

# 打開 AlphaGo ！

## 電腦圍棋為何能擊敗人類九段棋手

作者：顏士淨

顏士淨為國立東華大學資訊工程系教授，專長：人工智慧、電腦對局、深度學習及機器學習。

谷歌 DeepMind 團隊的 AlphaGo 在今年 3 月擊敗南韓棋王李世乭九段，震撼了全世界，可說是人工智慧的重要里程碑。AlphaGo 主要是以深度學習（deep learning）與蒙地卡羅樹搜尋（Monte Carlo tree search, MCTS）的技術來開發，並以強化式學習（reinforcement learning）的方式提高棋力。

谷歌 DeepMind 在三年前開始網羅機器學習與電腦圍棋菁英，包括席維爾（David Silver）、黃士傑（Aja Huang）、麥迪遜（Chris J. Maddison）等專家學者，加上充沛計算資源與大量資訊人才，在今年 3 月完成壯舉，不但影響了圍棋的發展，也讓很多人開始思考人工智慧對人類未來的影響。本文將介紹 AlphaGo 所使用的技術，並討論此技術的其他應用，最後探討 AlphaGo 對人類社會的影響。

電腦對局（computer game）是人工智慧領域中最吸引人的課題之一，也是衡量人工智慧的好方式。例如 1997 年 IBM 在超級電腦上開發出來的「深藍」（Deep Blue）戰勝了人類西洋棋冠軍，是當時人工智慧的重大里程碑。

對於目前世界上廣為流傳的棋盤遊戲，我們可分析其複雜度如表 1。其中複雜度以該棋類自起始盤

面之後的所有可能變化為衡量標準。圖 1 則列出臺灣電腦棋類程式發展里程碑的檔案照片。整體來說，西洋跳棋（Checkers）和黑白棋（Othello）之發展，電腦皆已超越人腦；西洋棋、象棋和日本將棋程式，電腦已到達職業棋士水準；谷歌 DeepMind 此次挑戰圍棋九段成功，一舉登上 21 世紀人工智慧電腦對局的聖母峰，將永留人工智慧的青史。

由表 1 知道，圍棋複雜度很高。這是因為圍棋盤面較大，如果使用暴力法搜尋，由於每層分支數過多，無法深入搜尋。至於複雜度較低的棋類如西洋棋、象棋、黑白棋，電腦使用遊戲樹（game tree）搜尋和 alpha-beta 搜尋技巧，就可有不錯的效果。

### 遊戲樹與 alpha-beta 搜尋

自從克努斯（Donald Knuth）在 1975 年提出 alpha-beta 剪枝（alpha-beta pruning）演算法的概念後 [2]，許多棋類對弈遊戲都用這個演算法撰寫電腦程式，並取得一定的棋力。而 alpha-beta 搜尋法則是 minmax 搜尋演算法（也稱 minimax 法）加上 alpha-beta 剪枝法的技巧。

所謂 minmax 方法，首先根據目前盤面，往下不

表 1 七種棋類複雜度及程式與人類棋力比較

棋類名稱	棋局所有變化可能性	程式擊敗職業棋士紀錄	程式作者
西洋跳棋 Checkers	$10^{32}$	Chinook，6 平手 Marion Tinsley（1994） <sup>①</sup>	Jonathan Schaeffer; (Alberta University)
黑白棋 Othello	$10^{58}$	Logistello，6:0 勝村上健（1997）	Michael Buro (Othello strong player)
九路圍棋 9×9 Go	$10^{85}$	東華七號，七番賽 4:3 勝職業棋士黨希昀（2013/6） 七番賽 4:1 勝職業棋士蕭愛霖（2014/6）	周政緯、顏士淨（東華大學）
西洋棋 Chess	$10^{123}$	DeepBlue，3.5-2.5 勝卡斯帕羅夫（1997/5）	許峰雄深藍團隊（IBM）
象棋 Chinese Chess	$10^{150}$	Shiga，紅先勝陳振國八段（2006/11）	鄭明政、顏士淨（東華大學）
日本將棋 Shogi	$10^{226}$	Tsutsukana（ツツカナ）勝森下卓九段（2014/4）	一丸貴則（名古屋大學）
圍棋 19×19 Go	$10^{400}$	AlphaGo，4:1 勝李世乭九段（2016/3）	谷歌 DeepMind 團隊



圖 1 臺灣人機對奕的里程碑：（左）象棋世家 Shiga vs. 陳振國八段（顏士淨攝，2006/11）；（中）東華七號 vs. 黨希昀二段（顏士淨攝，2013/6）；（右）東華七號 vs. 蕭艾霖二段（顏士淨攝，2014/6）。

斷產生我方與敵方的著手分支，模擬所有著手的可能性。當到達指定深度，就透過評估函數判斷該盤面對我方是優是劣，並回傳評分至上層節點。在我方節點選擇最有利（max）者，在敵方節點選擇對我方最不利（min）者，以找出我方最佳的著手。

例如圖 2，A 點代表當前盤面，輪到白棋（我方）。A 是樹的根節點（root node），A 底下有三個子節點（children nodes）B、C、D，代表 A 可選擇的著手。而 A-B-E 則代表某一回合的走法，其深度為 2，走完後的盤面為 E。一般來說，電腦會根據計算資源與容許時間設定搜尋指定深度。假設指定深度為 2，此時 E 為葉節點（leaf node），也就是此走法的終端節點。電腦會依序遞迴檢查所有變化，如圖 2 產生節點的順序為：

$A \rightarrow B \rightarrow E \rightarrow F \rightarrow G \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow H \rightarrow I$

我們可用某法為葉節點評分，分數越大，表示對我（白）方越有利。假設走完一回合 A-B-E 後，E 盤面評分為 3，同理另兩種走法 F 與 G 評分分別為 2 與 5。因為 B 代表敵（黑）方之思考，所以 B 選擇對他最有利的 F 盤面，亦即 B 分數為 2（圖 2 中節點評分左上數字表示各節點分數的確認順序）。同理，D 選擇對白棋最不利的 H 盤面，D 分數為 1。搜尋完整串樹後，A 選擇子節點中分數最高（最有利）的走法，故 A 分數為 2，表示 A 最好的選擇是走 B，可以期待 A-B-F 的走法。這是 minmax 搜尋演算法。

但這裡有一個竅門，B、C、D 這一層是對手（黑方）可能著手，各盤面分數取的是白方分數最低的評分（min 層）。同理，A 這一層是我方（白方），

盤面分數取的是下一層節點分數中的最大值（max 層）。所謂 alpha-beta 剪枝法就是根據搜尋回傳分數，設定 min 層和 max 層的上下邊界，藉此縮小搜尋的評分範圍。例如圖 2 中，因為產生 H 盤面的 1 分後，可推論 D 值必不大於 1（小於 B 的 2），A 不可能選擇 D，因此就不需要再產生 I 點，I 點的 4 分也沒必要計算。於是可以少搜尋該節點 I，把資源轉往更深入的搜尋。alpha-beta 剪枝法在最佳情況下，可以幫助 minmax 搜尋演算法搜尋多一倍的深度。

alpha-beta 剪枝法以及由其衍生的搜尋演算法，在許多棋類遊戲上表現得十分出色，例如西洋棋、象棋、黑白棋都已因此寫出棋力高強的程式，堪與人類匹敵（見表 1）。究其原因，主要是這些棋類複雜度較低，且容易找出簡單快速的方式來「評估

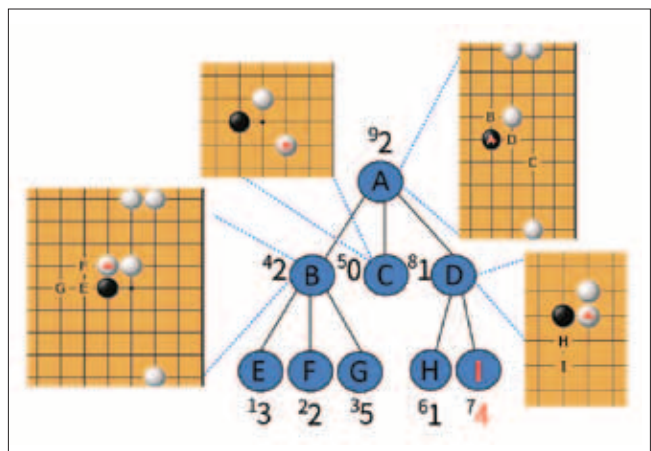


圖 2 遊戲樹及 Alpha-Beta 搜尋。

① 2007 年，Chinook 作者 Jonathan Schaeffer 證明，在雙方都不犯錯的前提下，西洋跳棋必以和局結束 [1]。

表 2 AlphaGo 技術與組合的棋力（單機版）

策略（組合）	1	2	3	4	5	6	7
蒙地卡羅樹搜尋（只使用快速落子策略）	◎			◎		◎	◎
使用策略網絡		◎			◎	◎	◎
使用價值網絡			◎	◎	◎		◎
棋力	2d (業餘二段)	3d	4d	7d	8d	9d	2p (職業二段)

盤面分數」（下棋的術語稱為形勢判斷）。

寫圍棋程式的困難之一是複雜度太高，不適合前述全域搜尋的方式。另一個困難是如何評估盤面。西洋棋、象棋等多兵種遊戲可比較雙方棋子數量與子力，很快算出盤面的評分。但圍棋以往的評估方法需要花很多時間，而 AlphaGo 的成就，簡而言之，便是以深度學習網絡與蒙地卡羅樹搜尋，來解決圍棋高複雜度與形勢判斷的問題。

AlphaGo 的內在機制分為三部分：蒙地卡羅樹搜尋、策略網絡（policy network）與價值網絡（value network）[3]。表 2 是 AlphaGo 在單機情況，三種技術混合組合之後的棋力，最佳情況可達職業二段。至於 AlphaGo 與李世乭比賽的版本是分散式系統版，棋力至少有職業九段。以下我們將分節敘述 AlphaGo 的這三種機制。

### 蒙地卡羅樹搜尋演算法

2006 年出現的蒙地卡羅樹搜尋法，成功應用在圍棋上，使得圍棋程式的研究一日千里。蒙地卡羅樹搜尋法是一種全域搜尋的演算法，在圍棋中它以類似隨機取樣的蒙地卡羅模擬，從目前盤面模擬下完整盤棋，再以最後結果作為形勢判斷的依據。

這其實是一種強化式學習。如圖 3，代理人（agent）想知道哪個行為（action）比較優秀，可先對環境執行此行為，再依據環境的回饋收益值（reward）來評估此行為，並重複執行。在圍棋中，想知道當前盤面走哪一手棋比較好，可先模擬試下，模擬下完整盤棋可得到回饋，藉以判斷這手棋的好壞。

蒙地卡羅樹搜尋演算法可再利用上界信賴演算法

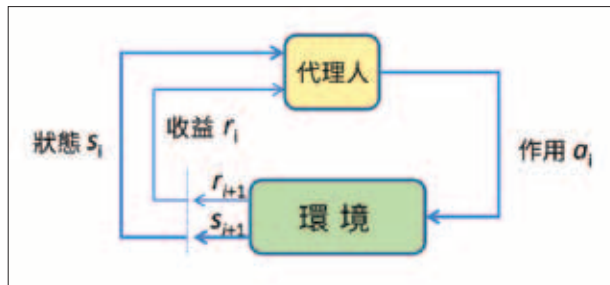


圖 3 強化式學習架構。

（upper confidence bound, UCB），使樹搜尋往較優秀的子節點展開，成為一棵不平衡樹，從而達到類似 alpha-beta 剪枝法的裁剪目的，以增加搜尋的深度，很適於解決高複雜度的問題。蒙地卡羅樹搜尋在圍棋領域的運用獲得極大成功，使用此演算法的圍棋程式，初試啼聲，就囊括 2007 年電腦奧林匹亞圍棋項目前二名，對上屆 2006 年的冠軍更取得接近百分之百的勝率。

上界信賴演算法當初主要是為了解決著名的「多臂拉霸」問題（K-armed bandit problem，俗稱吃角子老虎問題或博奕機問題）而發展的。一開始玩家先將所有博奕機玩一遍，之後依照當時累積的經驗，也就是各博奕機的收益值，再決定下次要選擇哪台機器，這稱之為開發（exploitation），也就是強化式學習的概念。但如果玩家局限於自己的經驗，不嘗試其他機器，可能忽略收益率更高的機器，因此應適度嘗試其他機器，稱為探索（exploration）。上界信賴演算法公式主要包含開發與探索兩項參數，目的就是在開發與探索之間保持平衡。

蒙地卡羅樹搜尋的精神，就是把上界信賴演算法運用於樹狀搜尋，並在評估收益值時（相當於遊戲



樹評估分數），採用蒙地卡羅演算法來評估。在概念上，蒙地卡羅樹搜尋把每個節點當作一個博奕機問題，此節點的每個分支，都是一台博奕機。選擇某分支，就會獲得相應的收益。如圖 4，搜尋開始時，蒙地卡羅樹搜尋會建立一棵樹，然後重複以下四個步驟，直到指定的時間或次數用罄為止：

- 選擇（selection）：選擇一條從根節點（root）到葉節點的最佳路徑。選擇的方式是從根節點開始，利用上界信賴公式計算每個子節點的上界信賴值，選擇此值最高的子節點，然後重複此方式，不斷往下搜尋，直到遇到目前搜尋樹終端的葉節點為止。
- 拓展（expansion）：若步驟 1 最後找到的葉節點曾經被拜訪過，則程式產生此葉節點一些新的子節點，並根據搜尋策略（tree policy）給予每個子節點一評估值，再選擇其中最大值的子節點。如果此葉節點尚未被拜訪過，則直接選擇此葉節點。
- 模擬（simulation）：使用蒙地卡羅模擬的概念進行模擬，對上一步驟所選擇的節點計算其收益值，然後標記此葉節點為拜訪過的葉節點。
- 反向傳遞（backpropagation）：根據步驟 3 得到的收益值，更新這條從該節點到根節點最佳路徑上所有節點的收益值。

經過上述步驟所得到的搜尋樹，其根節點之下，拜訪次數最多的子節點，即為輸出的棋步解答。

蒙地卡羅樹搜尋法用在圍棋上，基本概念與圖 2 的遊戲樹相同，每個節點代表一盤面，此節點的分支代表此盤面下一步的合法著手，每一分支連結到的子節點，就是原盤面再加上分支代表的著手後所產生的新盤面。若以目前盤面為根節點，則子節點就代表目前盤面下一合理著手形成的新盤面。

執行圍棋蒙地卡羅樹搜尋，首先進行前述的選擇與拓展。在拓展時會根據圍棋搜尋策略給予每個

新子節點一評估值，此值就是該節點的事前知識（prior knowledge，還沒模擬前的知識），代表此節點被選擇的可能性。除了在拓展時，會依據事前知識選擇最大值節點轉給第三步驟之外，事前知識也運用於第一步驟的上界信賴公式，幫助選擇最可能發生的著手。由於圍棋盤面相當廣大，平均每盤面有 100 個以上的可能著手，因此事前知識的搜尋策略對於圍棋蒙地卡羅樹搜尋的品質影響非常大。

選擇與拓展類似人類棋手的思維：一開始先用直覺判斷哪些是最後可能的著手（搜尋策略），先集中精力考慮。若時間許可，再轉向比較不可能的著手。此方法可有效降低圍棋搜尋樹的分支度，獲得更高的棋力。2007 年之後，電腦圍棋的搜尋策略技術不斷改進，搜尋策略本身的棋力從九級進步到業餘三段。AlphaGo 則是用策略網絡來開展搜尋策略，將在下一小節介紹。

第三步驟是使用蒙地卡羅模擬的想法模擬棋局。所謂模擬棋局就是從第二步驟選擇的節點開始，由電腦根據模擬策略（playout policy）產生此盤面可能應手的機率分布，再使用輪盤法（roulette wheel selection）選擇下一手。如此不斷自我對下，直到下完為止，並計算勝負結果作為該節點的收益值。一般來說，模擬策略包含圍棋的棋形與棋理。AlphaGo 的模擬策略稱為加速落子策略（rollout policy）模擬，原理跟之前的模擬策略大同小異。

AlphaGo 使用機器學習產生的棋形，可以將加速落子的正確率提高到 24.2%。但囿於隨機性，使用加速落子的結果正確率有其上限。因此 AlphaGo 還設計了價值網絡，藉以直接評估盤面的形勢。一般來說，若盤面單純，價值網絡的效果很好。

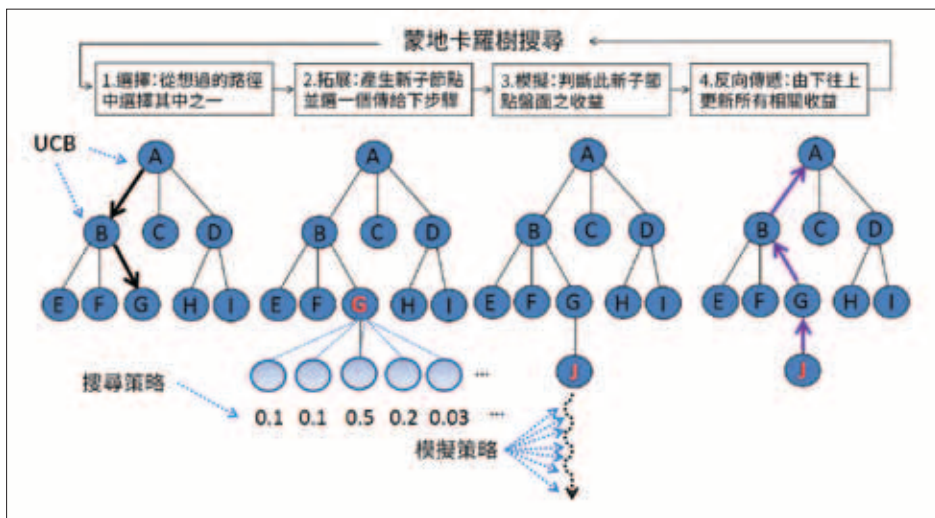


圖 4 蒙地卡羅樹搜尋演算法示意圖。

有了模擬棋局的結果，就可依此更新蒙地卡羅上界賴搜尋樹。從根節點到第二步驟選擇的葉節點所形成的路徑稱為最佳路徑。其中「更新」的意思，是依照模擬棋局結果來更新最佳路徑上所有節點的勝場數與拜訪次數。所謂更新勝場數，指的是若此點代表黑棋著手，且模擬棋局結果為黑勝，則此節點的勝場數加 1，反之亦然。而更新拜訪次數，則是此路徑上所有節點的拜訪次數均加 1。最後，再判斷是否符合蒙地卡羅樹搜尋的終止條件。如果符合則結束搜尋，並以根節點底下拜訪次數最多的子節點，作為此次搜尋的最佳著手。

蒙地卡羅樹搜尋的三種終止條件如下：

1. 總模擬次數達到設定門檻。
2. 限制時間用罄。
3. 根節點盤面已找出明顯優於其他著手的著手。

### 深度學習的策略網絡

早在 20 世紀中期，就有許多學者分別提出類神

經網絡 (artificial neural network) 的概念。1980 年，類神經網絡開始實際應用在解決現實世界的問題。一般類神經網絡可分為輸入層、輸出層與隱藏層。而所謂深度學習網絡，其中「深度」指的是隱藏層的數目。增加深度，原則上可讓網絡處理更複雜的問題（例如圍棋這種複雜遊戲，AlphaGo

的策略網絡深達 13 層。）深度學習類神經網絡最開始的應用是圖形辨識問題，以圖 5 的深度學習網絡為例，左邊的輸入層輸入圖片資料；右邊的輸出層輸出圖片分類的判斷，中間則為隱藏層。2011 年起，因為可以充分利用 GPU 繪圖顯示晶片大量平行化的運算特性，深度學習網絡大幅提高效能至實用階段。（見本期〈什麼是深度學習〉）

前面曾經提到，產生事前知識的搜尋策略，對於圍棋蒙地卡羅樹搜尋的成效影響非常大，也是影響棋力的關鍵之一。搜尋策略主要是用圍棋的棋形與棋理來協助判斷。關於圍棋對局複雜棋形的有效學習，先前研究者曾嘗試專家知識或單一隱藏層類神經網絡，但辨識率不高，當訓練資料龐大時，系統更難訓練。其後法國學者庫隆 (Rémi Coulom) 將特徵強化搜尋 (minorization-maximization, MM) 演算法與布拉德利/特里模型 (Bradley-Terry model) 結合應用於圍棋 [4][5]，辨識成功率最高約 45%，此搜尋策略本身已達業餘三級棋力。特徵

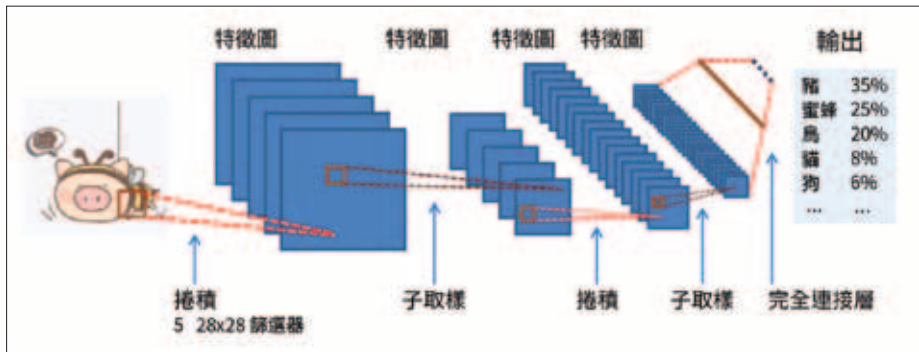


圖 5 深度學習類神經網絡，以影像辨識為例。

圖 6 是 AlphaGo 的策略網絡，訓練資料來自全球最大的圍棋伺服器之一 KGS 網站的 16 萬份棋譜，棋譜的棋力約為業餘六段至九

段，其中有三分之一是讓子棋的棋譜。AlphaGo 以業餘棋士棋譜為訓練資料，且包含大量讓子棋棋譜，主要原因是為了增加訓練資料的多樣性。這 16 萬份棋譜轉換成 3,000 萬個盤面，作為策略網絡的輸入，輸入除了盤面黑白子位置之外，也包括盤面的圍棋特徵（features），輸入特徵可以加速網絡學習效果。這些特徵包括棋子的氣數、征子、下子順序、顏色等。AlphaGo 將盤面上每個點各種圍棋特徵轉換為 48 個平面，作為深度捲積式網絡的輸入，第一層隱藏層有 192 個 5x5 大小的篩選器（filter），用來辨識圍棋的棋形，其餘隱藏層的篩選器則都是 3x3 大小。谷歌總共實驗了三種篩選器個數：128、192 及 256，比賽時考量速度與效率，使用的是 192 版本，辨識成功率為 55.4%，單純用此版本可以有業餘三段的棋力。

強化搜尋法對圍棋程式的提升貢獻極大，是將電腦圍棋由級位帶入業餘高段水準的功臣。自 2009 到 2015 年間，包括 Zen、Crazy Stone 等圍棋程式都相繼到達業餘六段的等級（見本期〈電腦圍棋四十年〉）。

2008 年，由於深度捲積式類神經網絡（deep convolutional neural network, DCNN）崛起，有人開始應用此法於圍棋 [6]，達到超過 50% 的預測率 [7]。2015 年，多倫多大學麥迪遜與谷歌 DeepMind、谷歌 Brain 團隊合作，成功將深度捲積式網絡使用於評估圍棋著手，該系統是 12 層的捲積式類神經網絡，包括 550,000 個隱藏層結點，6 億個連結與 230 萬個參數。它以職業棋士棋譜為訓練資料，算出的著手有 55% 與職業棋士棋譜相同，每步著手計算時間約 0.15 秒。這項進展為 AlphaGo 打下堅實的基礎 [7]。

策略網絡相當於人類棋手下棋的直接反應能力，也就是依據過去下棋經驗，在思考落子時直覺反應出盤面上哪幾手是好棋的能力。目前圍棋程式大多加入策略網絡，以前述 2016 年 3 月的 UEC 盃電腦圍棋賽為例，前八名的程式有七隊使用策略網絡。由於策略網絡是直接學習棋譜，所以又稱為督導式學習（supervised learning）策略網絡。

此網絡在圍棋程式中，主要用於蒙地卡羅樹搜尋的搜尋策略，故又稱為策略網絡（policy network）。策略網絡在「學習」過數萬盤棋譜後，一般可達到業餘二段以上的棋力。2016 年日本 UEC 盃比賽，有幾支隊伍推出只用策略網絡下棋的程式，成績約在 10 到 16 強。

此網絡在圍棋程式中，主要用於蒙地卡羅樹搜尋的搜尋策略，故又稱為策略網絡（policy network）。策略網絡在「學習」過數萬盤棋譜後，一般可達到業餘二段以上的棋力。2016 年日本 UEC 盃比賽，有幾支隊伍推出只用策略網絡下棋的程式，成績約在 10 到 16 強。

此網絡在圍棋程式中，主要用於蒙地卡羅樹搜尋的搜尋策略，故又稱為策略網絡（policy network）。策略網絡在「學習」過數萬盤棋譜後，一般可達到業餘二段以上的棋力。2016 年日本 UEC 盃比賽，有幾支隊伍推出只用策略網絡下棋的程式，成績約在 10 到 16 強。



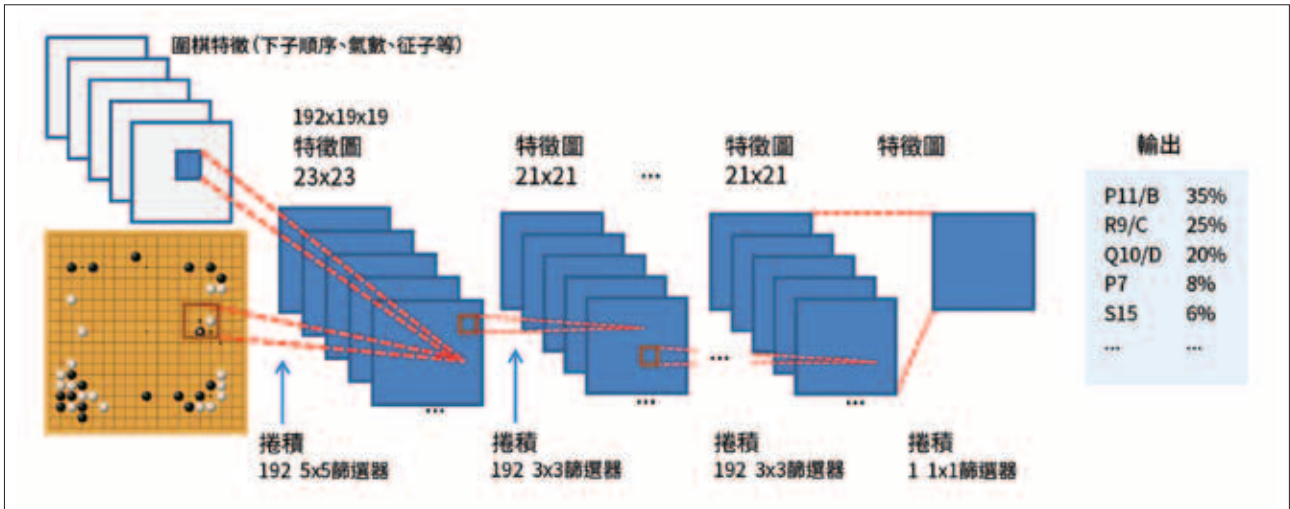


圖 6 AlphaGo 策略網絡架構示意圖。

### 價值網絡與強化式學習

使用強化式學習開發的價值網絡可說是 AlphaGo 致勝的一大關鍵。上述的蒙地卡羅樹搜尋與策略網絡進入門檻並不高，目前世界較強的圍棋程式都已經使用這兩種方法。以東華大學開發的圍棋程式塔羅圍棋 (Tarogo) 來說，單機版已達到業餘七段的水準。

那麼 AlphaGo 如何用強化式學習開發價值網絡呢？首先跟策略網絡一樣需要大量的棋譜，但是由於我們希望價值網絡是在自己搜尋時，有機會應用在自己搜尋樹裡出現的盤面。因此，價值網絡的訓練資料，最好能與實戰時出現在自己搜尋樹裡的盤面類似，才有應用的機會。所以首先得利用大量自我對局產生棋譜，這裡的「自我」指的是由策略網絡再加強的版本。系統先發展出一些策略網絡，讓它們彼此對奕，再依輸贏結果來改進策略網絡，把好的策略網絡留下來繼續加強。由於是利用彼此對戰來強化策略網絡，因此又稱之為強化式學習策略網絡，這點正是為人津津樂道的 AlphaGo 「左右互搏之術」。

圖 7 為強化式學習策略網絡，因為我們希望此網絡只輸出一個答案，所以在隱藏層最後加入一個完全連接層 (fully connected layer)，負責選出最好的一步著手。AlphaGo 最後的強化式學習策略網絡

跟前述督導式學習策略網絡對戰的勝率約有八成，與其他程式對戰測試結果，棋力約為四段。

有了這個強化式學習策略網絡，就可以利用它自我對戰來產生大量棋譜，這些棋譜的盤面比較接近實戰時自己搜尋樹裡可能出現的盤面。AlphaGo 總共產出 3,000 萬份棋譜，從每份棋譜隨機取出一個盤面，再從該盤面繼續下到結束，以下完的結果來評價 (label) 此盤面，最後可收集到 3,000 萬個評價過的盤面。圖 8 是價值網絡的架構，訓練資料為這 3,000 萬個已評價的盤面，訓練目的是要接近已給的評價。這個價值網絡的目的，是要解決前面提過的「評估圍棋盤面的好壞，需要花很多時間」的難題。價值網絡的運作平均時間每個盤面只需要 0.002 秒。然而，圍棋畢竟是很複雜的遊戲，尤其在攻殺的盤面，一個棋子之差，結局可能完全不同。因此，實際執行時，AlphaGo 會綜合快速落子策略與價值網絡的結果，來得出最後的評斷。

### AlphaGo 的運作機制

最後，我們以圖 9 來簡單解釋 AlphaGo 的整體運作機制，其中包括四個蒙地卡羅樹搜尋的循環：

- 步驟一：已經搜尋 (評價) 過九個盤面，共有六種走法 ABE, ABF, ABG, AC, ADH, ADI，這步驟主要根據上界信賴演算法來選擇其中一種變化，假設選擇 ABG。接下來我們要

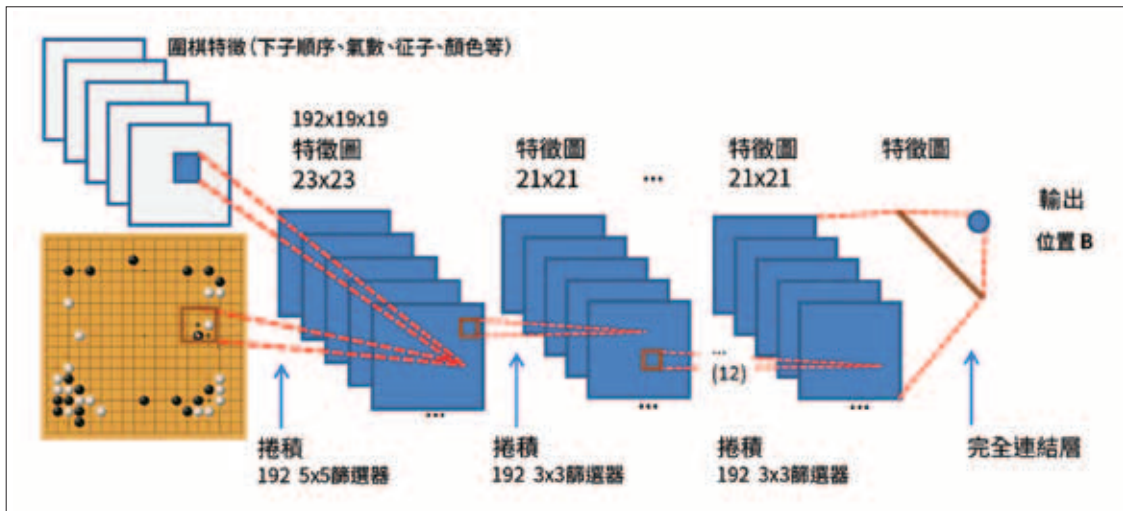


圖 7 強化式學習策略網絡架構示意圖。

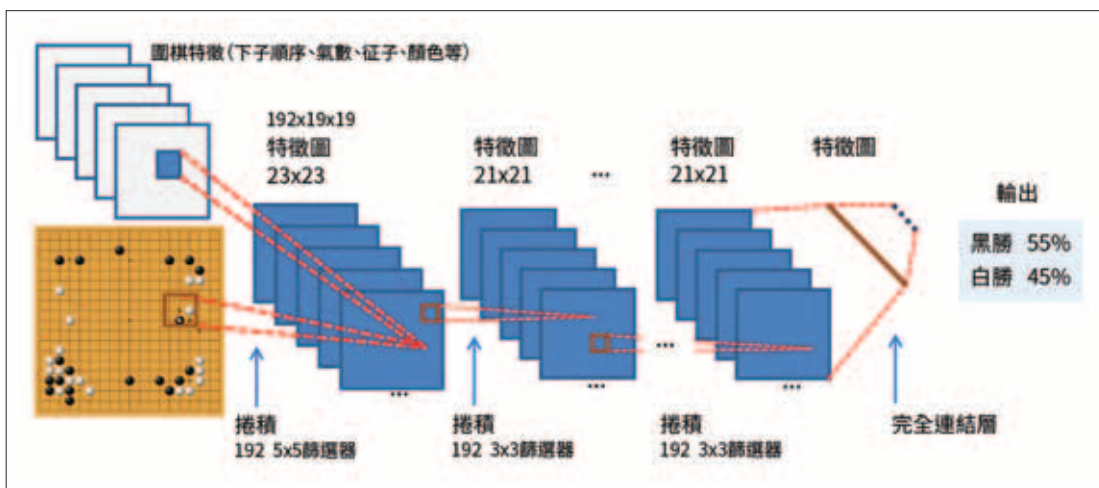
從這個走法繼續思考，因此必須找出 G 盤面最有可能下的一步。

- 步驟二：利用策略網絡，在 3 毫秒內就可算出可能著手的機率分布，根據此機率分布，可以找出下一著手。
- 步驟三：開始評價此新著手所生成的盤面 J，我們以價值網絡與快速落子策略模擬結果來綜合判斷 J 盤面的形勢，得到 J 盤面的收益值。
- 步驟四：將此形勢判斷結果向上更新收益值，然後檢查是否符合終止條件之一，若還沒有則回到步驟一繼續。

### AlphaGo 的影響

AlphaGo 擊敗南韓棋王後，遭受最大衝擊的當然是圍棋界。圍棋界乃至電腦圍棋界，必須面對人工智慧擊敗人類棋王的事實。這個面對的過程，也可讓其他即將被人工智慧攻下的領域所借鏡。關於 AlphaGo 勝出的影響，圍棋界目前看法仍相當

分歧。毫無疑問，人工智慧將衝擊圍棋的文化與價值，特別是職業棋士存在的意義。例如原先以職業棋士為目標的小孩，若有人告訴他永遠贏不過電腦，那麼他鍛鍊與增強棋力的決心是否會因此動搖？樂觀的人認為，雖然圍棋做為體育活動，爭勝負的遊戲競技面向可能因此打折扣，但圍棋是文化藝術與一種「道」的觀點將更為穩固。我們可以透過人工智慧，更理解圍棋的內涵，享受圍棋帶來的快樂。至少在目前，AlphaGo 所帶動的媒體效應，已經讓圍棋再度熱絡起來 [8]。再加上谷歌相當保護 AlphaGo，一般人無法與它對奕，就連流傳在外的 AlphaGo 棋譜也屈指可數，這也讓 AlphaGo 保持一種特殊的神祕感，並讓這股熱潮一直持續。另一方面，以圍棋龐大的複雜度來說，不管是人類或電腦，目前在圍棋的表現距離完美都還差得遠呢！



從追求圍棋的神之一手的角度來看，圍棋與電腦圍棋的研究將永無止境。

另外，AlphaGo 取得大勝，不免讓人擔憂電腦是否將取代人腦。但是，事實上

圖 8 AlphaGo 價值網絡架構示意圖。



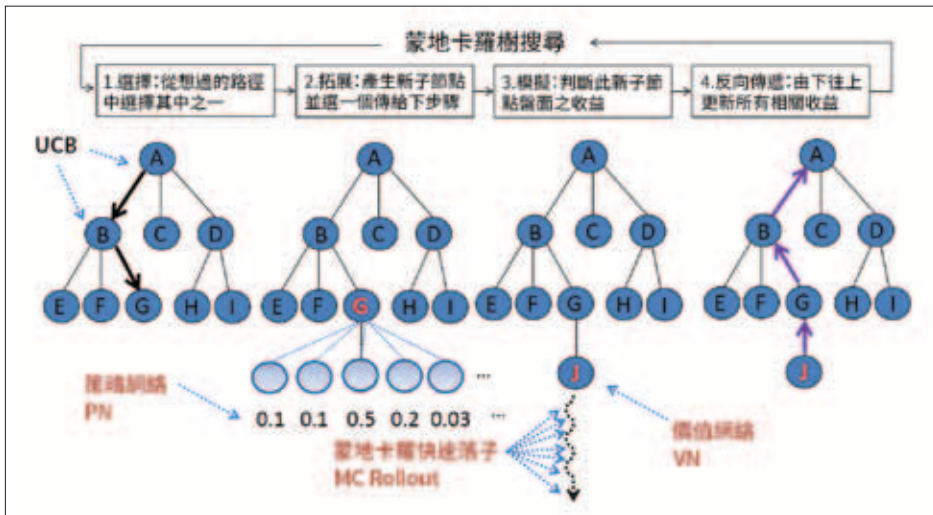


圖 9 AlphaGo 運作機制示意圖。

AlphaGo 的架構只能解決特定問題，並不是通用性的人工智慧，因此並無與一般人腦競爭的問題。倒是這種架構可以應用到許多特定領域，例如谷歌就宣稱將使用在醫療問題上，這是相當合理的想法。醫治病人宛如下棋，對手是疾病，醫療病歷是棋譜，如此就可以將 AlphaGo 的架構與技術應用於解決醫療問題。

總而言之，AlphaGo 的相關技術，影響將非常深遠，絕非僅只於擊敗人類棋王。相關技術若經廣泛應用，不單可提升許多領域的技術與服務，原本許多行業的人力也將受到人工智慧的挑戰。在可預見的將來，許多工作可能逐步被電腦取代，直接的衝擊是失業人口增加。但從長遠來看，人類整體工作負擔減輕，可享受更好的生活品質與服務。只不過科技進步的果實，是否能平等讓普羅大眾共同受惠，增進人類全體之福祉？這才是我們真正必須面對的問題。∞

本文參考資料請見〈數理人文資料網頁〉<http://yaucenter.nctu.edu.tw/periodical.php>

#### 延伸閱讀

► 李世乜與 AlphaGo 對戰錄影實錄，這是 DeepMind 在 YouTube 上的專屬頻道。底下是第一局的連結。

<https://youtu.be/vFr3K2DORc8>

► Deep Mind 製作的 AlphaGo 線上棋局網頁，包括棋譜和解說（含下載檔）。除了與李世乜的五場比賽外，也包括三局 AlphaGo 自行對戰的棋局。

<https://goo.gl/qpZia6>（繁體中文）

► Silver, David & Aja Huang (黃士傑) et al. "Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search" (2016) *Nature*。

► 王銘琬〈AlphaGo 大勝棋王後，人類的下一步？〉（2016 年 5 月 12 日），《報導者》網站。

<https://www.twreporter.org/a/opinion-alphaGo>