

A I

機器學習

其它

其它

深度學習

1~2 layer 數 10 layer

shallow learning

deep learning

“用單一資料中簡單的幾種特徵
來進行判斷”

“用多層級的複雜
資料中的許多特徵”

ex. 數字分類

表示法 (representation):

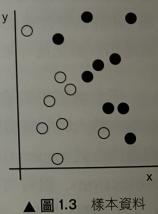
用不同的方式來檢示資料，將資料重新表述或編碼。

例 1：一張彩色圖片，可以編碼成 RGB 格式 (Red-Green-Blue, 紅色-綠色-藍色)，或編碼成 HSV 格式 (Hue-Saturation-Value, 色相-飽和度-明度)，這是對於相同資料的兩種不同表示法。有些資料在某種表示法下難以處理，但轉換成另一種卻變得很簡單處理。若是「選擇圖片中所有紅色像素」，以 RGB 格式來處理較為簡單；若是「將圖片調整成較為不飽和」，則是以 HSV 格式比較好處理。機器學習模型便是要對所輸入的資料找到合適的表示法，也就是轉換資料以順利進行要執行的工作（如：分類等）。

(represent) 表示法。

例 1：一張彩色圖片，可以編碼成 RGB 格式 (Red-Green-Blue, 紅色-綠色-藍色)，或編碼成 HSV 格式 (Hue-Saturation-Value, 色相-飽和度-明度)，這是對於相同資料的兩種不同表示法。有些資料在某種表示法下難以處理，但轉換成另一種卻變得很簡單處理。若是「選擇圖片中所有紅色像素」，以 RGB 格式來處理較為簡單；若是「將圖片調整成較為不飽和」，則是以 HSV 格式比較好處理。機器學習模型便是要對所輸入的資料找到合適的表示法，也就是轉換資料以順利進行要執行的工作（如：分類等）。

例 2：假設在一個 x , y 座標軸上，有許多點散落在這座標軸上，並以 (x, y) 表示這些點的座標位置，如圖 1.3 所示：



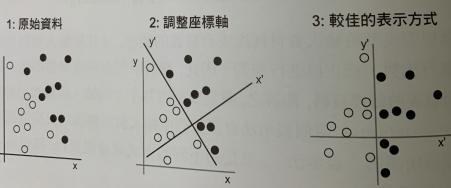
▲ 圖 1.3 樣本資料

1.7

圖中，在座標軸上有一些白點和一些黑點，我們要開發一個演算法，希望由點的座標 (x, y) ，可以判別該點是黑色或白色。在這個情況下：

- 輸入資料點就是這些點的座標位置
- 標準答案是這些點的顏色（白或黑）
- 評估演算法好壞的方法：例如，這些點被正確分類的百分比

現在我們需要一個新的表示法，讓我們可以清楚地將黑點與白點區分開來。
經過仔細的觀察，我們在圖 1.4 做了一個座標軸的調整：



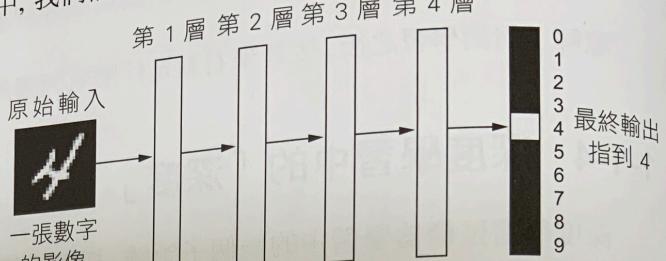
▲ 圖 1.4 座標軸調整

在這個新的座標軸上。

清，加工這步驟，
也會簡稱為「網路」。

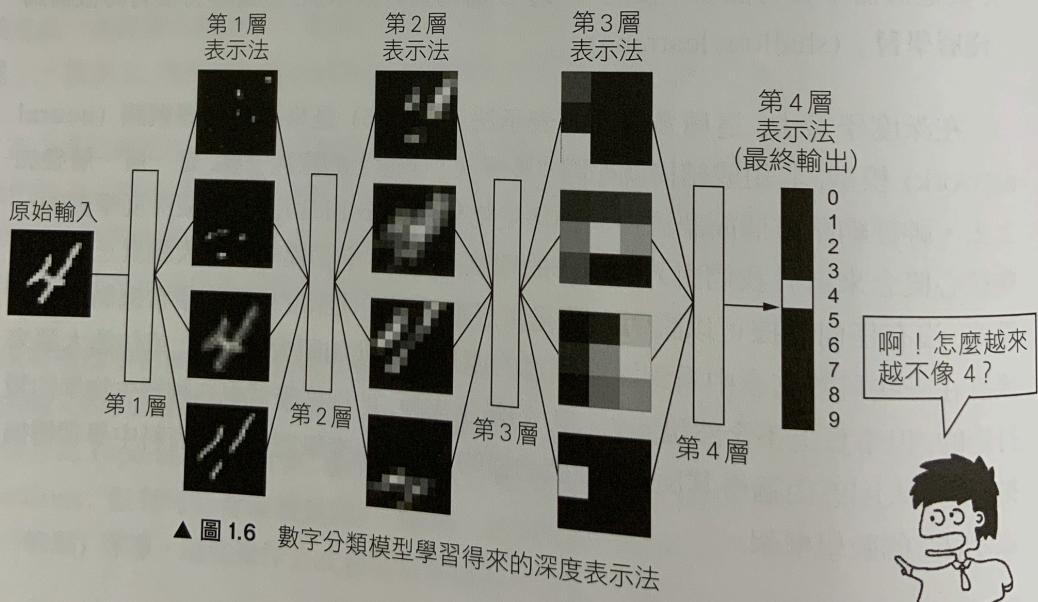
深度學習演算法學習到的表示法長什麼樣子呢？讓我們用一個有數層深度的
網路（見圖 1.5）作例子，當中，我們輸入原始資料的圖片，經過 4 層的深度學習模

型得到此圖片所指為數
字 "4"，接下來，讓我們
看看深度學習是如何轉
換一張數字的影像，來辨
識出是哪個數字？



▲ 圖 1.5 數字分類的深度神經網路

就如同圖 1.6 所示，該神經網路將數字影像逐步轉換成與原圖不同的表示
法，並逐漸精進成最後辨識結果的資訊。你可以將深度學習視作多階段的資訊萃
取運算，資訊經由多次連續的過濾後，最後得到精煉（purified）的結果。（編註：
但並不是簡單一層一層的逐步過濾，請先不要下定論，後文會再說明）



▲ 圖 1.6 數字分類模型學習得來的深度表示法

purified 精煉

weight 權重

loss function 損失函數

= objective function 目標函數

利用損失函數調整各層的權重

optimizer 優化器(最佳化函數)

Backpropagation 反向傳播演算法

