

# 深度學習理論與實作

# 深度學習簡介



## 出題教練

陳宇春 / 陳明佑

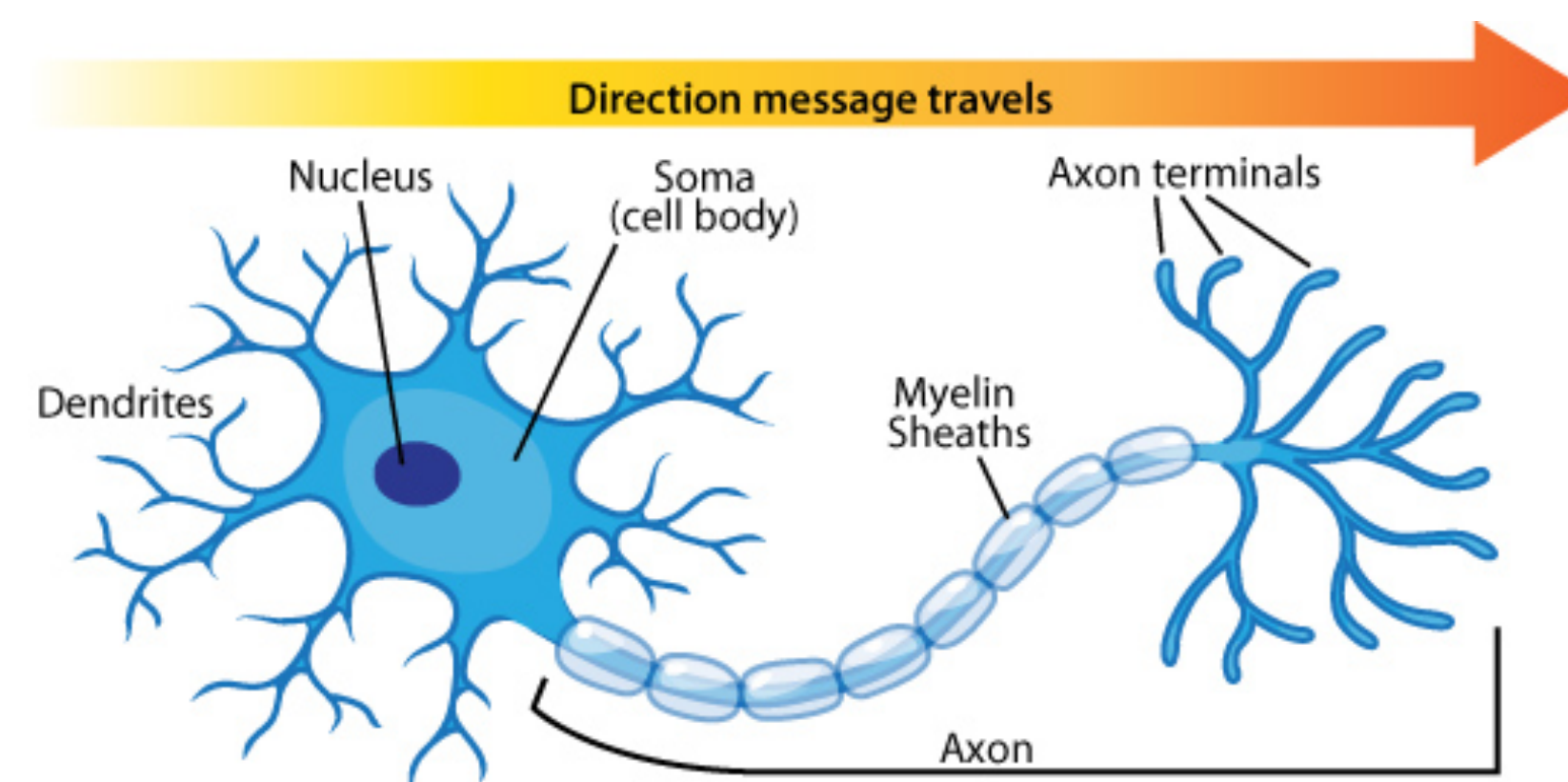
# 本日知識點目標

- 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

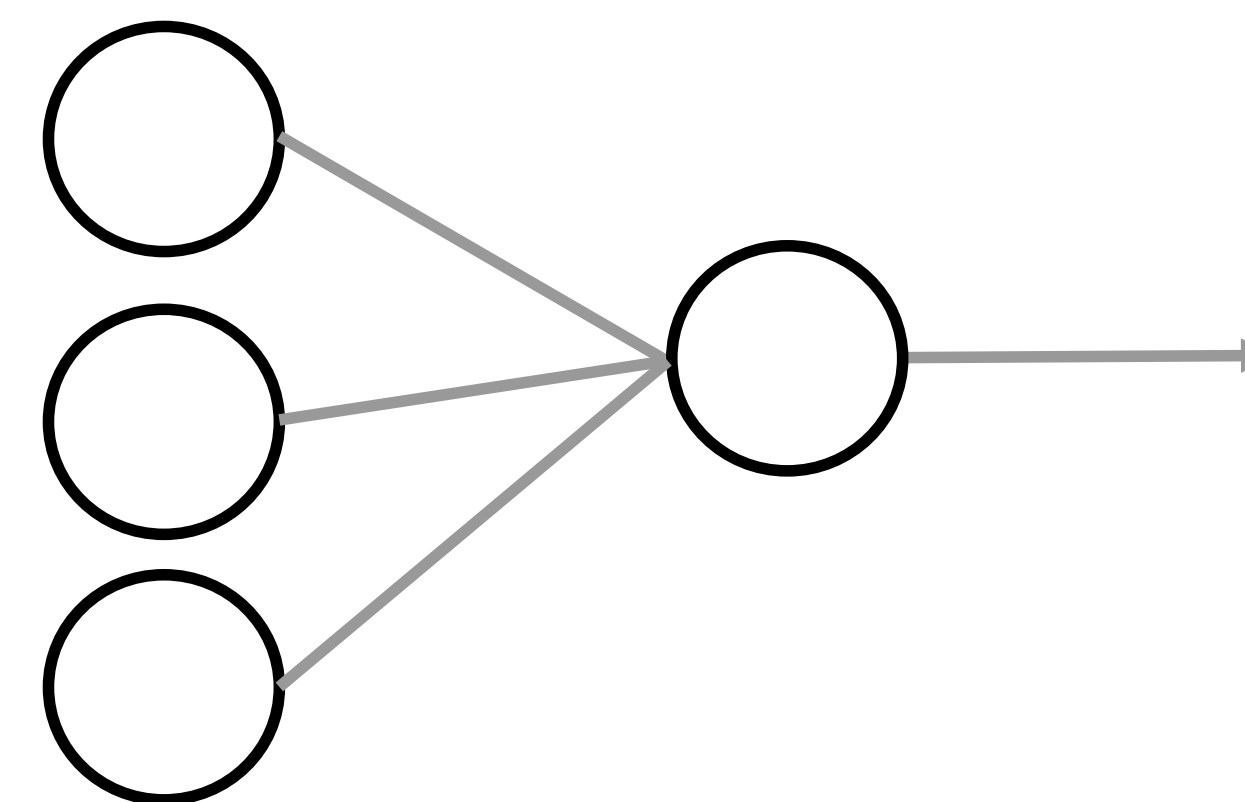


# 類神經網路 (Neural Network)

- 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



# 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)<br>啟動函數 (Activation Function) | 卷積神經網路(CNN)<br>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

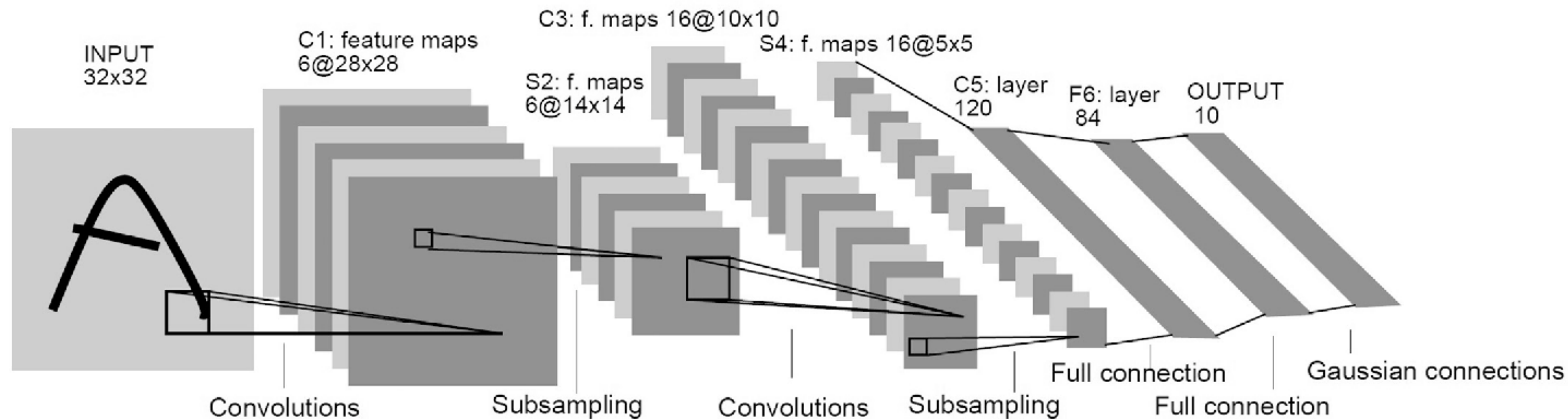
# 深度學習應用爆發的三大關鍵(2/2)

---

- **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



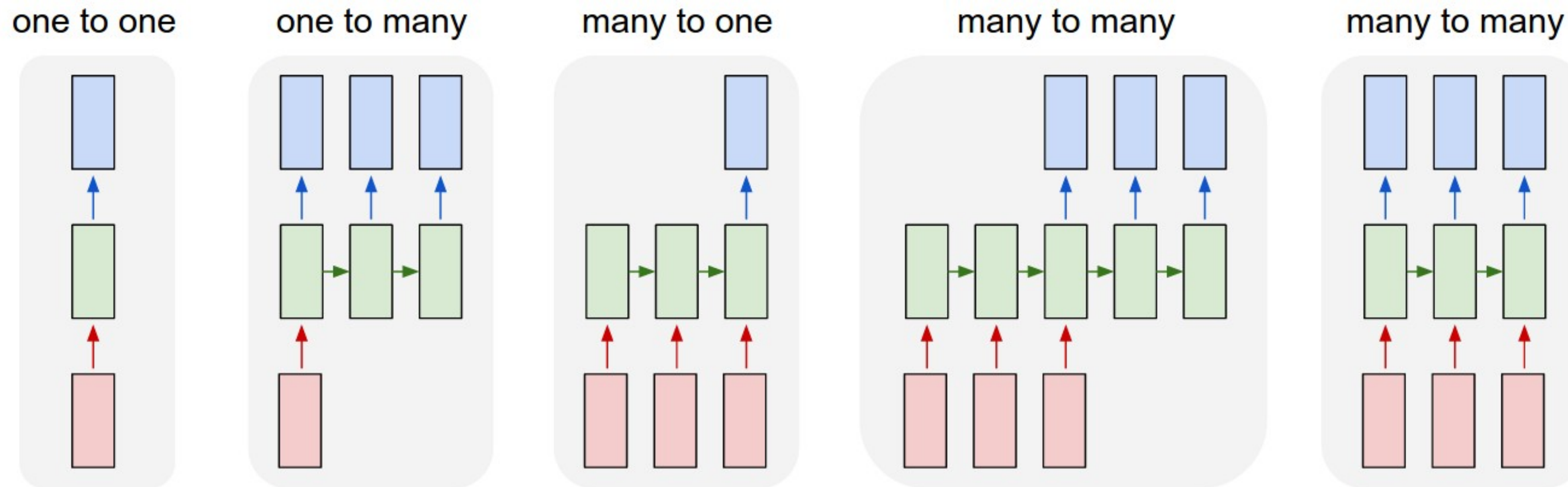
# 類神經網路與深度學習的比較



圖片來源：adeshpande3

- **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

# 類神經網路與深度學習的比較

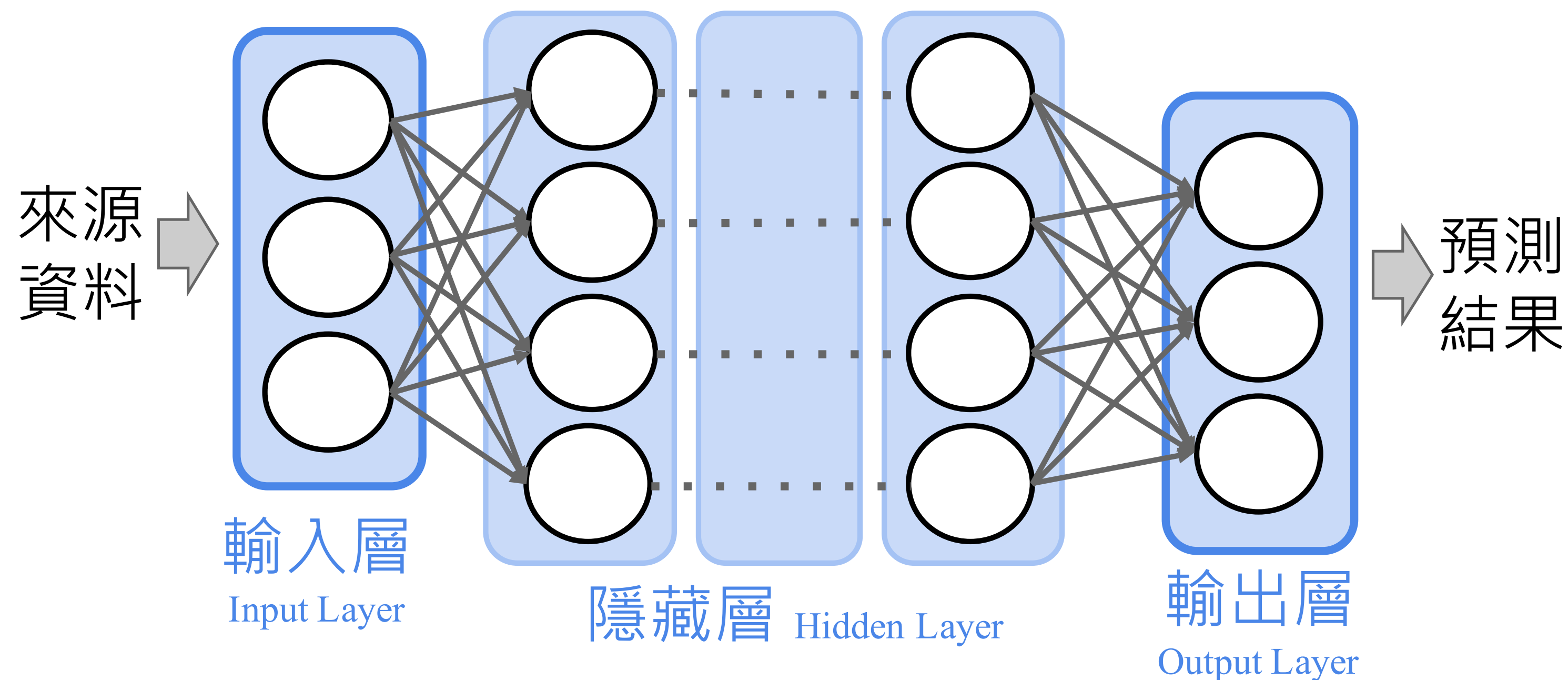


圖片來源：karpathy

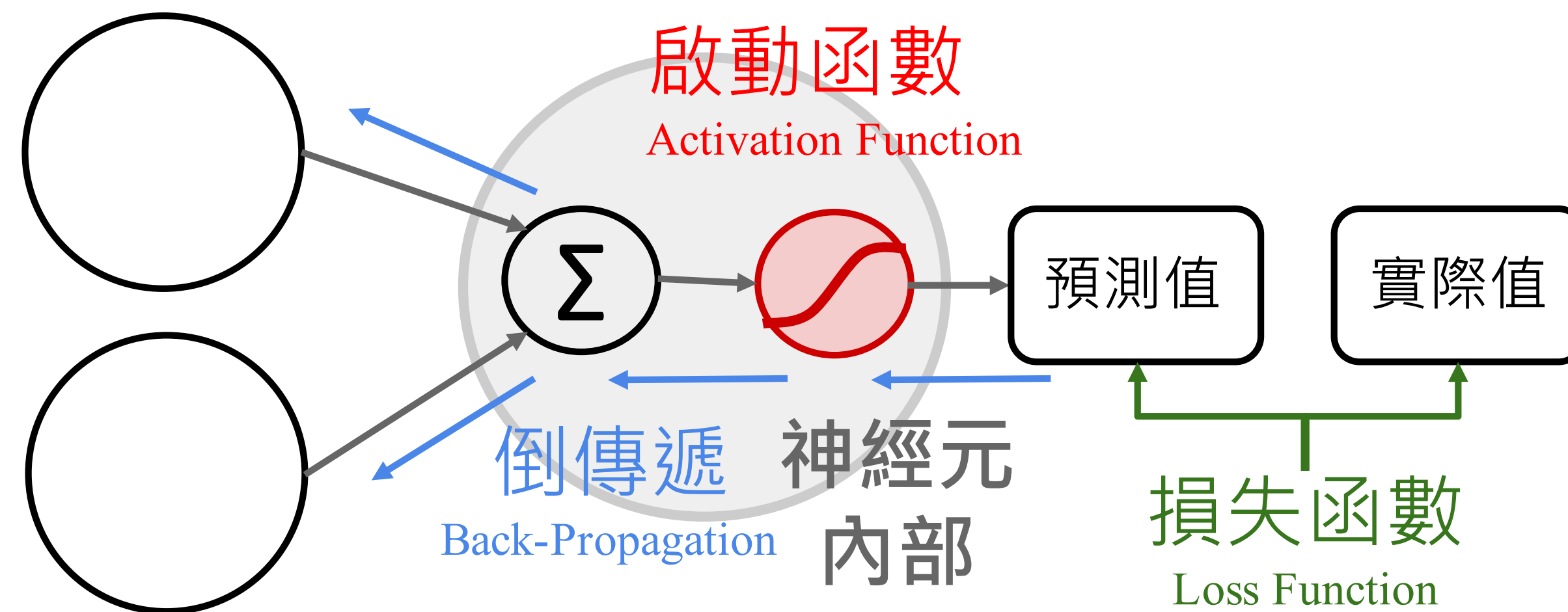
- 設計目標：時序資料處理
- 結構改進：RNN 雖然看似在 NN 外增加了時序間的橫向傳遞，但實際上還是依照**時間遠近**省略了部分連結
- 衍伸應用：只要資料是**有順序性**的應用，都可以使用 RNN 來計算，近年在**自然語言處理 (NLP)** 上的應用反而成為大宗



# 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



# 解題時間 It's Your Turn

請跳出PDF至官網Sample Code & 作業  
開始解題

