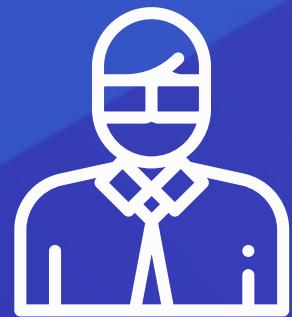




Day 63

# 深度學習理論與實作

## 深度學習簡介



出題教練

陳明佑



# 知識地圖 深度學習簡介

## 類神經歷史與深度學習概念

### 深度神經網路

### Supervised Learning Deep Neural Network (DNN)

簡介 Introduction

套件介紹 Tools: Keras

組成概念 Concept

訓練技巧 Training Skill

應用案例 Application

### 卷積神經網路

### Convolutional Neural Network (CNN)

簡介 introduction

套件練習 Practice with Keras

訓練技巧 Training Skill

電腦視覺 Computer Vision

### 深度學習簡介

### Introduction of DNN

神經網路  
歷史

深度學習  
概念

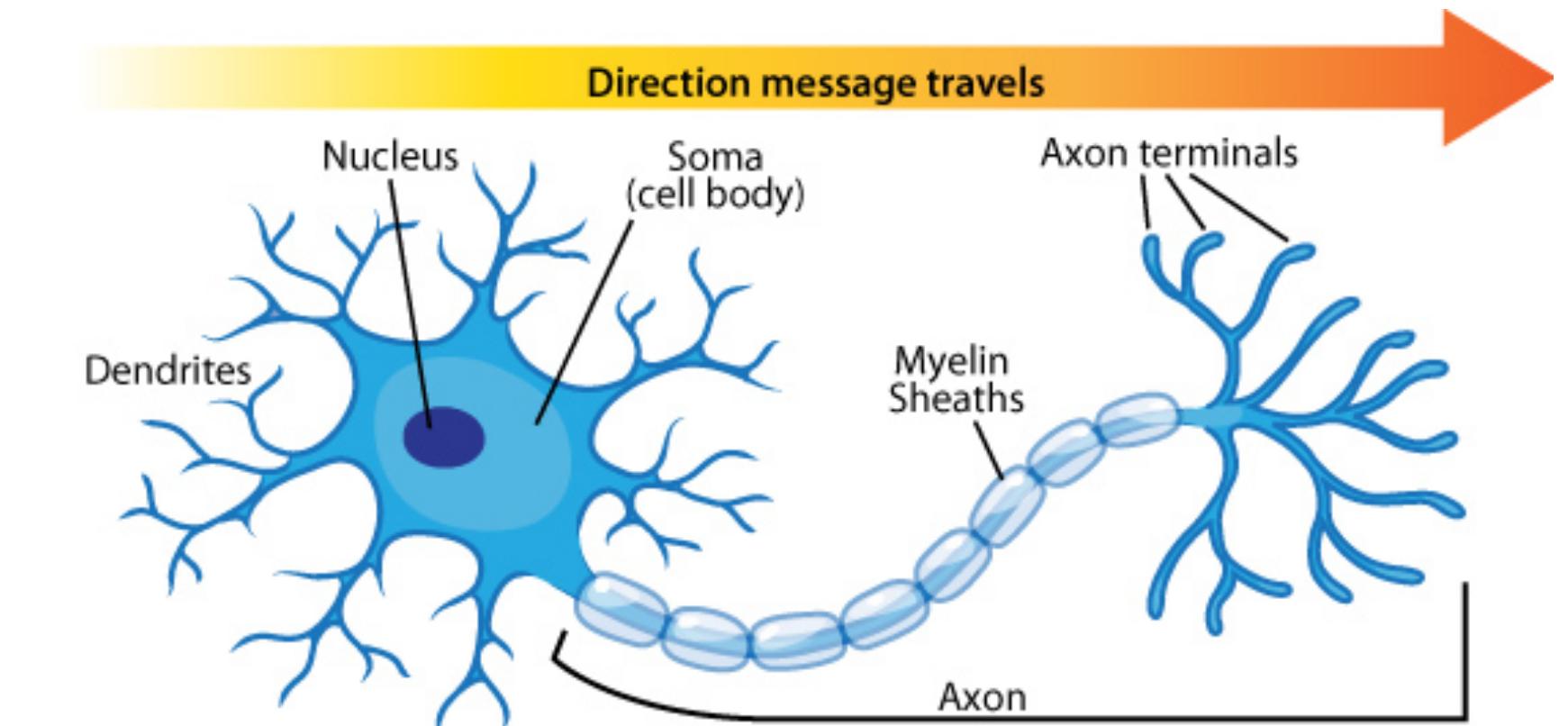
深度學習  
體驗

# 本日知識點目標

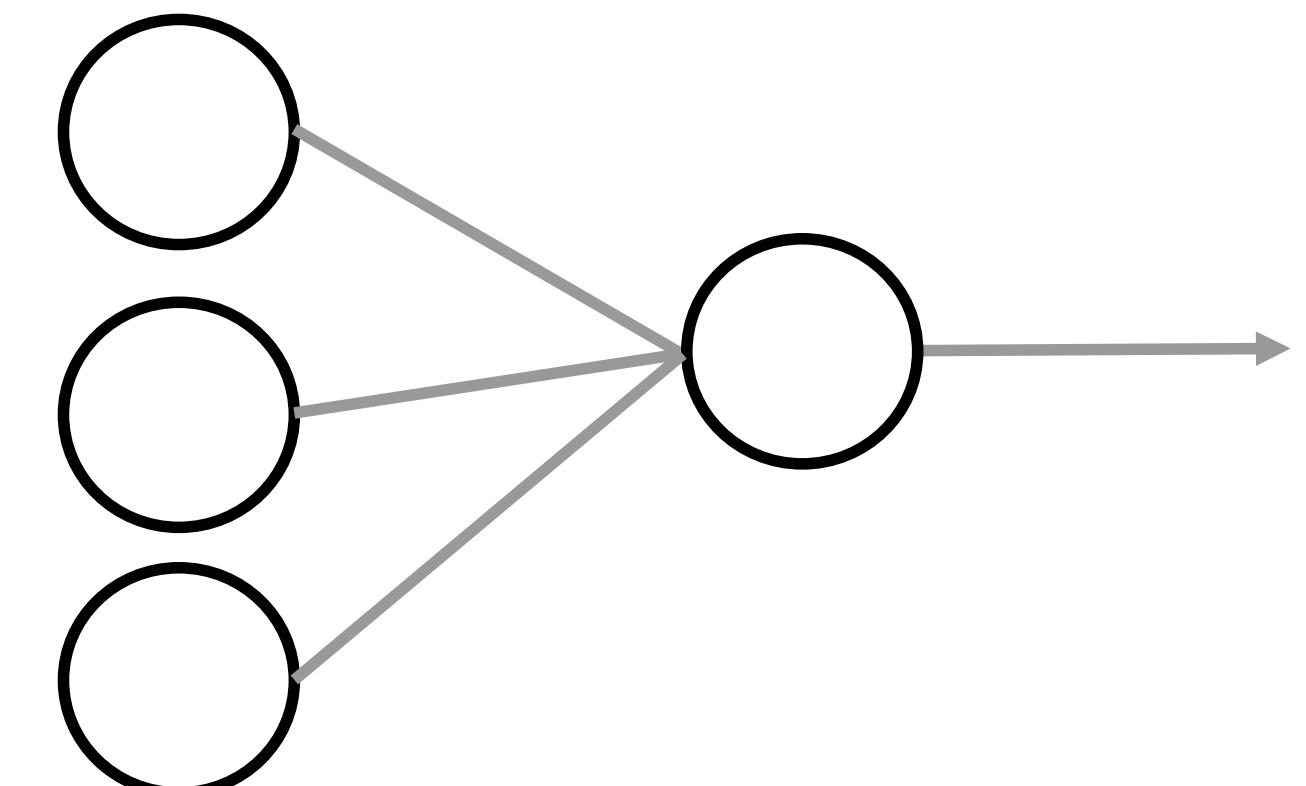
- 類神經網路與深度學習的比較以及差異性
- 深度學習能解決哪些問題？
- 深度類神經網路常見名詞與架構

# 類神經網路 (Neural Network)

- 在1956年的達特茅斯會議中誕生，以數學模擬神經傳導輸出預測，在初期人工智慧領域中就是重要分支
- 因層數一多計算量就大幅增加等問題，過去無法解決，雖不斷有學者試圖改善，在歷史中仍不免大起大落
- 直到近幾年在**算法**、**硬體能力**與**巨量資料**的改善下，多層的類神經網路才重新成為當前人工智慧的應用主流



圖片來源：[mropengate.blogspot](http://mropengate.blogspot.com)



# 類神經網路與深度學習的比較

- 就基礎要素而言，深度學習是比較多層的類神經網路
- 但就實務應用的層次上，因著設計思路與連結架構的不同，兩者有了很大的差異性

	類神經網路 (Neural Network)	深度學習 (Deep Learning)
隱藏層數量	1~2層	十數層到百層以上不等
活躍年代	1956~1974	2011至今
代表結構	感知器 (Perceptron) 啟動函數 (Activation Function)	卷積神經網路(CNN) 遞歸神經網路(RNN)
解決問題	基礎迴歸問題	影像、自然語言處理等多樣問題

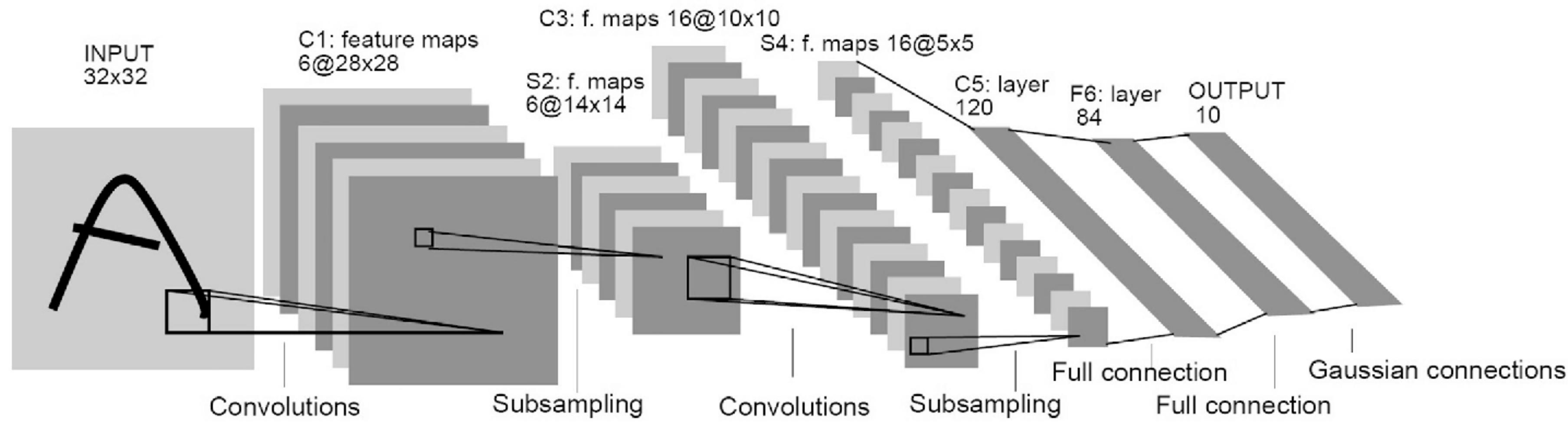
# 深度學習應用爆發的三大關鍵(1/2)

- 類神經的應用曾沉寂二三十年，直到 2012 年 AlexNet 在 ImageNet 圖像分類競賽獲得驚艷表現後，才重回主流舞台
- 深度學習相比於過去，到底有哪些關鍵優勢呢？
  - 算法改良
    - 網路結構：CNN 與 RNN 等結構在神經連結上做有意義的精省，使得計算力得以用在刀口上
    - 細節改良：DropOut (隨機移除) 同時有節省連結與集成的效果，BatchNormalization (批次正規化) 讓神經層間有更好的傳導力

# 深度學習應用爆發的三大關鍵(2/2)

- **計算機硬體能力提升**
  - 圖形處理器 (GPU) 的誕生，持續了晶片摩爾定律，讓計算成為可行
- **巨量資料**
  - 個人行動裝置的普及及網路速度的持續提升，帶來巨量的資料量，使得深度學習有了可以學習的素材

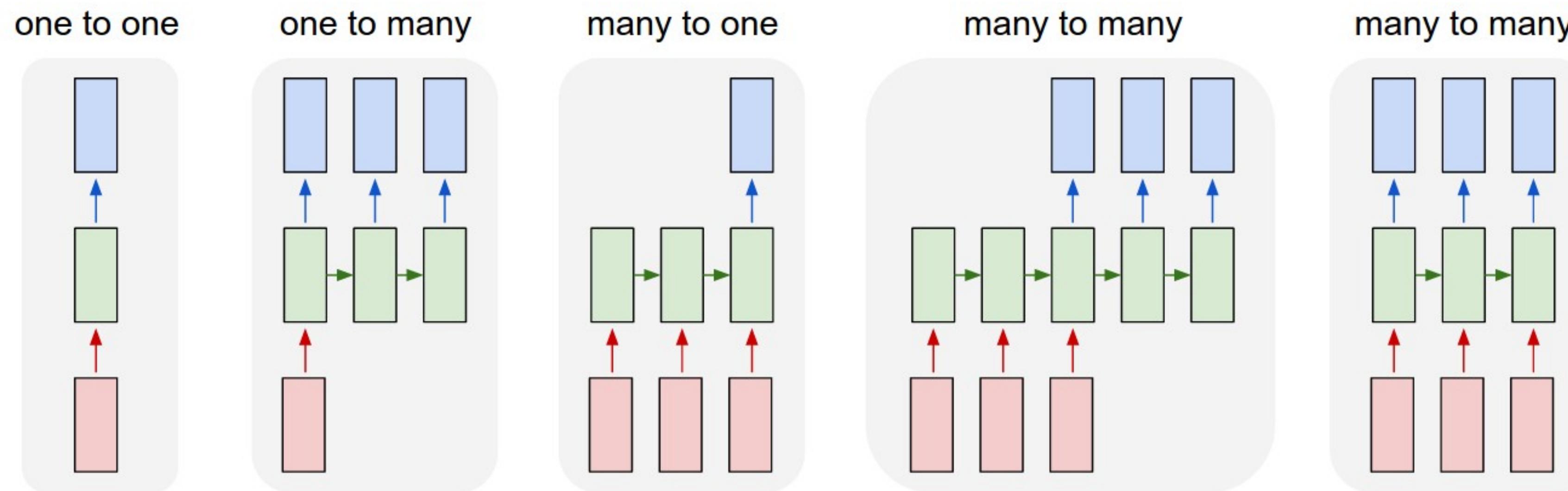
# 卷積神經網路 (CNN, Convolutional Neural Network)



- **設計目標**：影像處理
- **結構改進**：CNN 參考**像素遠近省略神經元**，並且用影像特徵的**平移不變性**來共用權重，大幅減少了影像計算的負擔
- **衍伸應用**：只要符合上述兩種特性的應用，都可以使用 CNN 來計算，例如 AlphaGo 的 v18 版的兩個主網路都是 CNN

圖片來源：adeshpande3

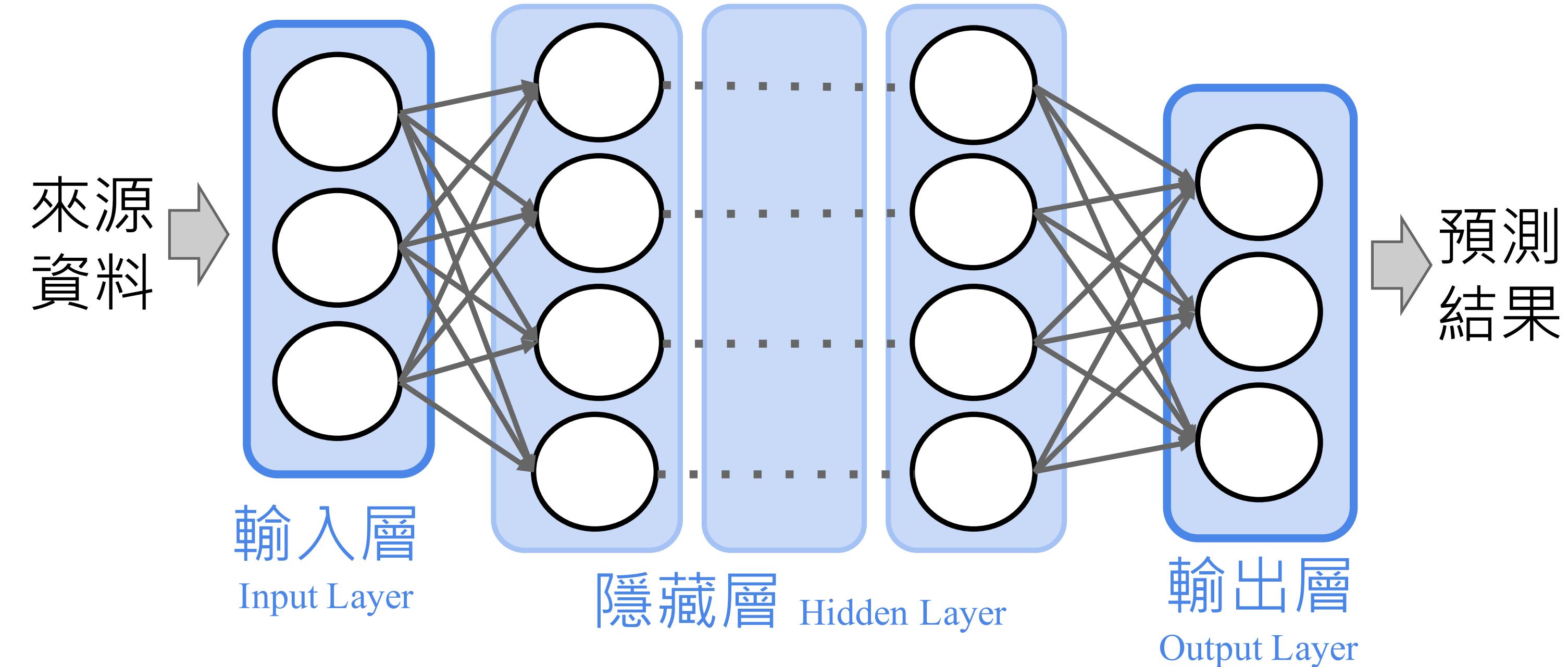
# 遞歸神經網路 (RNN, Recurrent Neural Network)



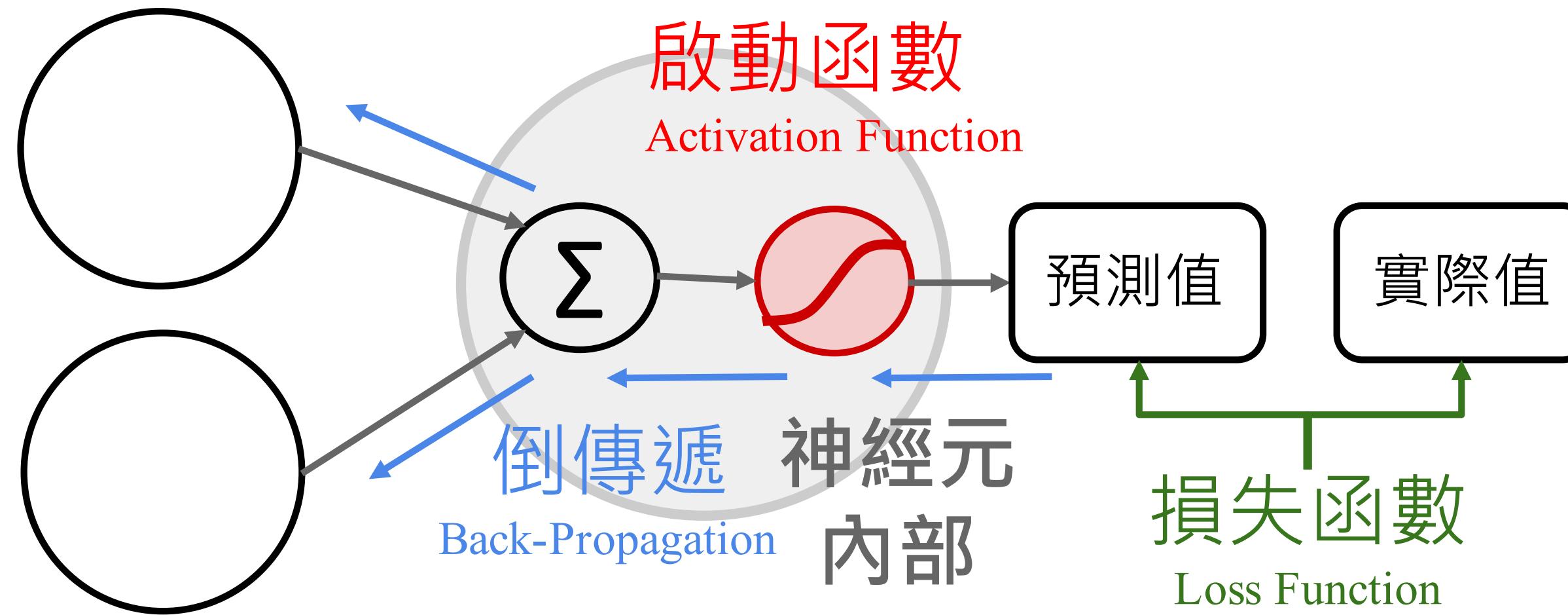
圖片來源：karpathy

- **設計目標：**時序資料處理
- **結構改進：**RNN 雖然看似在 NN 外增加了時序間的橫向傳遞，但實際上還是依照**時間遠近**省略了部分連結
- **衍伸應用：**只要資料是有順序性的應用，都可以使用 RNN 來計算，近年在**自然語言處理 (NLP)** 上的應用反而成為大宗

# 深度學習 - 巨觀結構



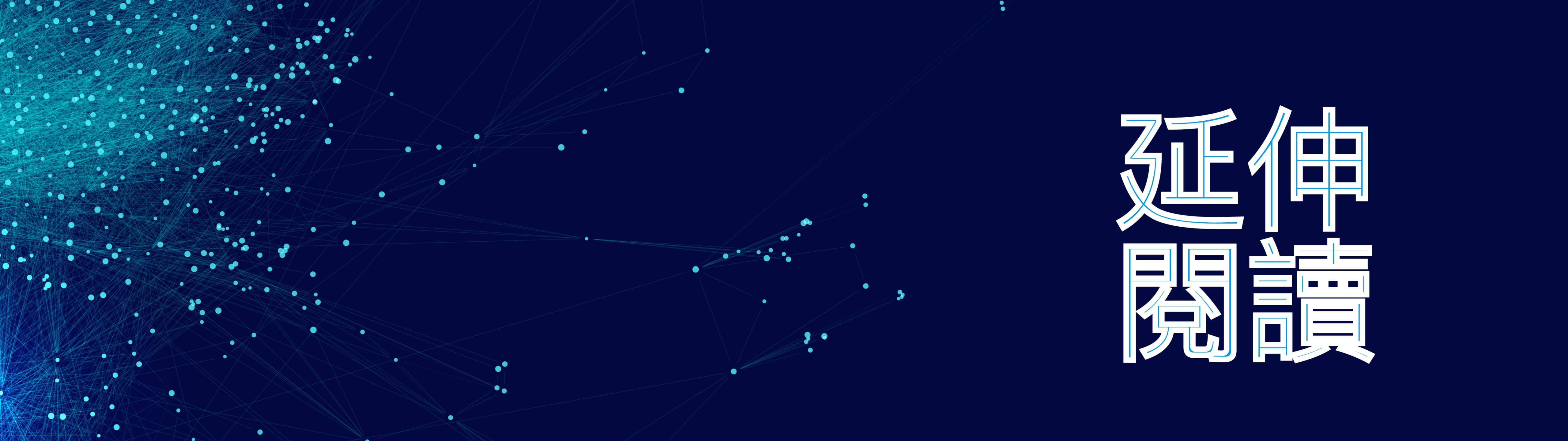
- **輸入層**：輸入資料進入的位置
- **輸出層**：輸出預測值的最後一層
- **隱藏層**：除了上述兩層外，其他層都稱為隱藏層



- **啟動函數(Activation Function)**：位於神經元內部，將上一層神經元的輸入總和，轉換成這一個神經元輸出值的函數
- **損失函數(Loss Function)**：定義預測值與實際值的誤差大小
- **倒傳遞Back-Propagation**：將損失值，轉換成類神經權重更新的方法

# 重要知識點複習

- 深度學習不僅僅在深度高於類神經，因著**算法改良**、**硬體能力提升**以及**巨量資料**等因素，已經成為目前最熱門的技術
- 不同的深度學習架構適用於不同種類的應用，如卷積神經網路(CNN)適用於**影像處理**，遞歸神經網路(RNN)適用於**自然語言處理**，至今這些架構仍在持續演進與改良
- 深度神經網路巨觀結構來看，包含**輸入層** / **隱藏層** / **輸出層**等層次，局部則是由**啟動函數**轉換輸出，藉由預測與實際值差距的**損失函數**，用**倒傳遞**方式更新權重，以達成各種應用的學習目標



# 延伸 閱讀

除了每日知識點的基礎之外，推薦的延伸閱讀能補足學員們對該知識點的了解程度，建議您解完每日題目後，若有  
多餘時間，可再補充延伸閱讀文章內容。

# 推薦延伸閱讀

## 人工智慧大歷史

林守德教授演講 / Mora Chen 筆記 [網頁連結](#)

- 本文重點為右圖，主要是希望同學大致了解所謂人工智慧 / 類神經網路的大起大落，大概每個階段發生了什麼事情 藉由歷史我們可以對「為什麼今天能，而過去不能」有更深刻的認知。
- 同學對於其中的名詞不用過於深究，與應用相關的部分我們會在後面的課程中仔細講解，這邊只要知道大概即可。



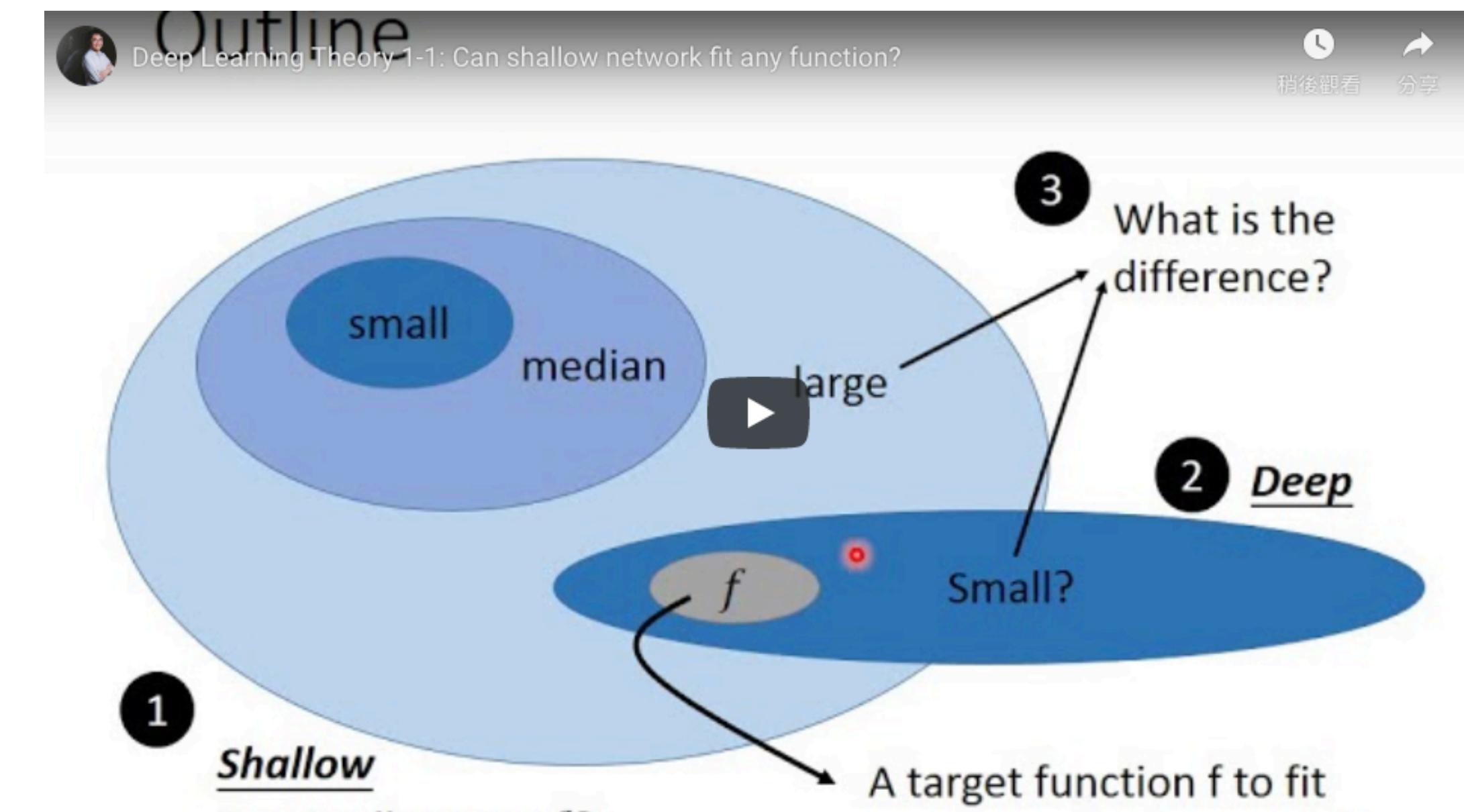
人工智慧的高潮迭起

# 推薦延伸閱讀

泛科學：3分鐘搞懂深度學習到底在深什麼

節錄李宏毅老師演講 [網頁連結](#)

- 本文主要在李宏毅老師下列這段深度學習介紹，雖詼諧卻也言簡意賅
- 深度學習其實很簡單，就跟把大象放進冰箱一樣，只需三個步驟：「打開冰箱、放進大象、關上冰箱門。」專攻語音辨識領域深度學習的台大電機系教授李宏毅說，「深度學習也只要三個步驟：建構網路、設定目標、開始學習，說穿了就是這麼簡單。」
- 除了文中其他部分的簡要描述外，李老師視頻課程中貢獻良多，內容深入淺出，有興趣的同學也可以參考李老師的深度學習清單。





解題時間

It's Your Turn

請跳出PDF至官網Sample Code & 作業  
開始解題

