



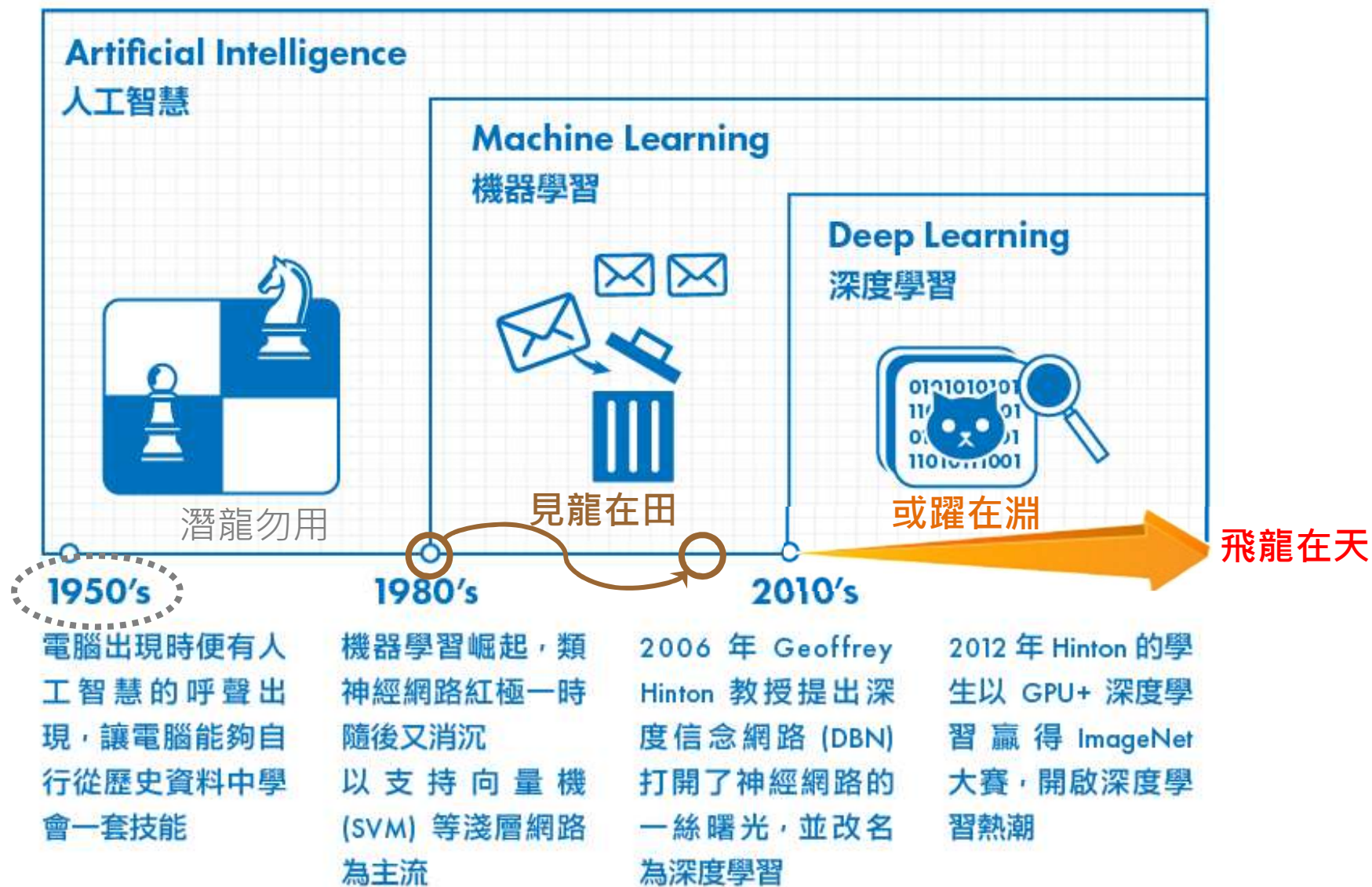
Topic

1

神奇的人工智慧是如何運作的？

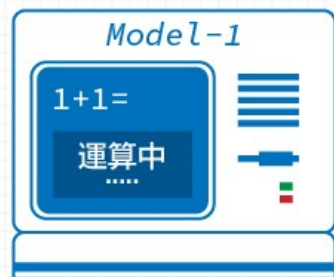
人工智慧的歷史演進

人工智慧的一項分支是機器學習，機器學習的一項分支是深度學習 (類神經網路)



人工智慧 Artificial Intelligence

1950 年代電腦發明以來便已興起
關注如何以電腦解決問題



硬體儲存與效能不足



無法回答人類不知道的問題

早期人工智慧
只能解一些代
數題和數學證
明，難在實
務上有所應用

機器學習 Machine Learning

1980 年代逐漸興起的人工智慧一個分支
讓電腦能夠自行從資料中學會一套技能

🐱 如何讓電腦辨識出貓 🐱

以窮舉法輸入所有條件

- 1 耳朵 = 2
- 2 腳 = 4
- 3 尾巴 = 1
- 4 牙齒 = 30
- ...
- 99

回傳貓咪 🐱

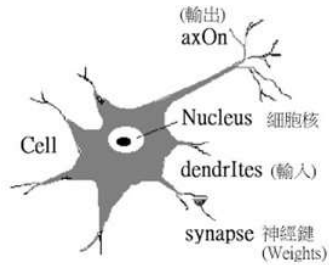
讓機器從海量資料歸納



機器學習案例 — 「分類」

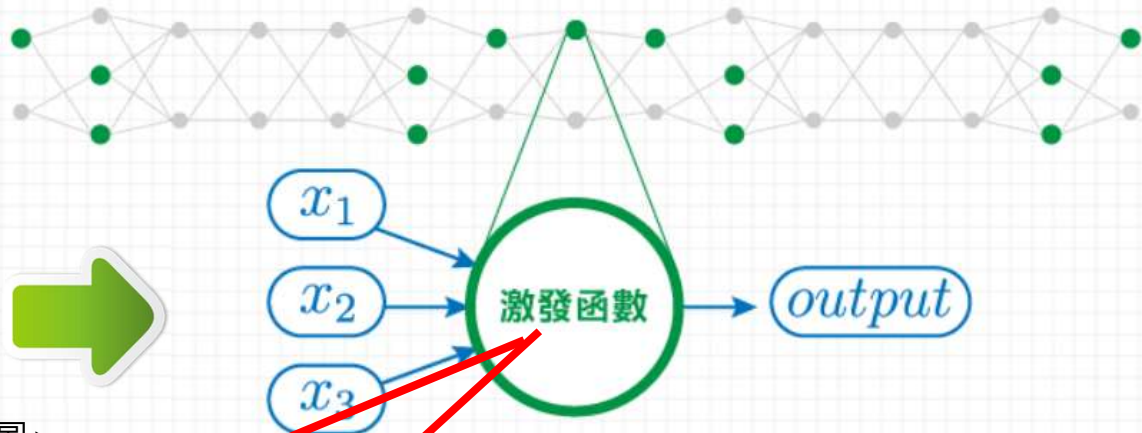
菇種	我是特徵				我是目標
	菌傘形狀	菌傘顏色	分布地帶	氣味	有毒 / 無毒
菇菇 A	球狀	棕色	腐木	腥味	0 (標籤)
菇菇 B	圓錐形	淺黃色	草堆	無氣味	1 (標籤)
菇菇 C	圓錐形	白色	樹葉	霉味	1 (標籤)
菇菇 D	鐘形	紫色	腐木	杏仁味	0 (標籤)
菇菇 E	下凹形	黃色	腐木	無氣味	1 (標籤)
菇菇 F	扁平狀	白色	泥土	惡臭味	0 (標籤)

當一筆新資料輸入電腦中，比如特徵具備白色鐘形菌傘、分布在腐木上、杏仁味的香菇，電腦即會判斷這朵香菇有毒或沒毒的機率有多高了。

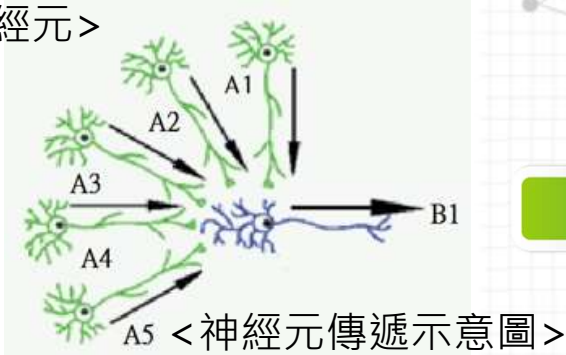


類神經網路

設定每一個神經元都是一個「激發函數」
透過這個函數，我們可以決定資料輸出後的結果



<生物神經元>



利用模擬神經元傳導模式，所以稱為「類神經網路」

線性分類

感知機 Perceptron

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } \sum_j w_j x_j \leq \text{threshold 閾值} \\ 1 & \text{if } \sum_j w_j x_j \geq \text{threshold 閾值} \end{cases}$$

0 if $\sum_j w_j x_j \leq \text{threshold 閾值}$

電流不傳遞

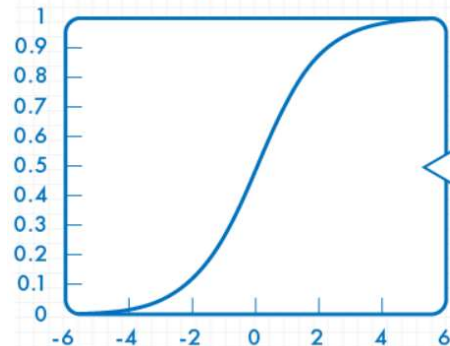
1 if $\sum_j w_j x_j \geq \text{threshold 閾值}$

電流會傳遞

非線性分類

Sigmoid 神經元

$$y = \exp(x) / (1 + \exp(x))$$

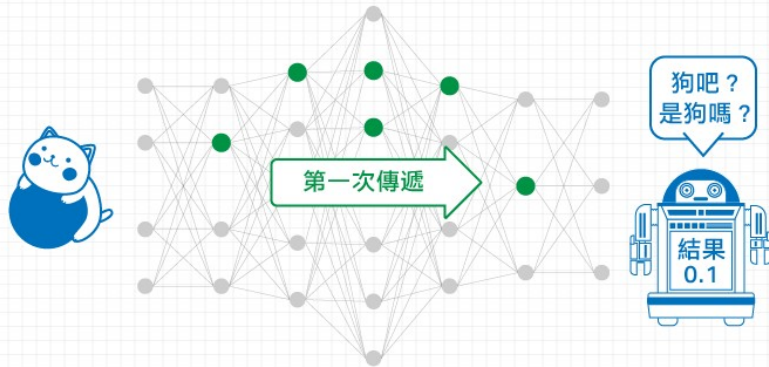


每一個神經元的激發函數為邏輯回歸式
收斂到 0~1 之間的機率

電流可以滿足某個設定值後就會傳遞

類神經網路的運作原理

當機器學習第一次「看」到一隻貓咪的圖片資料時
會將貓咪圖片的特徵向量透過神經網路從左向右傳遞過去



中間會經過特定幾個神經元上的激發函數後
產出最終的預測答案



反向傳播

將誤差訊號反向傳播回去，測試並調整不同神經元傳遞

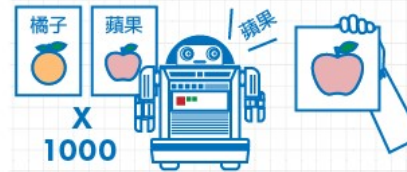


直到錯誤率最低，機器就成功學會如何辨識一隻貓了

機器學習的不同方法

監督式學習 **補習**
Supervised Learning

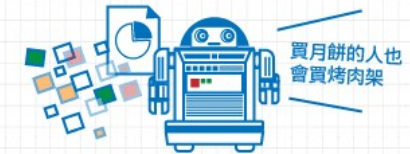
給予「有標籤」的資料



給機器各看了 1000 張標籤為蘋果
和橘子的照片後、詢問機器新的
一張照片中是蘋果還是橘子

非監督式學習 **自學**
Unsupervised Learning

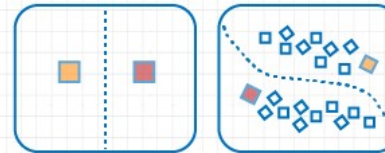
給予「無標籤」的資料，機器會
自動中找出潛在的規則



依據資料的分布、找到資料間的相似性；機器可能找出「買月餅的人也會買烤肉架」這個關聯

半監督學習 **學校**
Semi-supervised learning

少部分資料有標籤，而大部分資料
沒有標籤



先使用有標籤過的資料先切出一條
分界線，再利用剩下無標籤資料的
整體分布，調整出兩大類別的新分
界。如此降低標籤資料的成本

增強學習 **森小**
reinforcement learning

透過觀察環境而行動，並會隨時
根據新進來的資料逐步修正、以
獲得最大利益

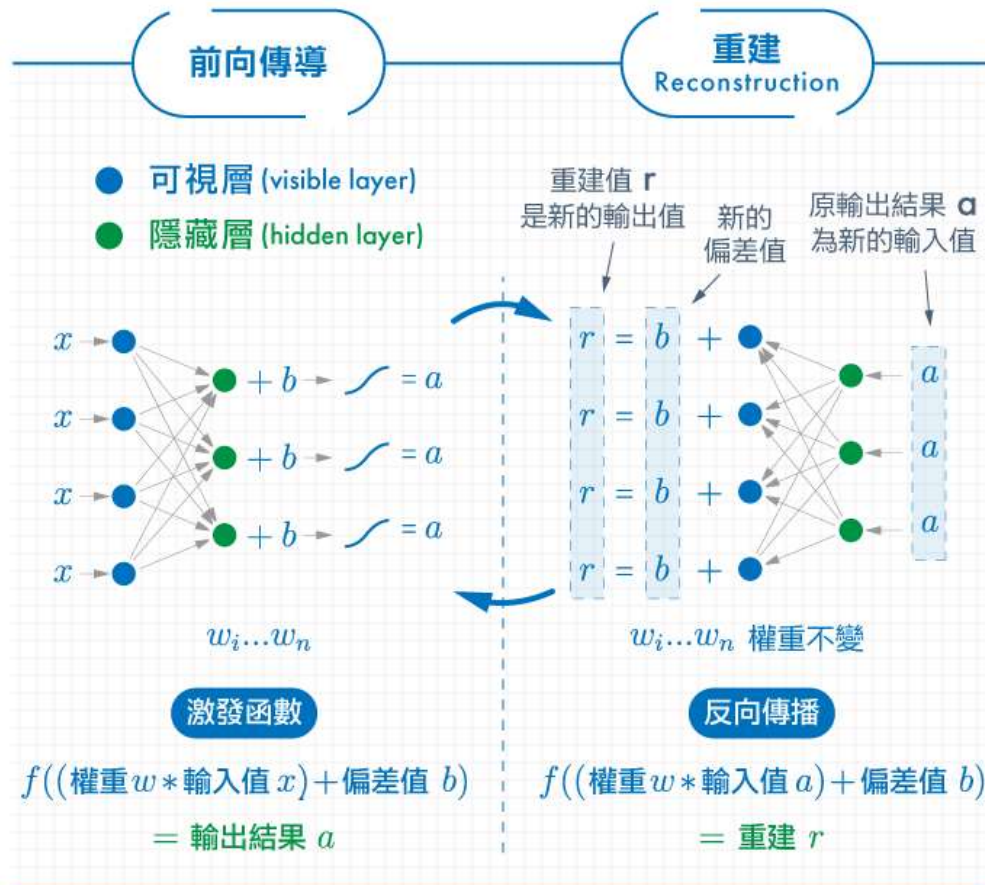


機器人投籃，根據反饋的好壞，機
器會自行逐步修正、最終得到正確
的結果

資料科學家會依據資料庫、資料類型與運算效能
等現實情況，而選擇用不同的模型

深度學習 (Deep Learning)

RBM 結構



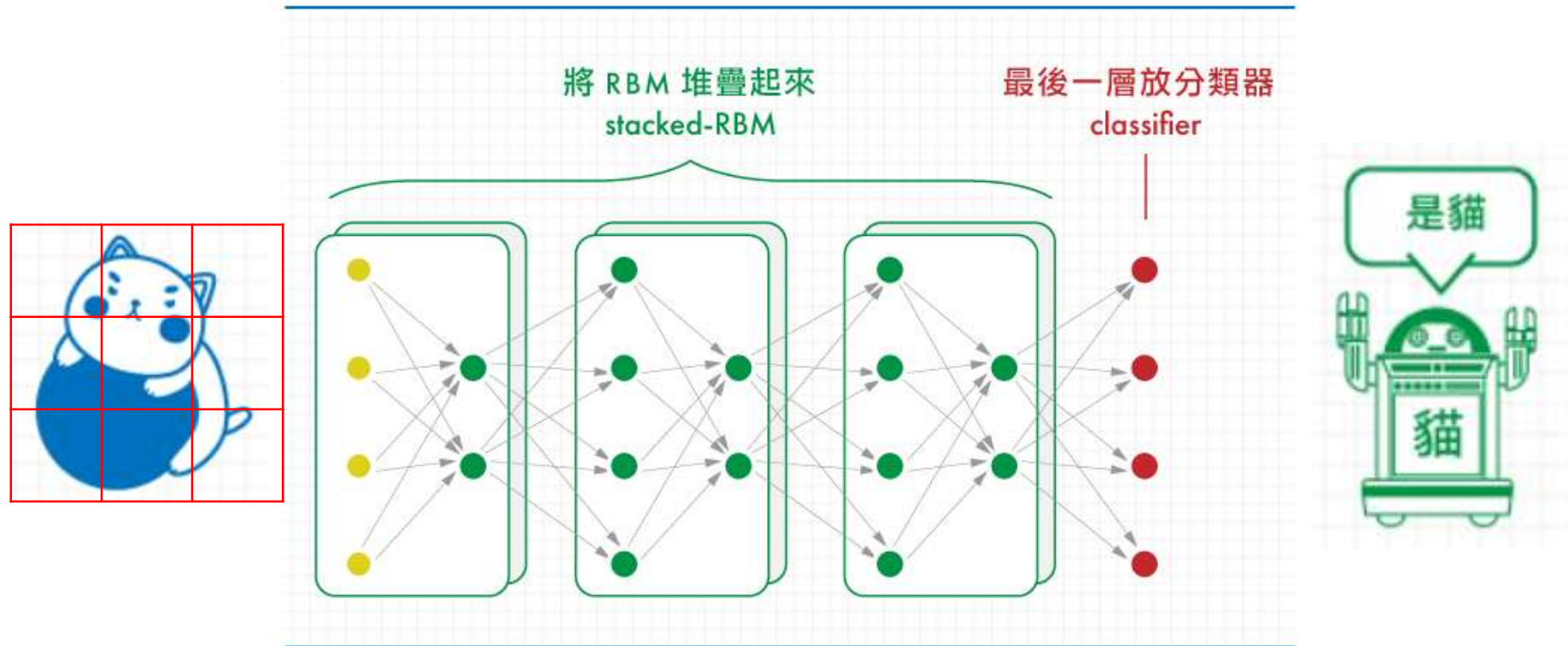
(Restricted Boltzmann Machines, RBM)

2006年，Hinton 和合作者發表論文，
“A fast algorithm for deep belief
nets” (深信度網絡的一種快速算法)：

- 引入了統計力學常用的機率工具
- 僅有2層結構的淺層神經網路，第一層稱為可視層(visible layer)、第二層稱為隱藏層(hidden layer)。
- 實現「沒有監督的訓練」(unsupervised training)
- 深度信念網絡就是幾層 RBM 疊加在一起。

深度信念網路 (BPN, Deep Belief Network)

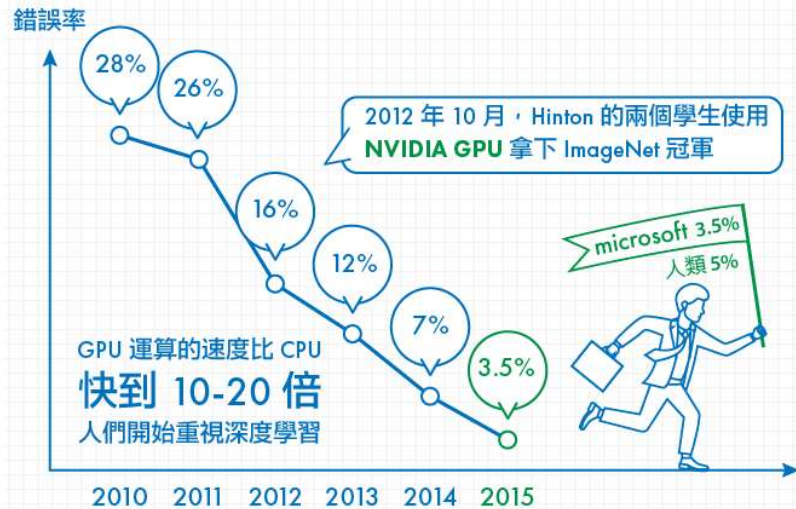
將多個RBM堆疊起來、建立一個多層的神經網路



RBM或BPN讓類神經網路得以在2006年後重新成為發展人工智慧的主要方法，雖然已經沒什麼人使用，但證實「深度學習」的可行性。

IMAGENET

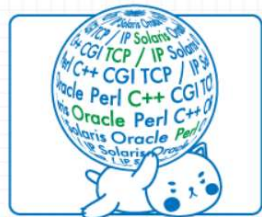
圖像識別競賽



Microsoft 以 3.5% 的錯誤率贏得冠軍，超越人類 5%



20 年前架網站



用 Perl、C++ 寫 CGI，須瞭解 TCP/IP
Solaris 伺服器，Oracle 資料庫

現在



用 Ruby on Rails
Bootstrap 等框架就能兜出來

2012年「GPU+深度學習」真正引爆革命火花

<GPU為CPU廠商輝達(NVIDIA)出產的運算處理器>

深度學習的成功應用

機器學習無所不在



天氣預測



醫療影像
辨識



金融股市
預測



電信客戶
流失率預測



異常入侵
偵測



自動車



現在有超過 1000 個深度學習產品，包括搜尋引擎、Android、Gmail、照片、地圖、翻譯、YouTube 以及自動車。