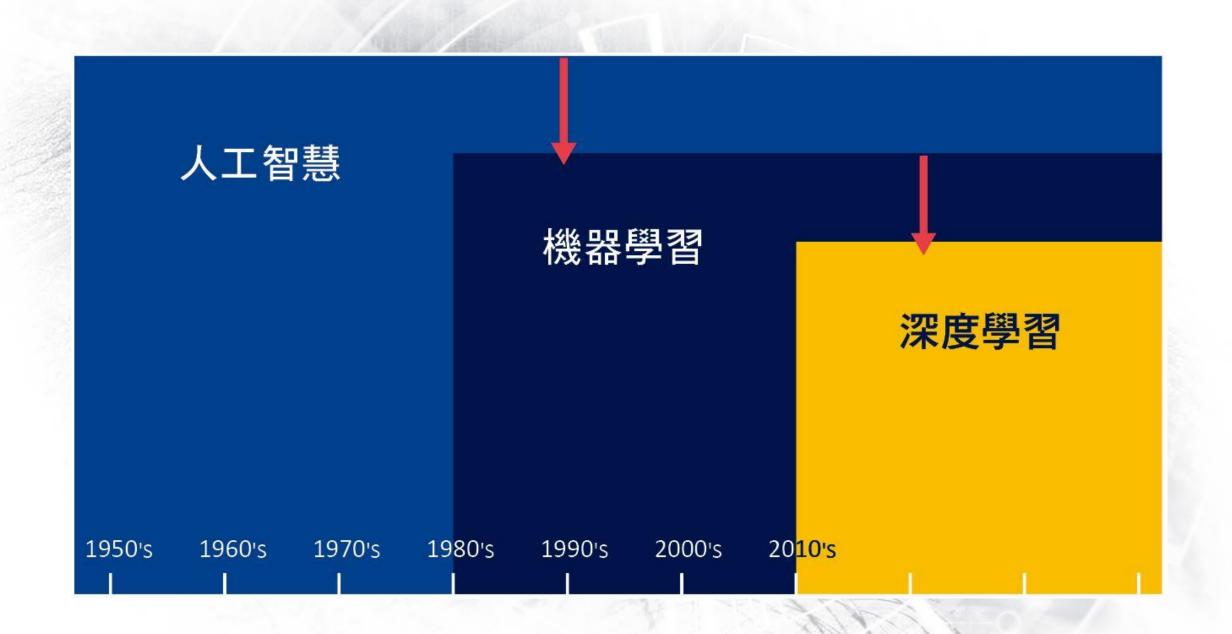


資工三 110410504 林藝峰

人工智慧的定義與範圍

- •人工智慧是指人類製造出來的機器所表現出來的智慧,其討論研究的範圍很廣。
- •包含演繹、推理和解決問題、知識表示法、規劃與學習、自然語言處理、機器感知、機器社交、創造力等。
- 而我們常聽到的「機器學習(machine learning)」是屬於人工智慧的一部分,「深度學習(deep learning)」又屬於機器學習的另一部分。



人工智慧發展

•第一級人工智慧(first level AI):

電腦擁有自動控制的功能,可以經由感測器偵測外界的溫度、濕度、亮度、震動、距離、影像、聲音等訊號,經由控制程式自動做出相對的反應。

• 第二級人工智慧(second level AI):

可以探索推論、運用知識,是基本典型的人工智慧,利用演算法將輸入與輸出資料產生關聯,可以產生極為大量的輸入與輸出資料的排列組合,可能的應用包括拼圖解析程式、醫學診斷程式等。

•第三級人工智慧(third level AI):機器學習

指電腦可以根據資料學習如何將輸入與輸出資料產生關聯,「機器學習」是指根據輸入的資料由機器自己學習規則,可能的應用包括搜尋引擎、大數據分析等。

• 第四級人工智慧(fourth level AI): 深度學習

電腦可以自行學習並且理解機器學習時用以表示資料的「特徵值」,因此又稱為「特徵表達學習」,可能的應用包括: Google教會電腦貓的特徵。

第三級人工智慧處理資料時的「特徵值」必須由人類告訴電腦;第四級人工智慧處理資料時的「特徵值」可以由電腦自己學習而得。

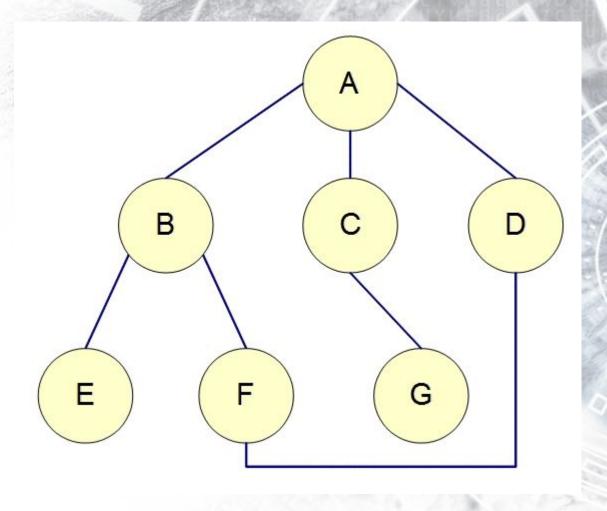
第一級人工智慧就好像是公司裡的工讀生:只是執行老闆交待的命令,進行各種重複性的工作,並不會去思考這個命令是否正確

第二級人工智慧就好像是公司裡的員工,能夠理解老闆交待的規則並且做出判斷,例如老闆說根據箱子長、寬、高分類大小箱子,運用知識留意不同貨物種類

第三級人工智慧就好像是公司裡的經理,能夠學習原則並且自行判斷,例如老闆給予大箱子與小箱子的判斷原則(特徵值),讓經理自己學習如何判斷多大是大箱子?

深度優先學習法

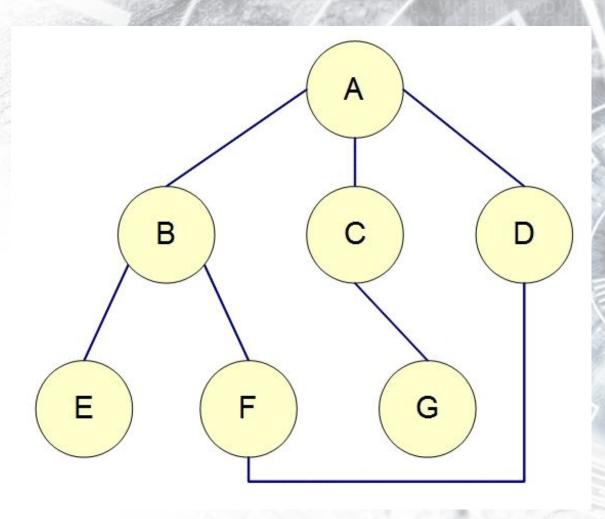
- •一種用來遍尋一個樹或圖的演算法。
- •由樹的根來開始探尋,先探尋邊(edge)上未搜尋的一節點(vertex or node), 並儘可能深的搜索, 直到該節點的所有邊上節點都已探尋。
- •該節點全搜尋過後就回溯(backtracking)到前一個節點, 重覆探尋 未搜尋的節點, 直到找到目的節點或遍尋全部節點。



```
procedure dfs(vertex v)
 mark v as visited
for each w adjacent to v {
   if w unvisited {
     dfs(w)
```

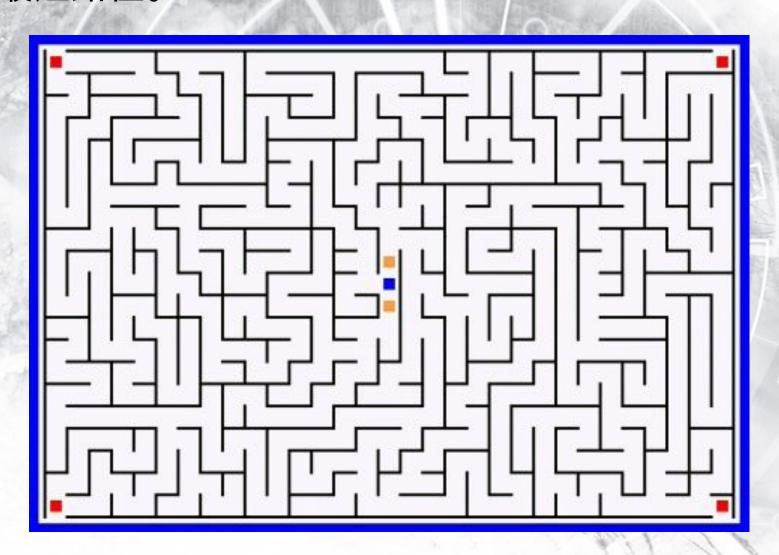
廣度優先學習法

- •是一種圖形搜索演算法。
- ·從圖的某一節點(vertex, node)開始走訪,接著走訪此節點所有相鄰且未拜訪過的節點,由走訪過的節點繼續進行先廣後深的搜尋。
- ·以樹(tree)來說即把同一深度(level)的節點走訪完,再繼續向下一個深度搜尋,直到找到目的節點或遍尋全部節點。
- •廣度優先搜尋法屬於盲目搜索(uninformed search), 是利用佇列 (Queue)來處理, 通常以迴圈的方式呈現。



```
procedure BFS(vertex s)
 create a queue Q
 enqueue s onto Q
 mark s as visited
 while Q is not empty {
   dequeue a vertex from Q into v
   for each w adjacent to v {
     if w unvisited {
        mark w as visited
       enqueue w onto Q
```

假設起始點在迷宮的中央,而出口在迷宮的四個角落,由於廣度優先搜尋法是將每個方格的下一步全部走完,所以當最先走到出口的路徑即為最短路徑。



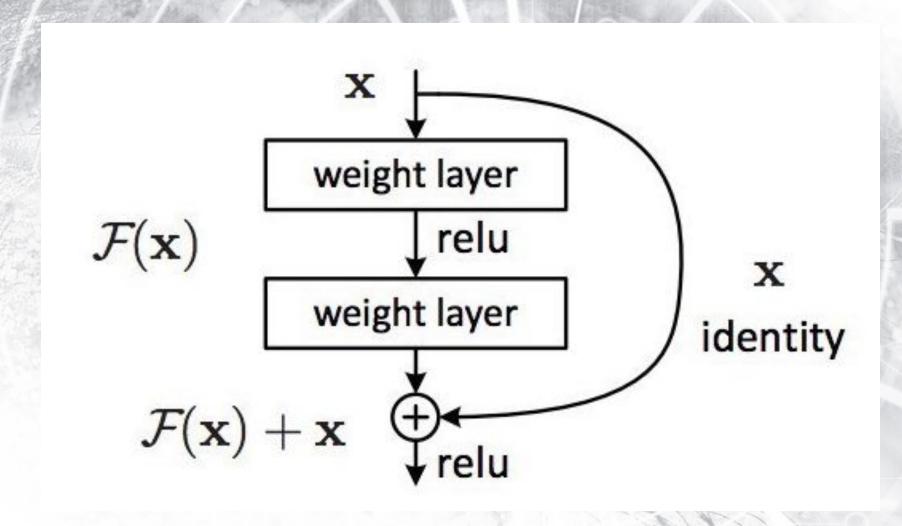
AlphaGo Zero

- AlphaGo Zero用CNN來改進圍棋投子策略。具體到CNN的系統架構,AlphaGo Zero用的是Residual架構ResNet。
- •可以直接使用人類棋手的棋譜來訓練ResNet。理論上來說,用人類棋手的棋譜來訓練ResNet, AlphaGo Zero的水平,會在更短時間內,獲得更快提升。
- •即便不用人類棋手的棋譜, 只用機器自我對弈的棋譜, 來訓練 ResNet, 在短短 40 天內, AlphaGo Zero 就已經超越人類棋手的 水平。

ResNet

- •假設我們建構了一個X層網路,並實現了一定的準確度。那麼一個 X+1層網路至少也能實現同樣的準確度——只要簡單複製前面X 層,在最後一層加上一衡等映射即可。同樣的,X+2、X+3的網路都 可以繼續增加衡等映射,然後實現同樣的準確度。但在實際情況下 ,這些深度網路都會表現很差。
- ResNet的作者將這些問題歸咎於:直接映射的學習效率很差。而他提出了解決方法:不再學習 x 到 H(x) 的基本映射關係, 而是學習兩者間的差異, 也就是「殘差(residual)」。最後, 為了計算 H(x), 我們只須將此殘差加到輸入上即可。

•假設殘差為 F(x)=H(x)-x, 而現在我們的網路不會學習 H(x) 了, 而直接學習 F(x)+x



- ResNet的每一個「模塊(block)」都由一系列「捷徑(shortcut)」所組成,此「捷徑」將模塊的輸入和輸出連接在一起。
- •在層面上執行「加法(add)」運算,如果輸入輸出大小不同,那就可使用「零填充」或「投射」(通過1*1卷積)來得到匹配的X大小。
- •回到上述實驗, 這能大大簡化衡等映射的建構。比起從頭學習衡等變換, 使F(x)為0比使輸出為X要容易得多。一般來說, ResNet 會給層一個「參考點」X, 以X為基礎學習。

蒙地卡羅演算法

- 是一種數值方法, 利用亂數取樣模擬來解決數學問題。
- 舉凡在所有目前具有隨機效應的過程,均可能以蒙地卡羅方法大量模擬單一事件,藉統計上平均值獲得某設定條件下實際最可能測量值。
- 此演算法是基於大數法則的實證方法,當實驗的次數越多,其平均值也就會越趨近於理論值。其法則亦可以估算投資組合的各種風險因子,特別是一些難以估算的非線性投資組合。

- 另外也可處理具時間變異的變異數、不對稱等非常態分配和極端 狀況等特殊情形,甚至也可用來計算信用風險。
- 雖然蒙地卡羅模擬法具有以上優點,但因需要繁雜的電腦技術和大量重複的抽樣,所須計算成本高且耗時的缺點。最後,若是僅處理非線性及非常態分配的投資組合,則可以選擇此模擬法,以加速其運算的速度和準確性。

EM演算法

- •知道一些條件(觀察到的數據), 還有不了解的部分, 需要全部解析出來。
- 先根據假設做猜測(E-Step), 將不知道的部分全部做假設 (Parameter)。有了虛構數據後, 持續思考並更新自己的猜測, 使 自己觀察到的數據更加正確(Maximize likelihood; M-step); 反覆循 環猜測、思考。最後得到可以解釋整個數據的假設。

馬可夫鍊

- •馬可夫鏈, 就是同類型的事件(不同的狀態)依序發生的機率。
- •舉例來說, 假設天氣有三種狀態:

晴天、陰天跟雨天。如果昨天是雨天,那麼今天是「雨天」的機率,會跟昨天是「晴天」而今天是「雨天」的機率有所不同,這是因為我們相信天氣現象在時間上有某種連續性,前面發生的狀態會影響到後面發生的狀態,而馬可夫模型就是描述這種前後關係的數學語言。

隱馬可夫鍊

- ·沿用上則天氣的例子,假設觀測者因腳受傷,必須住在房間裡,看不到外面的天氣,但是我可以觀察到隔壁房間的鄰居每天從事的運動:「跑步」、「健身操」或是「游泳」。
- •如果把鄰居每天從事的運動項目記錄下來,就是「運動」這個事件的馬可夫鏈,這是我可以觀察的到的現象。然後,我又依照過去的經驗,知悉在每種天氣狀況下,他從事各項運動的機率,那麼是否還是可以透過的觀察,去推測每天的天氣?

•在此範例中,有兩個事件的序列:

自身觀察到的鄰居每天所從事的運動項目;另一個為看不見的,外面每天的天氣。由於我知悉這兩個馬可夫鏈之間的關係,所以便可以由其中一個馬可夫鏈的狀態,去預測另一個馬可夫鏈的狀態。

•而「隱馬可夫模型」,便是描述這樣的兩個序列的關係的統計模型。