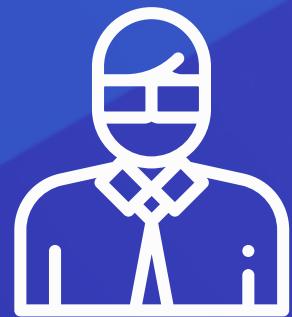




Day 63

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

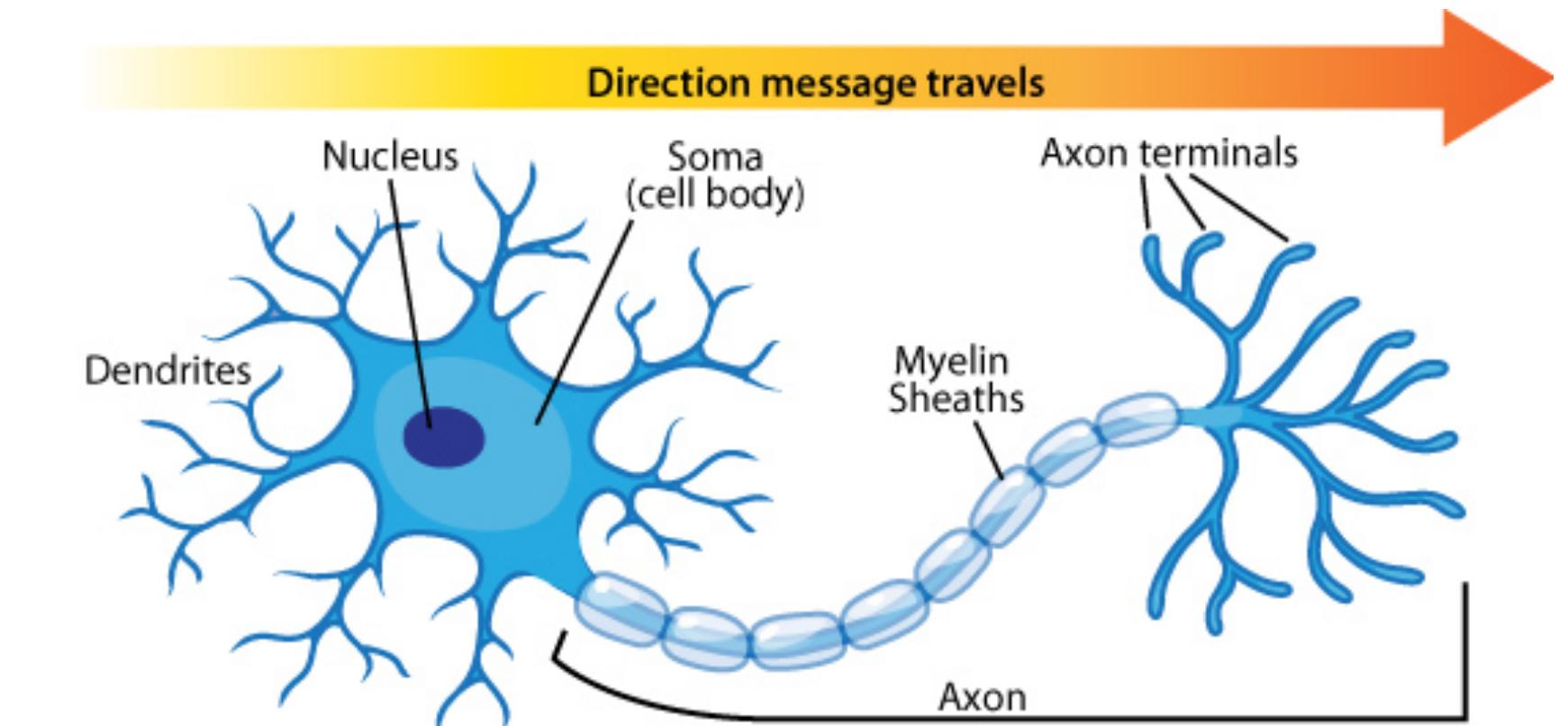
深度學習
體驗

本日知識點目標

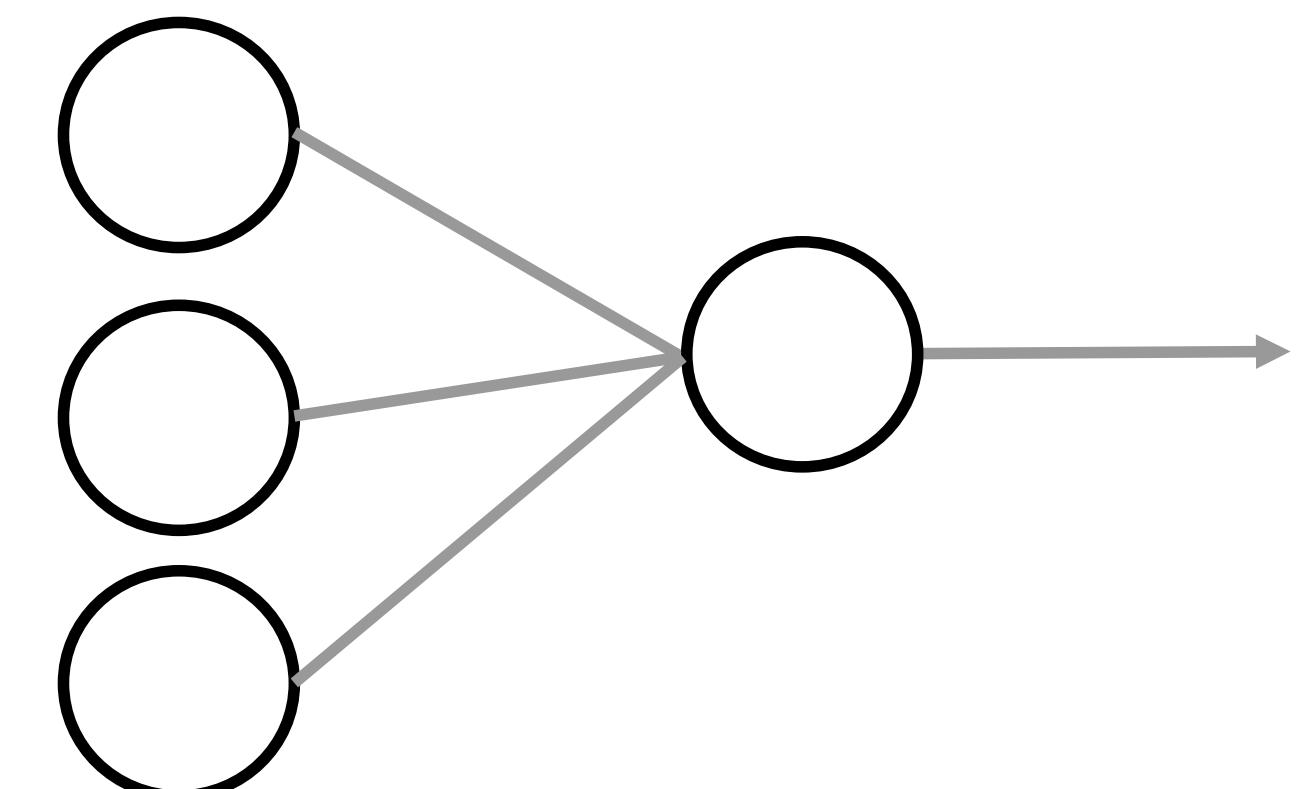
- 類神經網路與深度學習的比較以及差異性
- 深度學習能解決哪些問題？
- 深度類神經網路常見名詞與架構

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

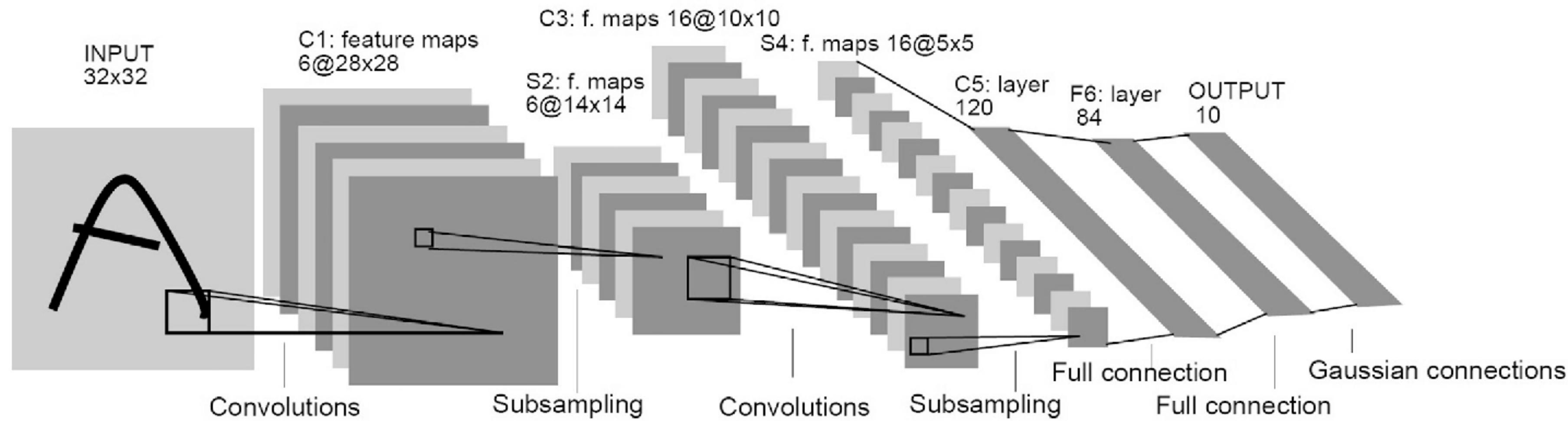
深度學習應用爆發的三大關鍵(1/2)

- 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

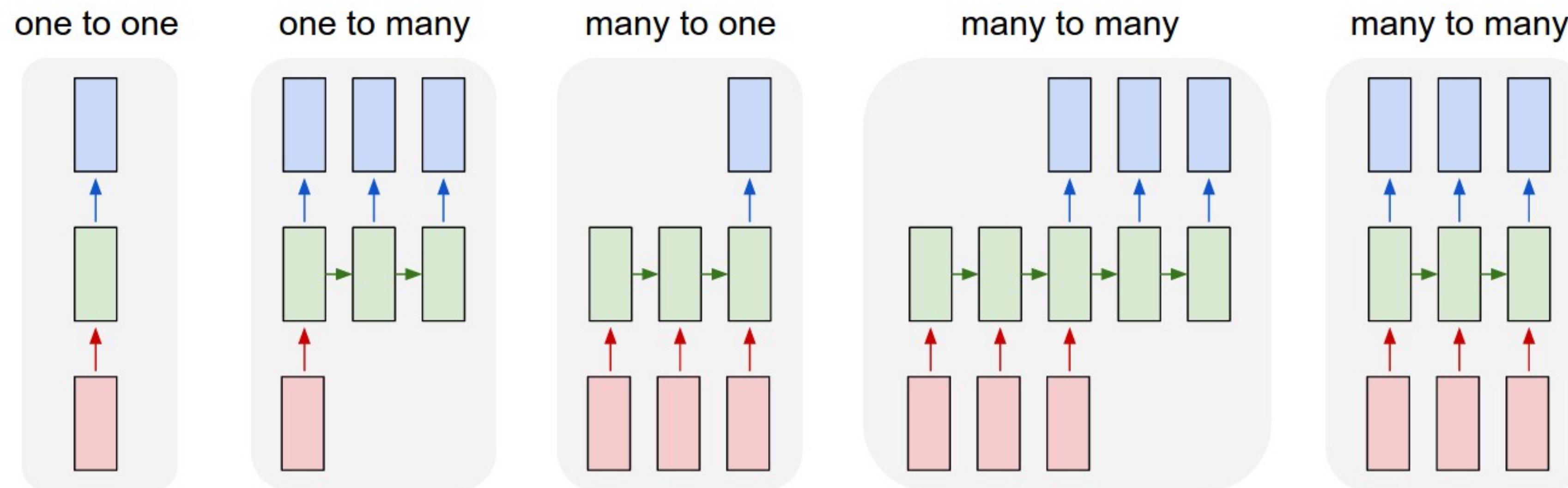
卷積神經網路 (CNN, Convolutional Neural Network)



- **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

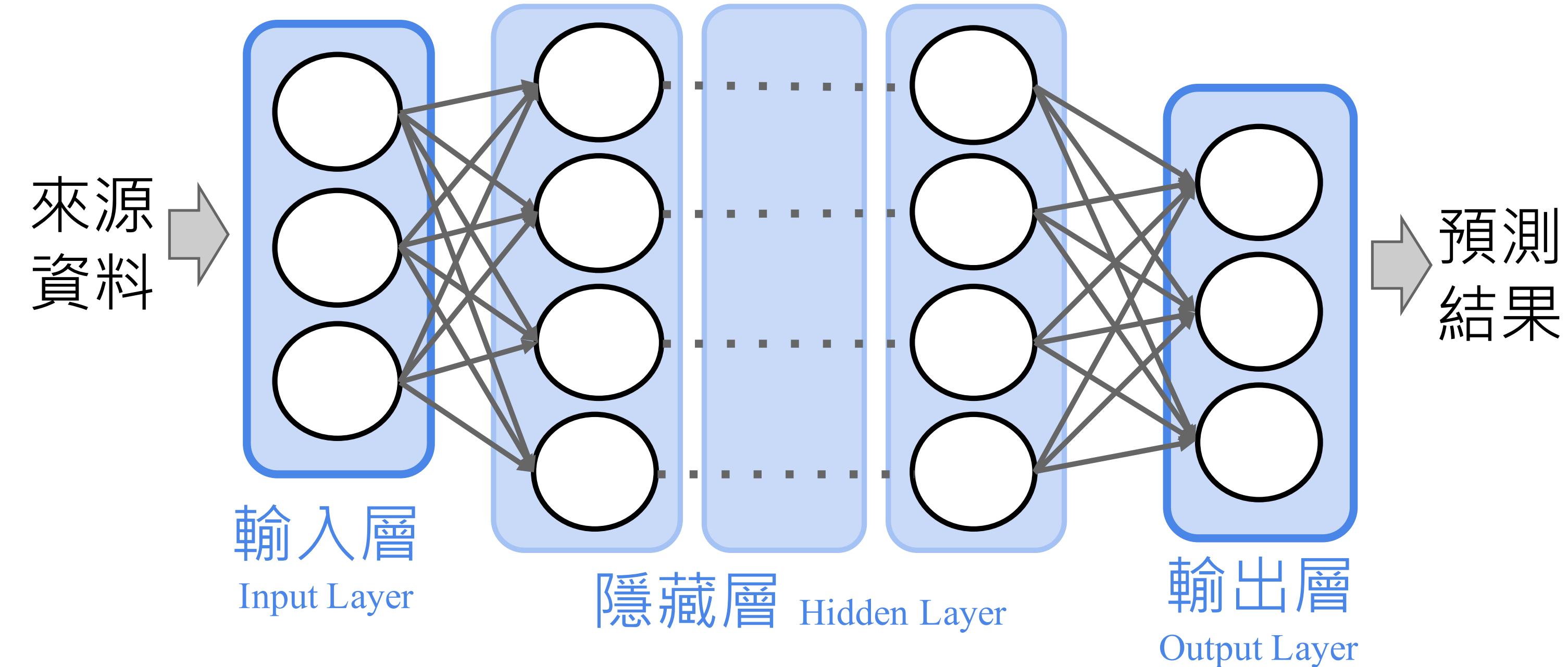
遞歸神經網路 (RNN, Recurrent Neural Network)



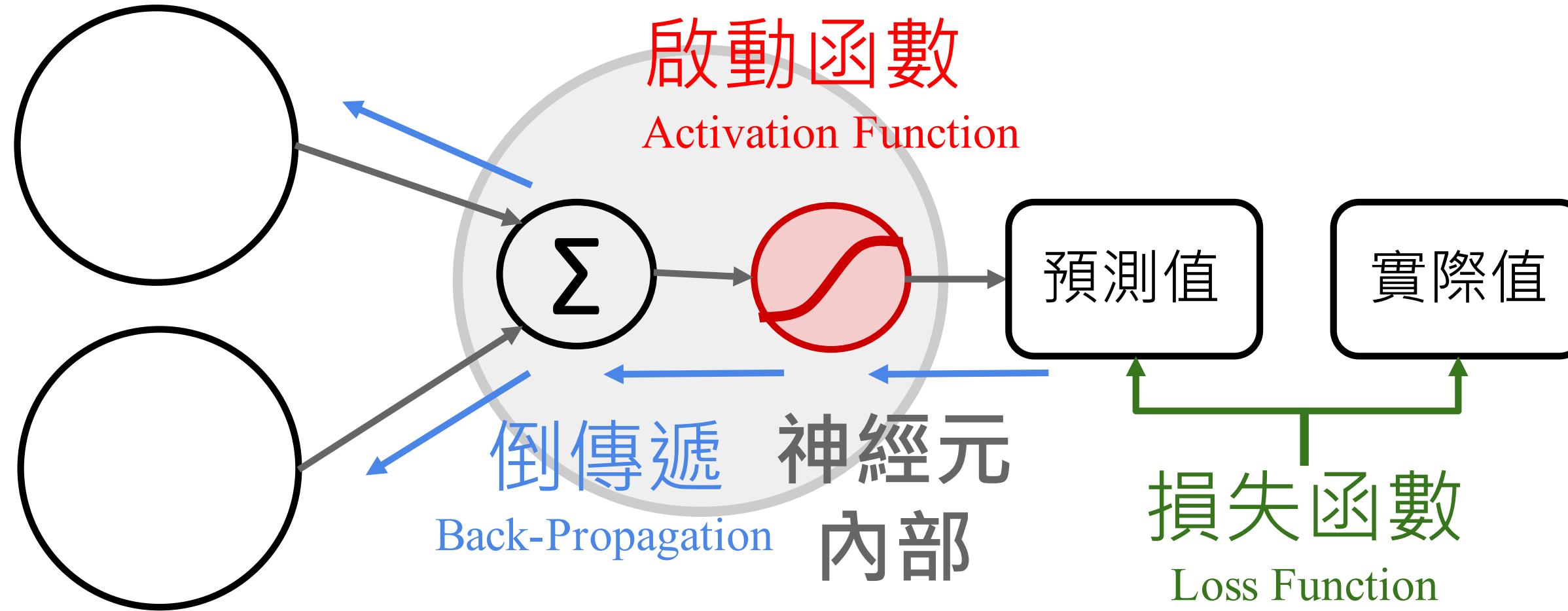
圖片來源：karpathy

- **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



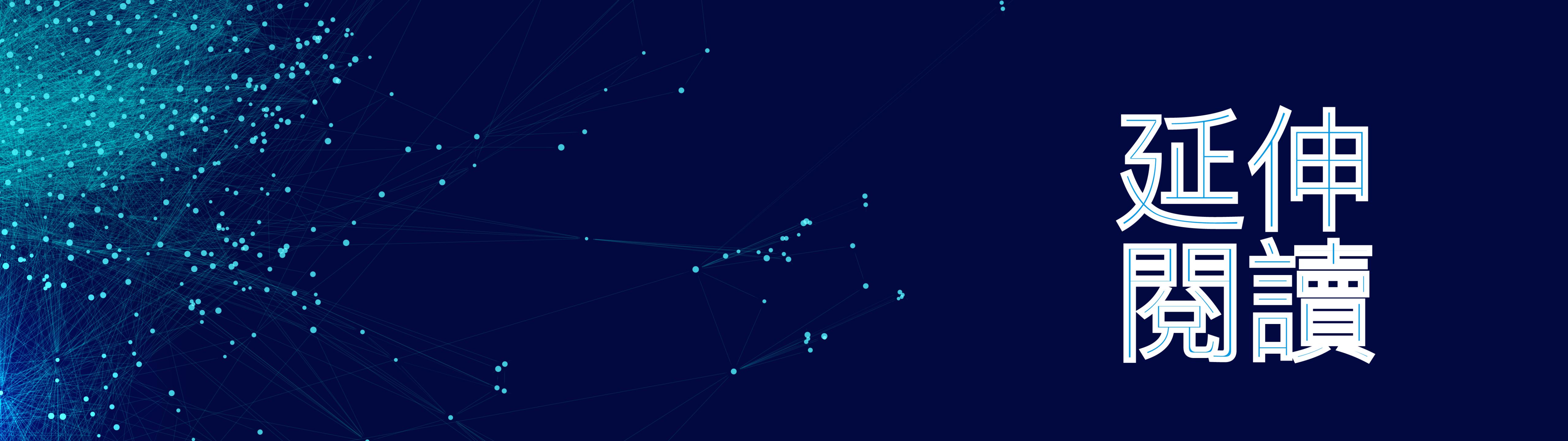
- **輸入層**：輸入資料進入的位置
- **輸出層**：輸出預測值的最後一層
- **隱藏層**：除了上述兩層外，其他層都稱為隱藏層



- 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。



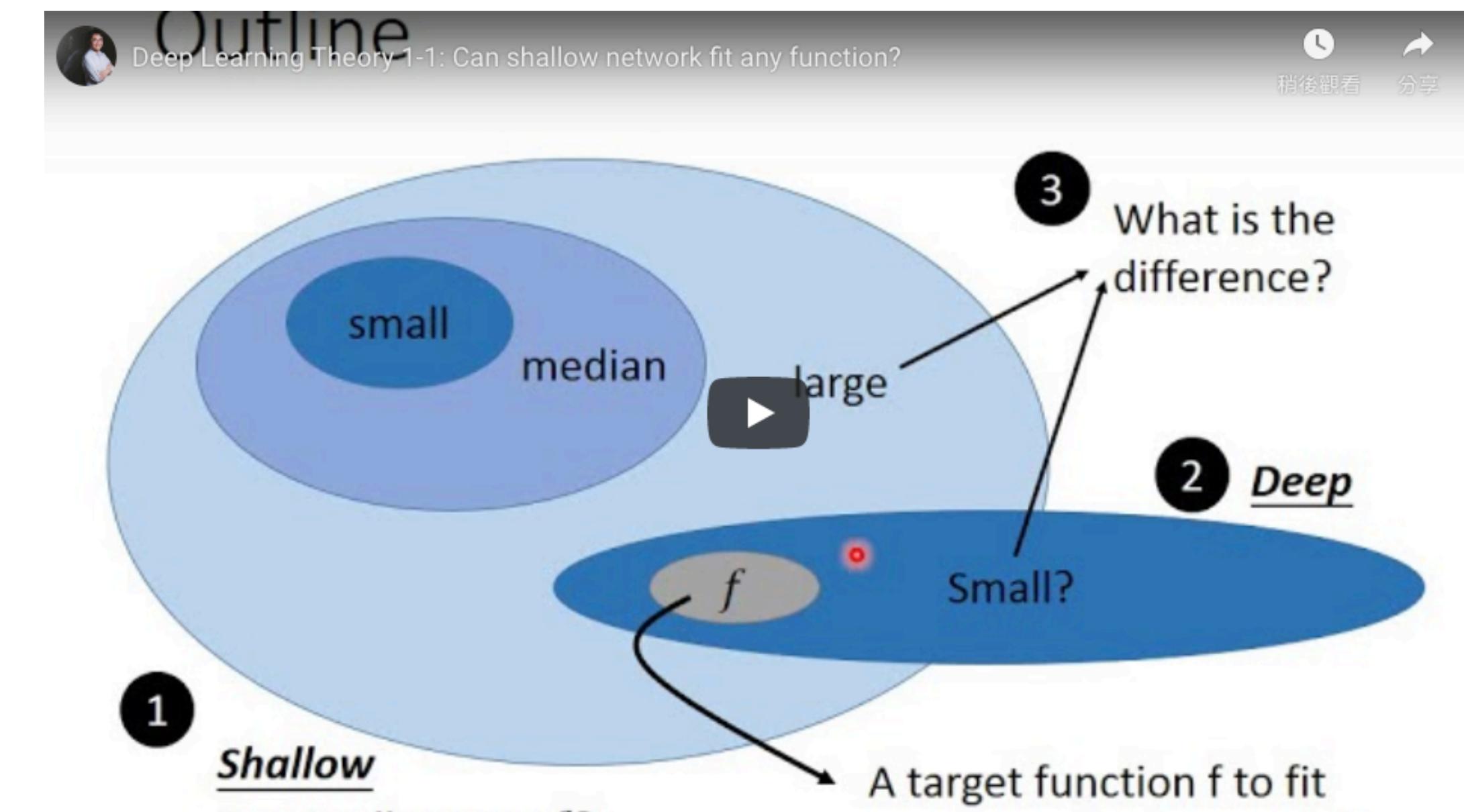
人工智能的高潮迭起

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

