

深度學習TensorFlow實務

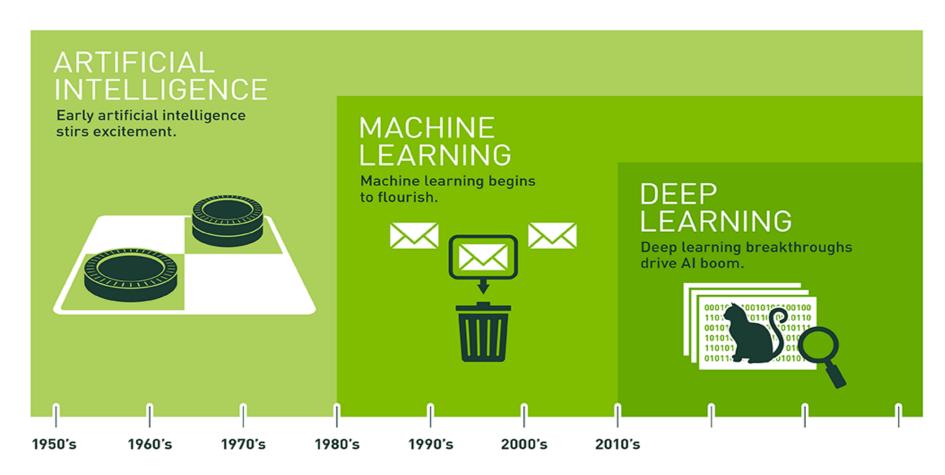
深度學習基礎理論

Pre-Lab 1

-TA-李廖林蔡彭 李宫佑朝 彰记 李郎伯

什麼是 AI?

Alx機器學習x深度學習



Since an early flush of optimism in the 1950s, smaller subsets of artificial intelligence – first machine learning, then deep learning, a subset of machine learning – have created ever larger disruptions.

機器學習種類介紹

機器學習

■機器學習主要種類介紹

學習方式	監督式學習
	(Supervised Learning)
	無監督學習
	(Unsupervised Learning)
預達成目標	分群(Clustering)
	迴歸(Regression)
	分類(Classification)

監督式學習

- 迴歸和分類屬於監督式學習,以分類為例:
- 分類目標:信箱郵件分類







一般郵件

垃圾郵件

分類舉例 - 郵件分類

訓練

輸入已被標註為

垃圾郵件的郵件

輸入訓練樣本(Training Sample)

分類器對輸入 樣本進行特徵 的萃取及統計

訓練模型(Training)

總結出判斷標準

分類模型(Classification Model)

測試

泛化

(Generalization)

能力測試

驗證(Validation)



模型測試(Testing)

迴歸

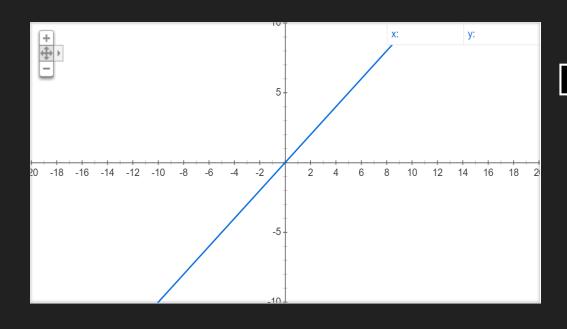
■藉由已發生的事實及已知其發生的原因,來推斷兩者關係

■回歸分為

非線性回歸

線性迴歸

■ 假設 y 為已知事實,x 是發生的原因,w (Weight,權重) 和 b (Bias,偏移量)則是我們能調整的參數,最終產生關係式: $y = w * x + b \implies 1$ 維





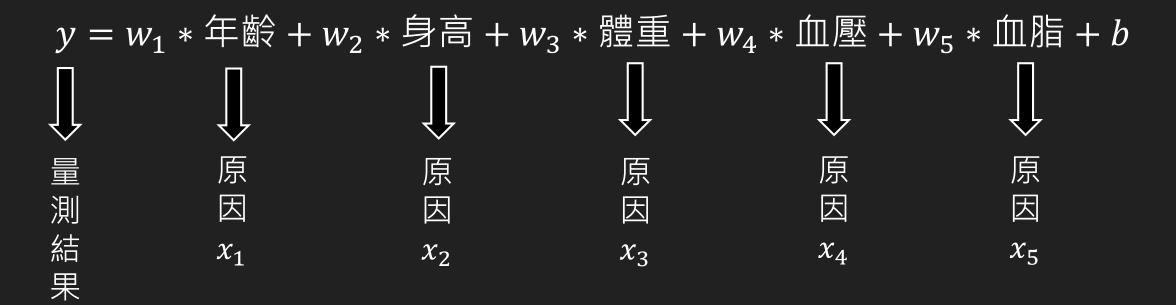
透過已知 y 及 x 得到 w 與 b



透過關係式求得未知 y 及 x

非線性回歸

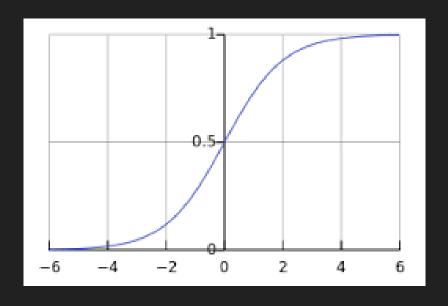
- \blacksquare 若有複數個原因 x (關係式為多維)時,則為非線性回歸
- 例子:血糖量測



非線性回歸-邏輯回歸

- 邏輯(斯)回歸(Logistic Function),又稱為 Sigmoid Curve
- ■特點:輸出只有0或1,適合分類
- 此處的z 為我們的輸入,如在線性回歸中,z = w * x + b

$$y = f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$



監督式學習小結

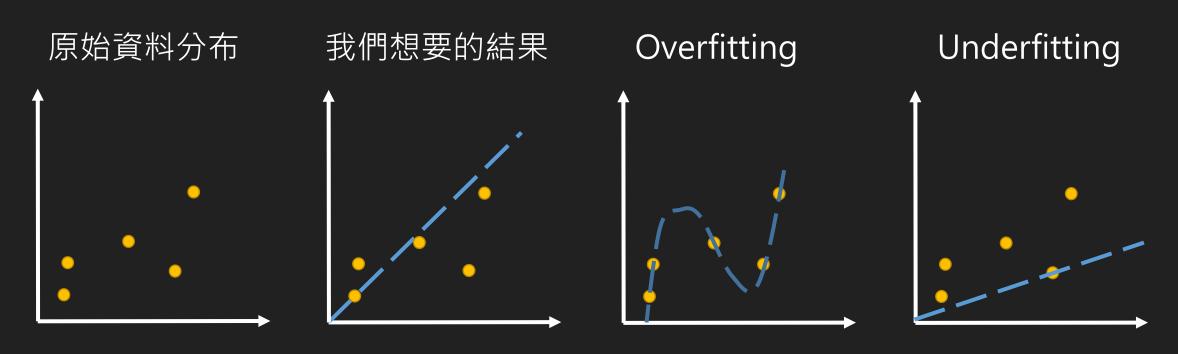
- ■訓練時需要已標註過的資料(Label)
- 資料集被切分為
 - 訓練集(Training Set)
 - 驗證集(Validation Set)

資料集

訓練集驗證集

過擬合(Overfitting)與欠擬合(Underfitting)

- 驗證集的準確率用來確認是否有過擬合
- 訓練集的準確率用來確認是否有欠擬合



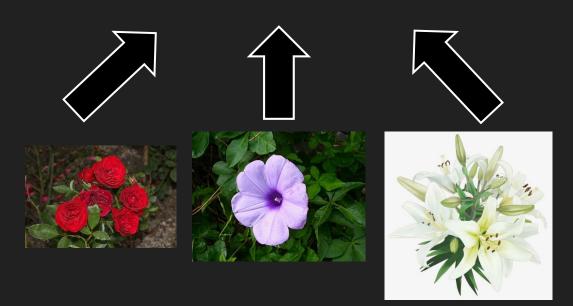
無監督學習

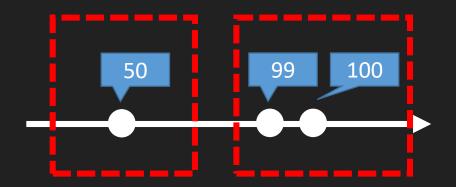
- ■訓練時需要的資料是未標註過的
- 分群屬於無監督學習

分群

- 將物理物件或抽象物件及合分組成多個類的過程
- 常用的分群演算法皆是使用距離判斷相似度,如 K-Means

種類:花





機器學習 - 延伸學習

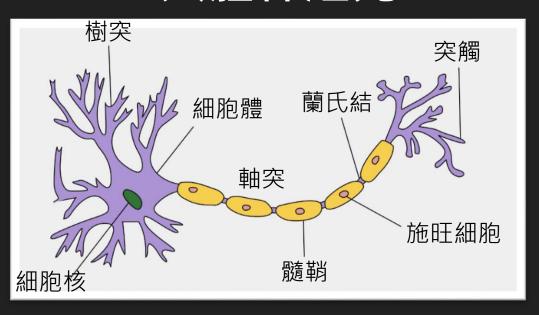
- 台大林軒田教授 機器學習基石
- 連結: https://reurl.cc/1eOr8

- 台大李宏毅教授 Machine Learning
- 連結: https://reurl.cc/o0YOq

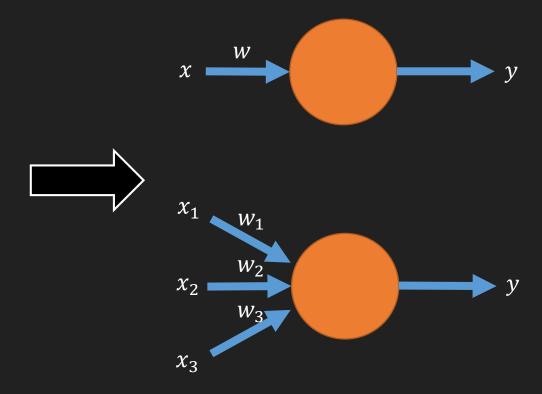
深度學習

神經元

人體神經元

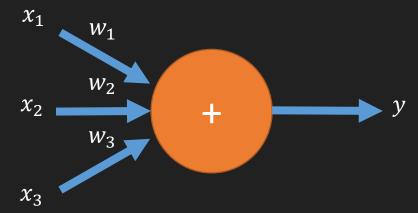


機器模擬神經元



神經元的運作 *:

- 舉例:銀行評鑑客戶品質



$$x_1$$
 為存款, x_2 為負債, x_3 為收入, y 客戶評分

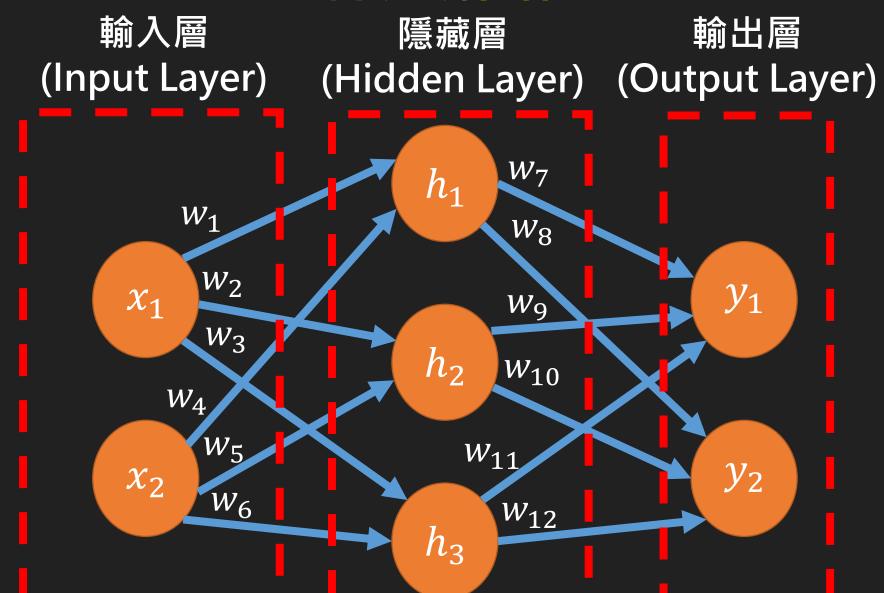
$$w_1 = 0.3 \cdot w_2 = 1.5 \cdot w_3 = 1.1$$

客戶 A, 存款為 50, 負債為-10, 收入為 20

$$y = 50 * 0.3 + (-10) * 1.5 + 20 * 1.1$$

$$= 22$$

神經網路



練習題

■ $1. h_1 = ? (以 x 與 w 表示)$

■ 2. y₂ = ? (以 h 與 w 表示)

練習題

■ 1. $h_1 = ?$ (以 x 與 w 表示)

$$h_1 = x_1 * w_1 + x_2 * w_4$$

■ 2. $y_2 = ?(以 h 與 w 表示)$

$$y_2 = h_1 * w_8 + h_2 * w_{10} + h_3 * w_{12}$$

從輸入層一直計算到輸出層 二 正向傳播

使神經網路非線性化

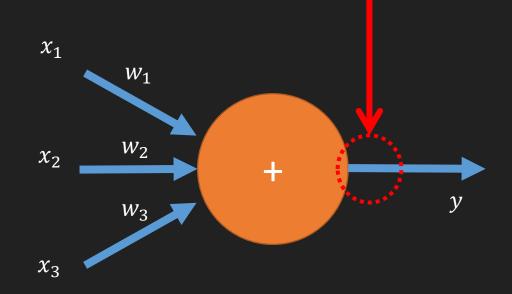
■ 在神經網路中,前一層的輸出與後一層的輸入相連



 \blacksquare 在神經元輸出y給下一層前使用活化函數,使輸出非線性化

活化函數(Activation Function)

- 又稱激勵函數,神經元輸出 y 前使用
- ■常用活化函數
 - Sigmoid 函數
 - 雙曲正切函數(Tanh Function)
 - 線性整流函數(ReLU)



Sigmoid 函數

- 如 P11 呈現, $y = \frac{1}{1+e^{-z}}$, y 為輸出,z 為輸入
- 承 P19 範例,使用活化函數中的 Sigmoid 函數:

$$z = 50 * 0.3 + (-10) * 1.5 + 20 * 1.1 = 22$$

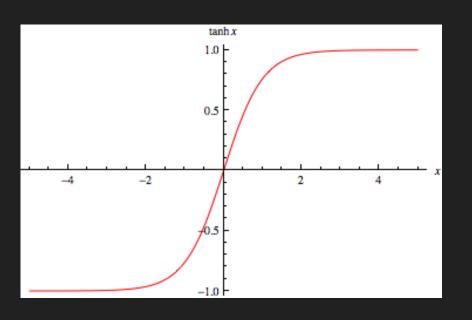
$$y = \frac{1}{1 + e^{-22}}$$

$$\approx 0.99$$

雙曲正切函數(Tanh Function)

- Tanh 函數與 Sigmoid 函數相近
- 學習遞迴神經網路(Recurrent neural networks, RNN)時會接觸到

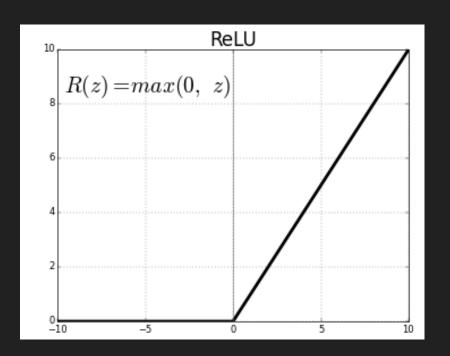
$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$



線性整流函數(Rectified Linear Unit,ReLU)

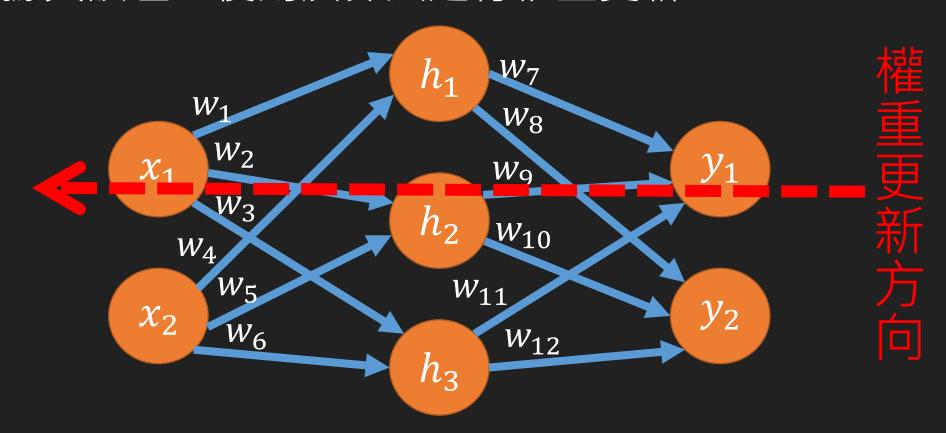
■目前深度學習架構中最通用的活化函數

$$y = \max(x, 0) \longrightarrow y = \begin{cases} x & : x > 0 \\ 0 & : x \le 0 \end{cases}$$



反向傳播(Back Propagation, BP)

- 正向傳播結束後,計算輸出與標註正確答案之間的誤差
- ■根據其誤差,使用演算法進行權重更新



深度學習的特點

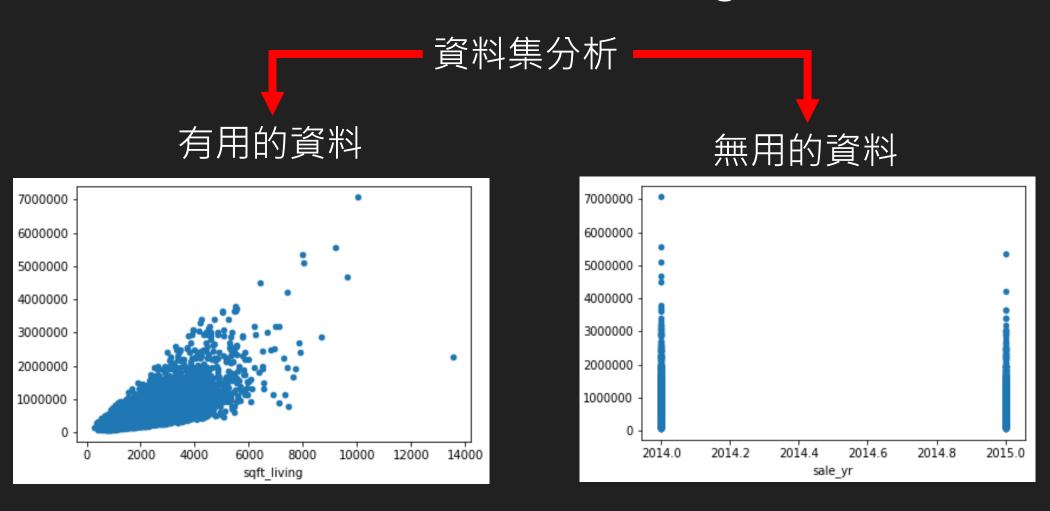
- 不用提取特徵(Feature)
 - End-to-End
 - 人類干預程度比傳統機器學習低
- 處理線性不可分
 - 運用大量線性分類器處理線性不可分問題
 - 處理線性不可分效率比傳統機器學習(如:SVM)佳

深度學習的應用

- 數字(Number)
- 文字(Word)
- 影像(Image)
- 影片(Video)
- 聲音(Voice)

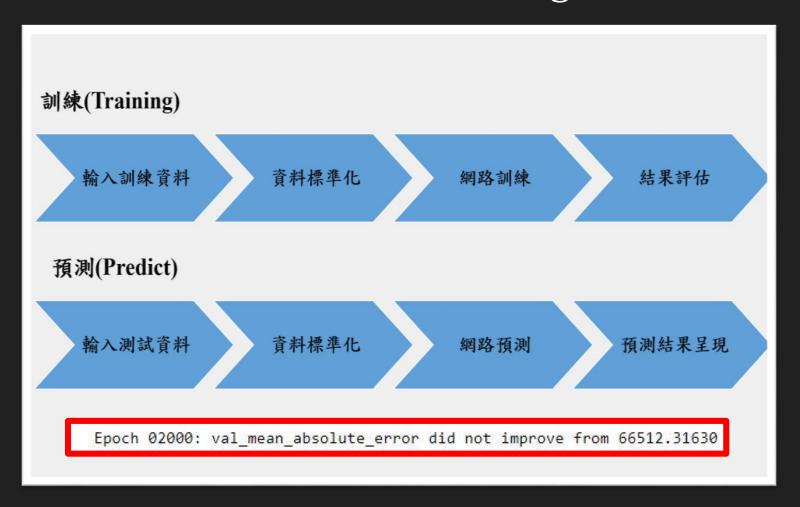
深度學習的應用 -數字(Number)

House Sale Price Prediction Challenge



深度學習的應用 -數字(Number)

House Sale Price Prediction Challenge



深度學習的應用 - 文字(Word)

■電影影評好壞分析

影評文字

犯性,我倒是沒有那麼強烈的個人觀點。 輯,兩小時以上的觀影體驗絕對是場享受

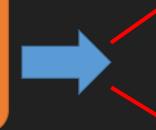
過去的許多作品,例如《英雄不流淚》(C Planet Terror)裡早就證明自己善於處理好 資料 預處理



Features



深度學習 模型

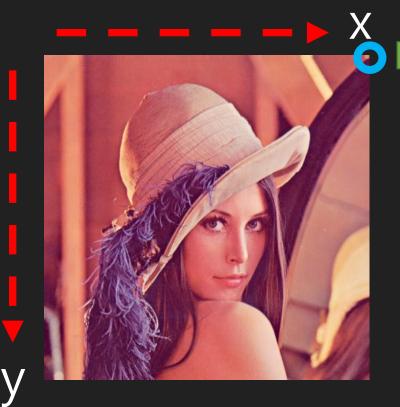


預測結果 1(正面評價)

預測結果 0(負面評價)

深度學習的應用 - 影像(Image)

- 在影像處理中,影像為2維,分為x與y兩方向
- 假設這張圖的尺寸為 100 * 100 pixels



此像素座標為(100,0)

深度學習的應用 - 影像(Image)

- 影像分為黑白與彩色,彩色影像以三原色 RGB 組成
- 將RGB三原色量化後,數值皆介於 0~255 間
- 彩色影像中,每一個像素點皆有 RGB 三個值
 - 所有像素的 RGB 三值全為 0 時, 圖片為黑色
 - 所有像素的 RGB 三值全為 255 時, 圖片為白色
- 假設右圖尺寸為50*50

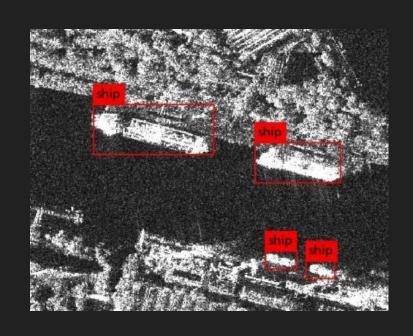
此像素值為(255,255,255) 此像素座標為(0,50)

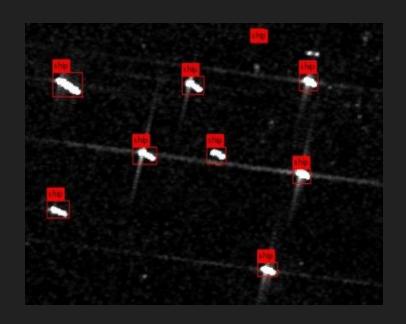




深度學習的應用 - 影像(Image)

- ■黑白影像中,每一個像素點皆只有一個值
- 以黑白衛星影像為例:





深度學習的應用 -影片(Video)



深度學習的應用 - 聲音(Voice)

Speech Recognition



-END-