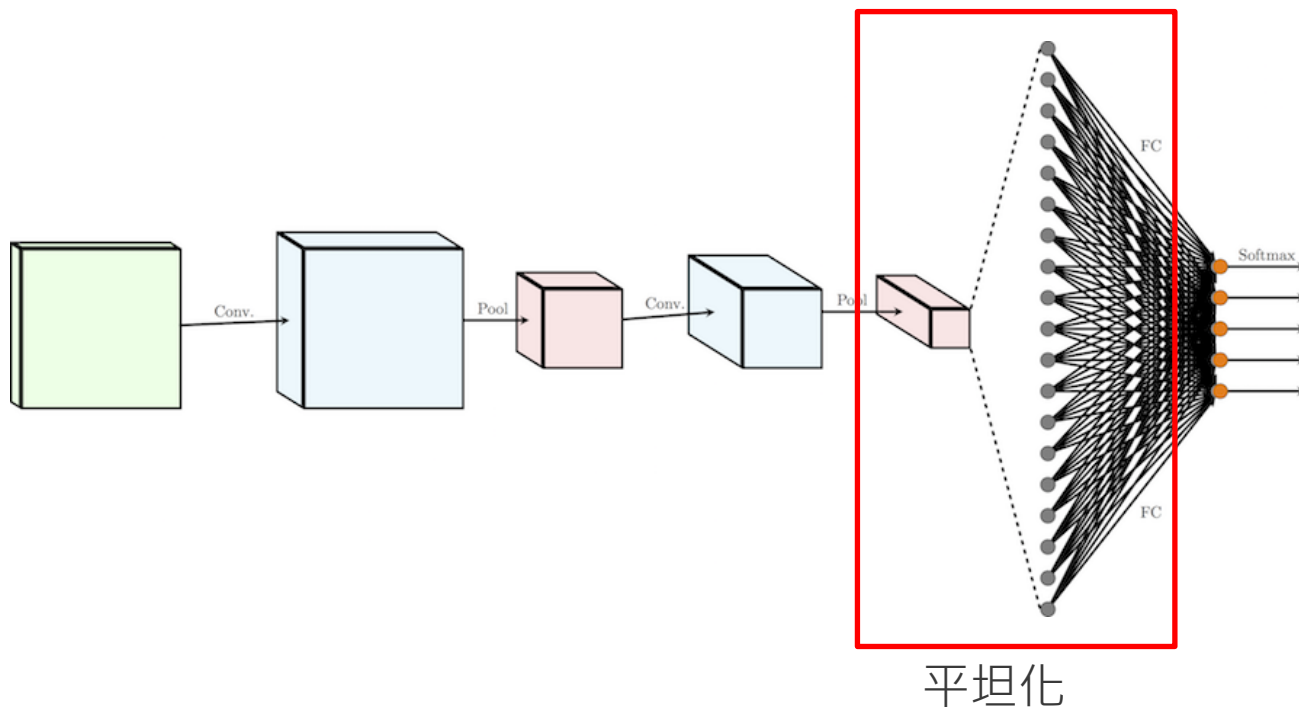
# CNN網路的池化層

- 經過卷積層後，可以得到非常多張特徵圖，將每張特徵圖各自做池化，即為池化層的輸出



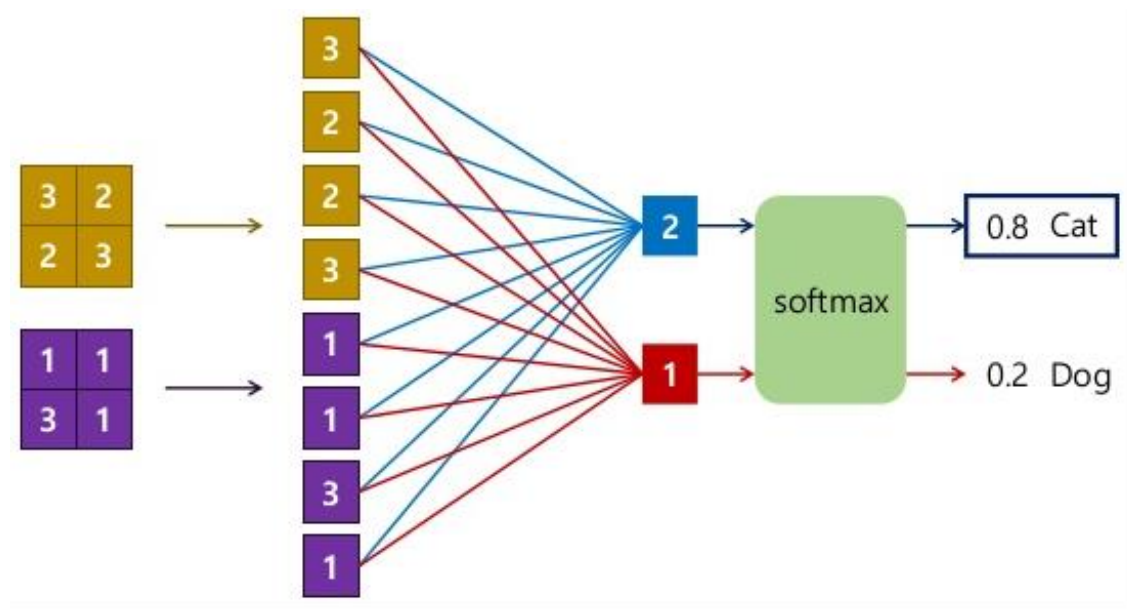
# CNN網路的全連結層

- 當經過一連串的卷積層以及池化層後，最終我們需要將輸出結果輸入全連結層
  - 輸入全連結層前需要做平坦化，才符合全連結層的格式



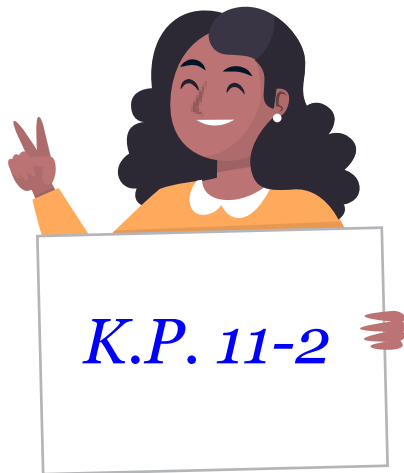
# CNN網路的全連結層

- 平坦化的示意圖如下，其會將最終的三維度數據組，專換成一個很長的向量，來當作全連結層的輸入



# 11-2: CNN網路的特性

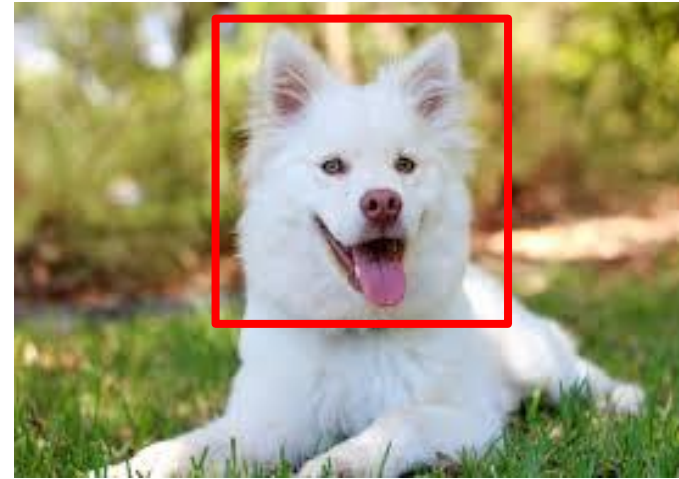
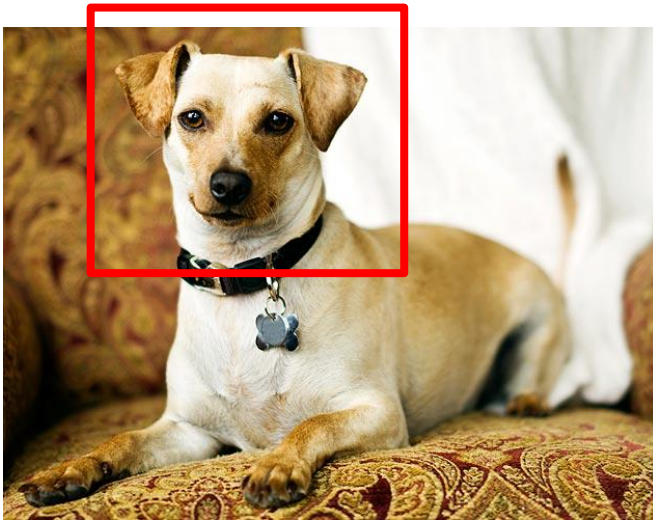
- 圖片不變性
- 共享參數
- **DNN與CNN網路處理圖像之差異**



designed by freepik

# 圖片不變性

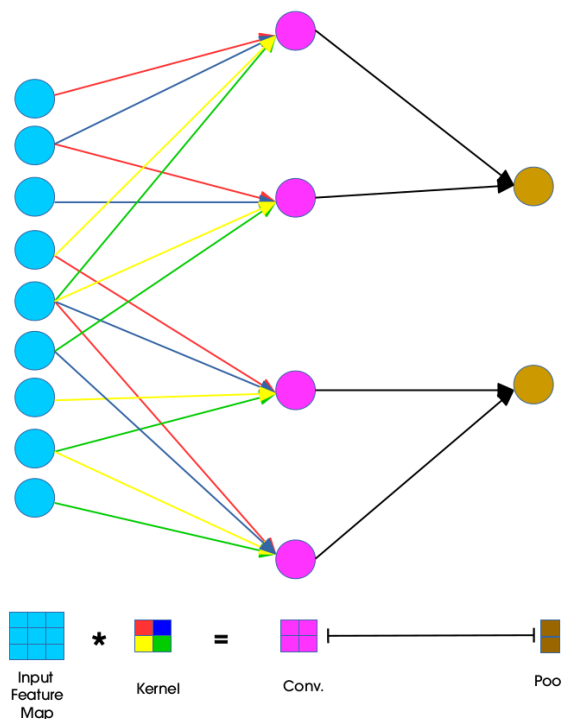
- CNN網路有圖片不變性
  - 代表如果偵測物件在照片左上、右上、左下、右下不同位置，其都能抓得非常好



圖片不變性

# 共享參數

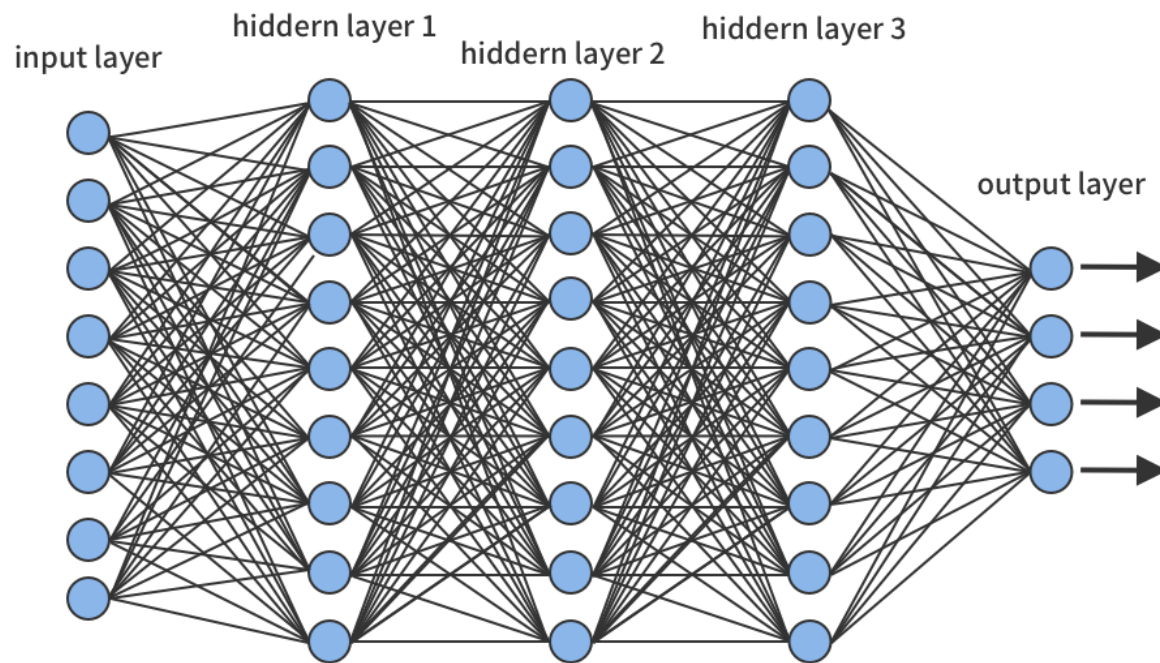
- CNN網路有共享參數的特性，讓整個網路的參數非常節省
  - 代表記憶體負荷不會那麼重
  - 如果將卷積層展開如下，可以看出此卷積層只花了4個參數(紅、藍、黃、綠)



共享參數

# 共享參數

- 複習一下，**DNN**網路會隨著網路的層數，參數增長量會非常快
  - 這也是為什麼我們面對圖像問題時，目前主流方法還是偏好**CNN**網路



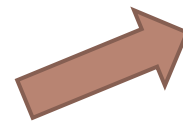
# DNN與CNN網路處理圖像之差異

- 做圖片處理時
  - DNN網路的輸入是一個向量的形式
  - CNN網路的輸入是一個3D張量

|   |   |   |   |   |
|---|---|---|---|---|
| 1 | 5 | 2 | 4 | 2 |
| 3 | 2 | 2 | 1 | 2 |
| 1 | 5 | 4 | 4 | 2 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 4 |
| 2 | 2 | 1 | 3 | 1 |

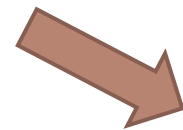
原始圖片

DNN

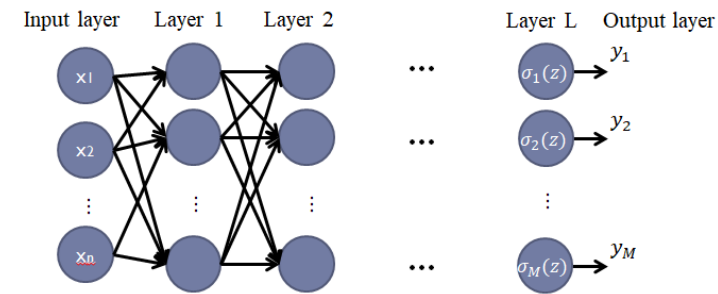


|     |      |     |
|-----|------|-----|
| 1   | 1.5  | 2   |
| 1.3 | -1.1 | 2   |
| 2   | -0.5 | 2.4 |

濾波器



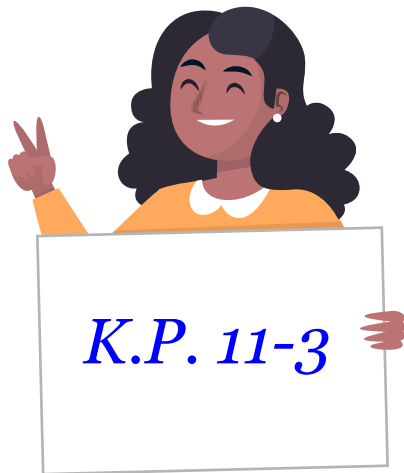
DNN





# 11-3: CNN計算範例

- CNN計算範例



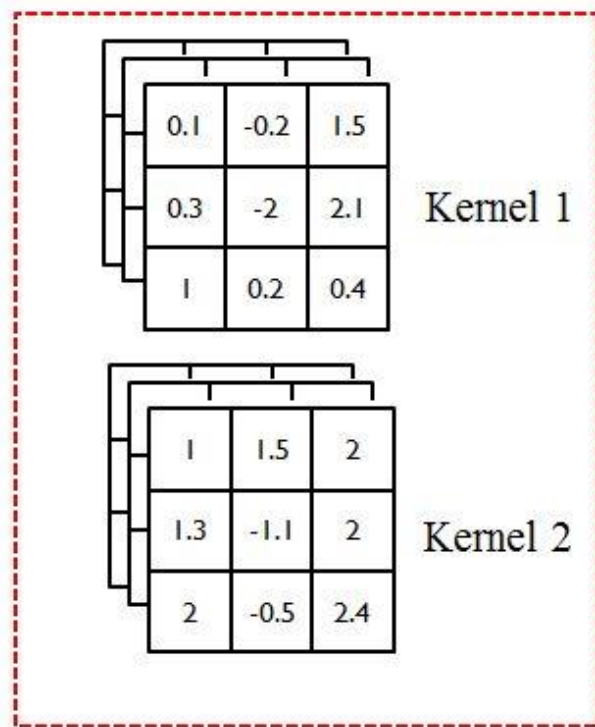
designed by freepik

# CNN計算範例

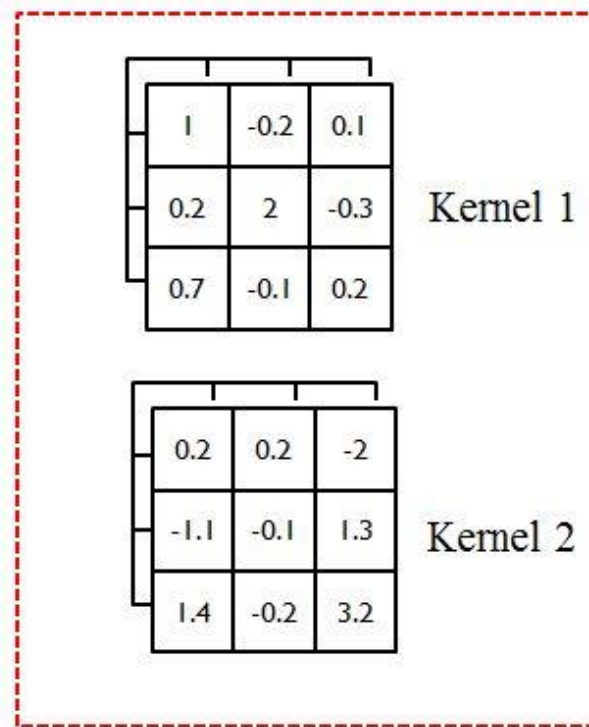
- 假設我們建立一個CNN網路，其架構如下：
  - Conv1: 兩個濾波器、每個濾波器大小為 $3*3*3$ 、步長為1、填充為1
  - maxpool1: 濾波器大小為 $3*3$ 、步長為1
  - Conv2: 兩個濾波器、每個濾波器大小為 $3*3*2$ 、步長為1、填充為1
  - maxpool2: 濾波器大小為 $3*3$ 、步長為1

# CNN計算範例

- 在開始計算網路前，需要先隨機初始化所有卷積層裡濾波器的數值



conv1 (每個kernel為 $3*3*3$ )

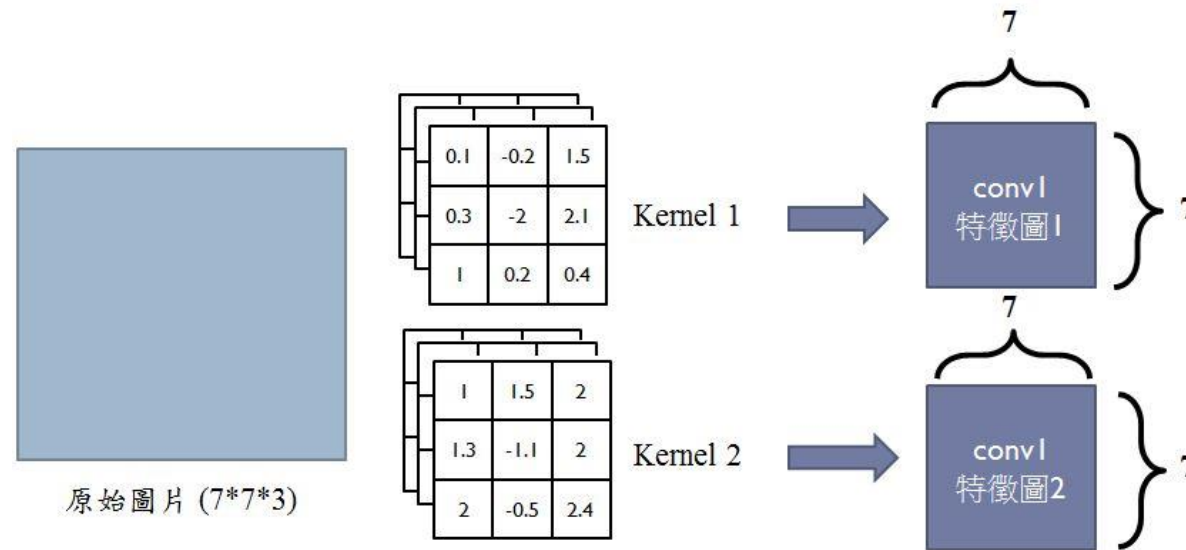


conv2 (每個kernel為 $3*3*2$ )

隨機初始kernel裡面的數字

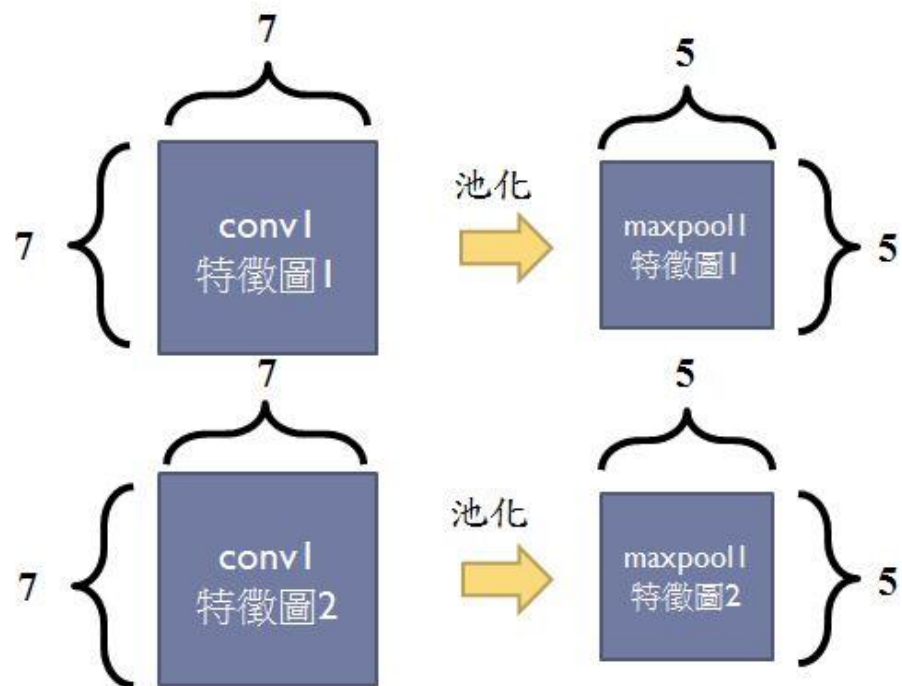
# CNN 計算範例

- 輸入到conv1：
  - 將 $7*7*3$ 的彩色照片輸入conv1，由於conv1有兩個濾波器，我們會得到兩張對應的特徵圖，每張特徵圖長/寬為 $7*7$



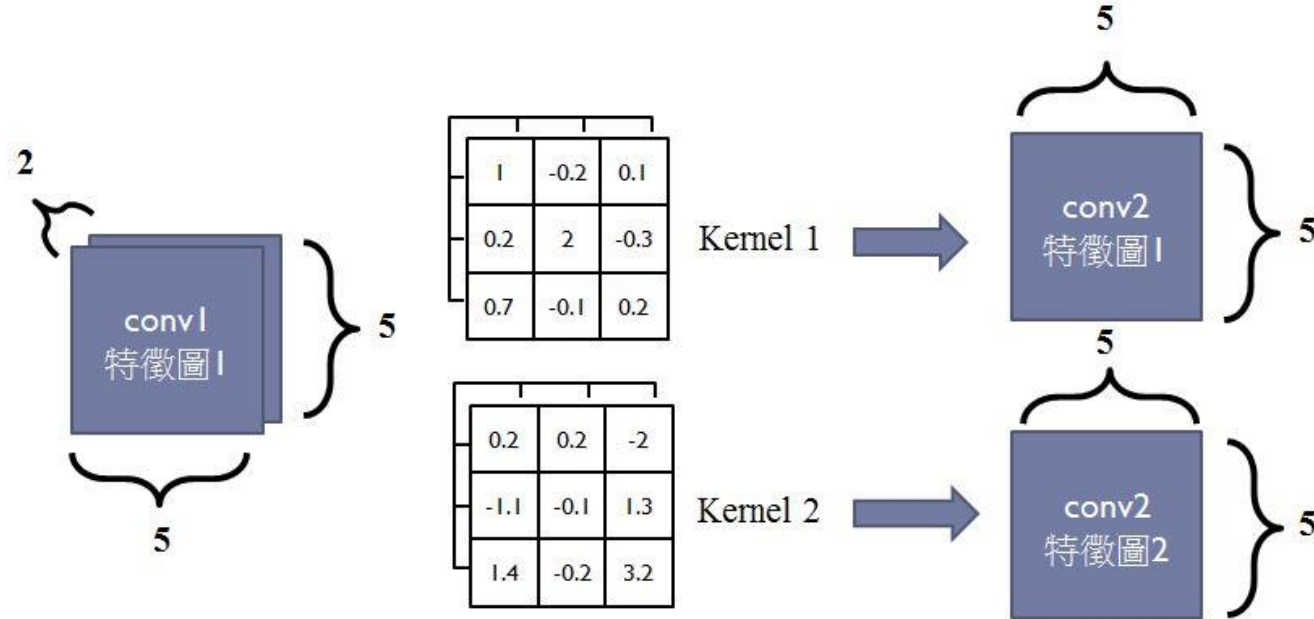
# CNN計算範例

- conv1到maxpool1：
  - 將conv1得到的兩張特徵圖各自做池化，每張特徵圖為5\*5



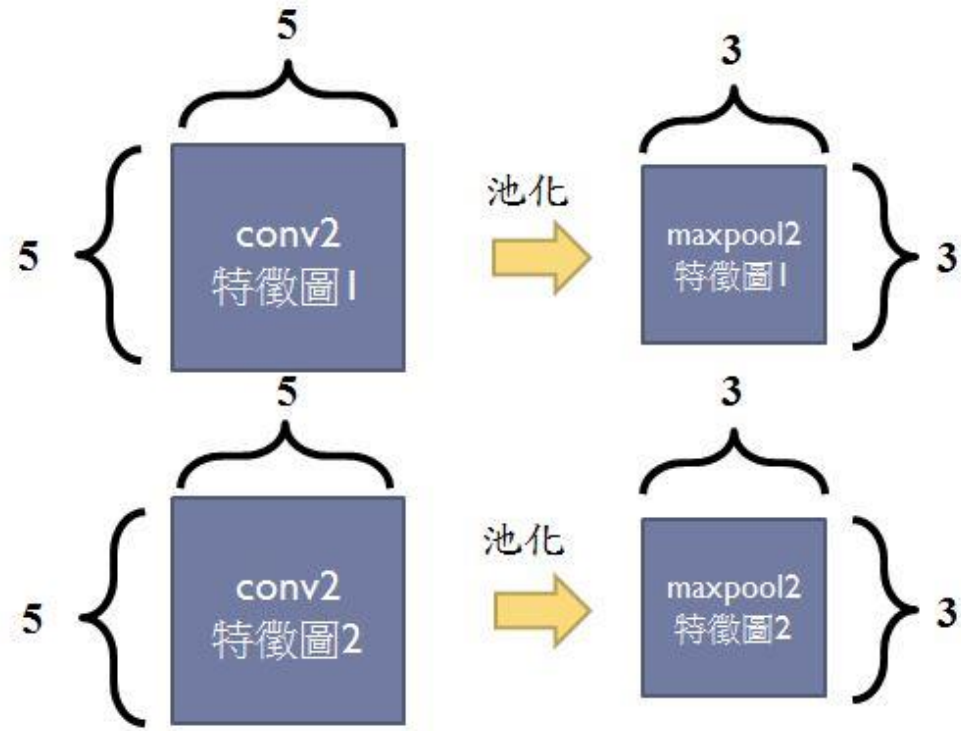
# CNN計算範例

- maxpool1到conv2：
  - 將前一層所算出的兩張特徵圖，疊在一起當做新的圖片，繼續往下做卷積層，得到兩張特徵圖



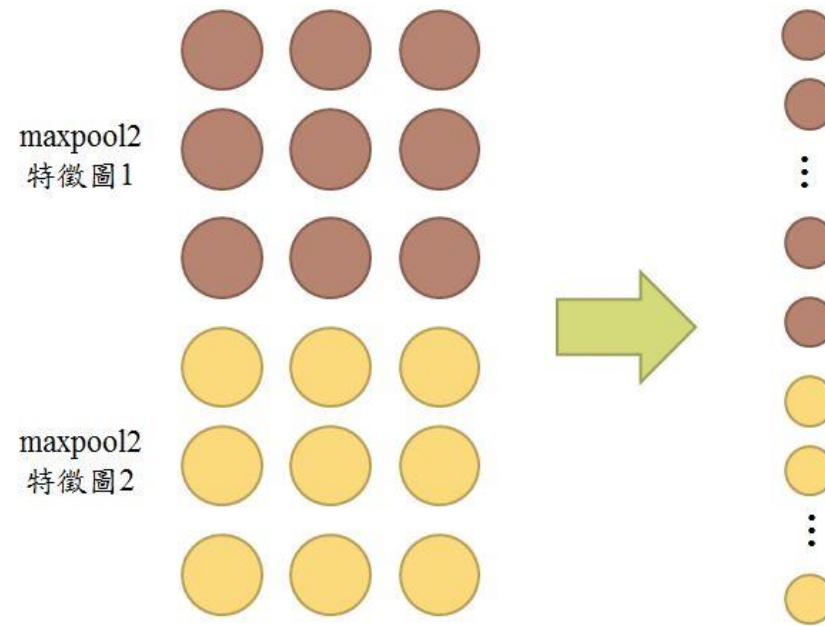
# CNN計算範例

- **conv2到maxpool2：**
  - 最後我們再將conv2出來的兩張特徵圖進行池化，得到兩張3\*3之特徵圖



# CNN計算範例

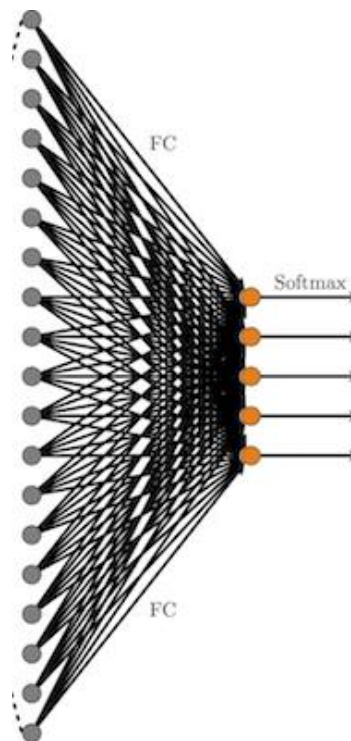
- **Maxpool2到攤平：**
  - 將兩張特徵圖攤平成向量的形式





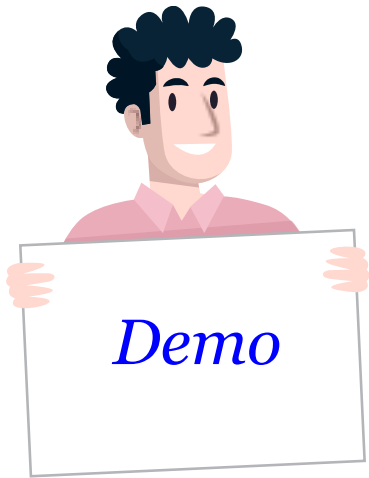
# CNN計算範例

- 攤平到全連接層：
  - 將攤平過後的向量輸入全連結層做分類



# Demo 11-3

- notMNIST資料集介紹
- notMNIST資料集分類
- Cifar10資料集分類



designed by freepik

# 線上Corelab

- **題目1：notMNIST資料集**
  - 請輸出前十張的訓練資料與測試資料影像與其對應的one-hot標籤，查看資料集的內容長什麼樣子
- **題目2：notMNIST資料集的訓練**
  - 請將notMNIST資料集帶入模型訓練並輸出準確率，並嘗試讓測試準確率高於93%
- **題目3：使用Cifar10資料集訓練**
  - 請以Cifar10資料集訓練出個分類器模型，並嘗試讓測試準確率盡可能高一點

# 本章重點精華回顧

- 建構CNN神經網路
- CNN網路的特性
- CNN計算範例



# Lab:Python 簡介

- **Lab01: notMNIST 資料集介紹**
- **Lab02: notMNIST 資料集分類**
- **Lab03: Cifar10 資料集分類**

Estimated time:  
**20** minutes

