

AlphaGo 這麼了不起嗎？

捕捉人類直覺的圍棋程式可望帶來深遠影響

作者：尼爾森 Michael Nielsen 譯者：林奕君

尼爾森是來自澳洲現居於紐約的物理學家、程式研究人員、科學作者。他的著作觸及量子計算、開放科學與深層學習等主題。

1997年，IBM研發的電腦「深藍」打敗西洋棋世界冠軍卡斯帕羅夫（Garry Kasparov）。這場勝利當時被廣譽為人工智慧發展的里程碑，但深藍電腦似乎只會下西洋棋而少有其他功能，電腦科技並未因此有革命性進展。最近打敗圍棋史上頂尖高手的人工智慧系統 AlphaGo，會有所不同嗎？

我相信是有的，但原因可能跟你聽到的不一樣。多數報章引述專家言論，說圍棋比西洋棋困難，所以這對電腦來說是場了不起的勝仗；也有人指稱原本預期電腦要再過十年才能打敗人類棋手，因此這次是一大突破。有些文章則（正確地）觀察到圍棋比起西洋棋有更多可能的棋步，但並沒有解釋為什麼這會成為電腦較難以勝過人類的的原因。

換句話說，這些論述都沒有觸及核心問題——導致 AlphaGo 勝利的科技創新，是否能有更廣泛的應用？要回答這個問題，首先需理解，AlphaGo 所運用的創新科技和深藍系統相較，本質上大為不同，且重要性更高。

西洋棋初學者首先要知道各種棋子的價值（子力）：一個騎士或主教相當於三個士兵；城堡的移動範圍較大，值五個士兵；擁有最大移動範圍的皇后可抵九個士兵；而國王是無價的，因為輸掉國王就輸了。

你可以依這些子力來盤算可能的棋步。捨棄主教來吃掉對手的城堡是個好策略；但只為了換一個城堡，卻同時捨棄騎士和主教，似乎就不太划算。

子力的概念對西洋棋軟體非常重要。大多數西洋

棋程式是在數百萬至數十億個棋步及應步的組合中搜尋。程式的目標是無論對手走哪一步，都要能隨即找到使我方棋勢（board position）價值極大化的下一步棋。

早期西洋棋程式評估棋勢的概念比較簡單，例如「一個主教等於三個士兵」，但晚近的程式則融入更多精細的西洋棋知識。譬如深藍在評估棋勢時，使用的函數包含了 8,000 多個因子。它不會單純將一個城堡等同於五個士兵，如果城堡前方有同色士兵阻礙城堡的移動，城堡的子力就會略降。然而，若這個士兵能「槓桿化」（levered），也就是能藉由吃掉敵方士兵而打開城堡的動線，深藍會將這枚士兵視為半透明，城堡子力所受到的影響將會更小。

這樣的觀念有賴精細的西洋棋知識，而這正是深藍成功的關鍵。根據深藍小組的技術報告，將槓桿化士兵視為半透明的概念，在深藍第二次與卡斯帕羅夫對奕時起了決定性的作用。

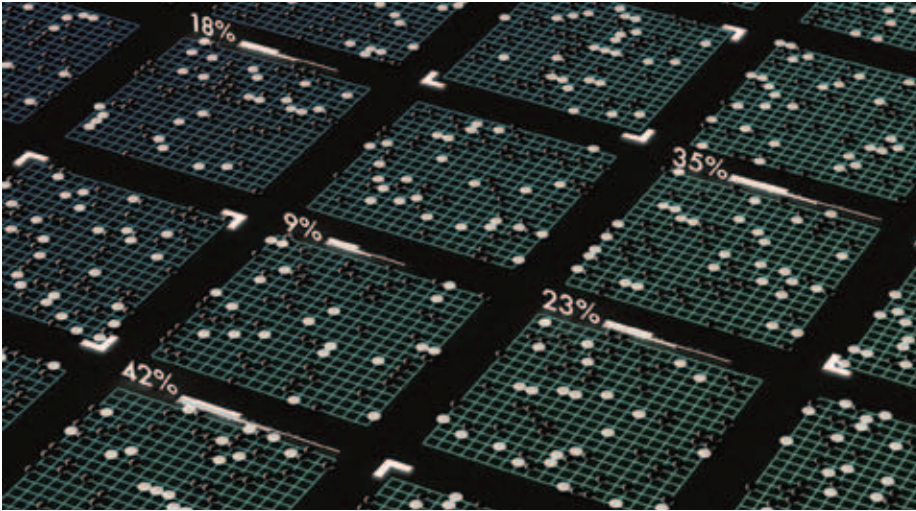
深藍研發人員最終運用了兩大想法。第一，建立一個融合大量西洋棋精細知識的函數，可用來評估任何棋勢；第二，運用強大的計算能力分析各種可能的陣式，找出導向最佳棋勢的棋步。

如果套用這個策略在圍棋上，結果會是如何？

你會發現執行時有很大的問題。主要問題出在盤面難以估算。頂尖圍棋棋士通常大量運用直覺來評估盤面的優劣。舉例而言，他們對於擁有「好形」的盤面只能提出約略的陳述，這種直覺不容易用簡單明確的方式表達，和西洋棋計算子力的方式差異



Quanta 是西蒙斯基金會（Simons Foundation）出版但編輯獨立之網路科普雜誌（<http://www.quantamagazine.org/>），希望能提高數學、物理與生命科學前沿研究進展的公眾能見度。本文譯自：<https://www.quantamagazine.org/20160329-why-alphago-is-really-such-a-big-deal/>
本刊感謝 QUANTAMagazine.org 與主編 Thomas Lin 同意翻譯轉載，翻譯之文責由本刊自負。



(圖 Markos Kay/Quanta Magazine)

很大。

你也許會想，只要夠努力找出評估盤面的好方法，問題不就解決了嗎？很不幸，根據傳統思路嘗試了數十年，專家仍然找不出明確方法去應用在西洋棋如此成功的搜尋策略，於是圍棋程式的發展始終停滯不前。直到 2006 年引進所謂「蒙特卡羅樹搜尋法」（Monte Carlo Tree Search, MCTS），運用隨機模擬遊戲的靈巧方法來評估盤面優劣，情勢才有所進展。即便如此，圍棋程式的棋力依然落後人類棋手一大截，對於盤面優劣的強烈直覺似乎才是致勝的關鍵。

AlphaGo 的創新重點在於，研發人員設想出一種十分近似人類直覺的方法。

以下依據 AlphaGo 團隊在 1 月發表的報告大綱，來解釋 AlphaGo 系統的運作方式。（系統的運作細節在挑戰李世乜時已有所改進，但主要的操控原理還是一樣的。）

首先，AlphaGo 運用類神經網絡（artificial neural network）分析了 15 萬個高手對局的棋譜，找出其中的模式，並特別「學習」預測人類棋手在任何給定盤面下最可能的落子。接下來，設計者為了改善 AlphaGo 神經網絡的威力，不斷讓它與舊版本自我對戰，調整網絡藉以逐漸提升勝率。

這個神經網絡，或稱決策網絡（policy network），如何學習預測勝著？

廣義來說，神經網絡是一套非常複雜的數學模

型，其中包含了數百萬個可經由調整而改變模型行為的參數。我用「學習」這個詞，是因為電腦不斷

在微調模型中的參數，嘗試在對局時找出能有相對小幅進展的下法。在學習的第一階段，神經網絡努力提高與人類棋手落子相同的機率，第二階段則要提升自我對戰時勝出的機率。這種不斷微調某個超級複雜函數的策略聽起來也許瘋狂，但只要持續的時間夠長，加上夠強的電腦運算能力，網絡就會變得非常完美。而奇怪的是，沒有人真正了解它臻至完美的原因，因為這些改進是累積大量自動微調的成果。

經過這兩階段的訓練，決策網絡就足以登場對局，程度相當於業餘棋手，然而要達到職業等級還有很長的路要走。某方面來說，這種下棋法並未搜尋棋局可能的未來著法，並評估這些走法造成的盤面局勢。如果要超越業餘段位，AlphaGo 必須找到估算各種盤面優劣的方法。

為了突破這項障礙，研發者的核心理念是讓 AlphaGo 以決策網絡與自己對戰，進而預估給定盤面能有多大的勝率，而此勝率就成了該盤面的粗估值（AlphaGo 實際運作時使用的想法要稍微複雜些）。接下來，AlphaGo 匯入這個方法，下棋時會去搜索許多可能的著法並加以評估，尤其側重搜尋決策網絡判斷勝算較大的著法，從而挑選出依此方法最有效且估值最高的下法。

由此可知，AlphaGo 的運作方式和深藍之於西洋

① 譯註：board position 在西洋棋譯為棋勢，在圍棋譯為盤面。

(感謝 Andre Infante 提供用 DeepStyle 製作的圖片，本刊後製。)

棋很不一樣，它並非打一開始就具備基於許多精細圍棋知識的評估系統，而是藉由分析數千棋譜並投入大量自我對戰，經過數十億次微調，一次改進一點，方才建立一套決策網絡。這個決策網絡再回過頭來幫助 AlphaGo 建構出一套評估系統，捕捉很類似一流棋士的直覺思考，足以評斷不同的盤面。

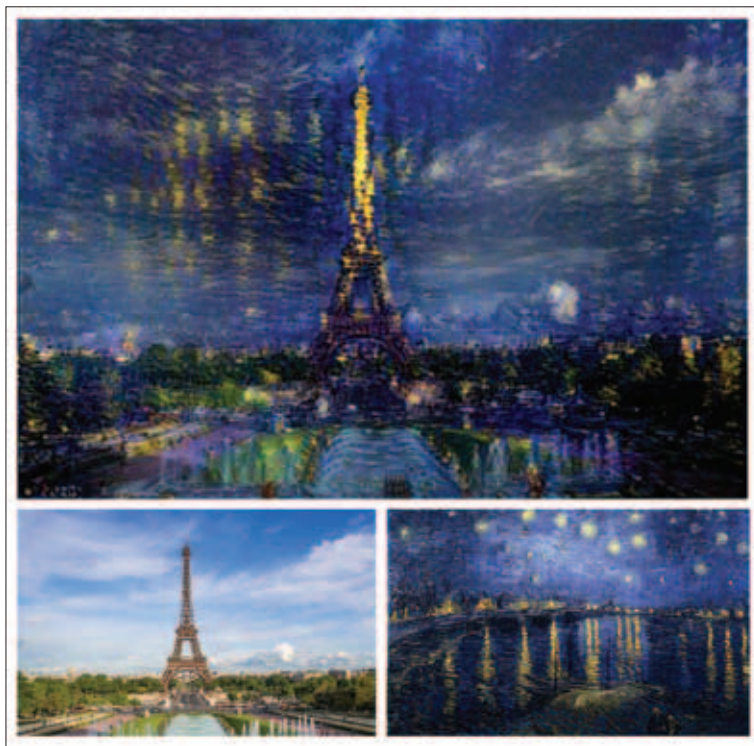
就這點來看，AlphaGo 比深藍更基進。

打從電腦計算的最早期，電腦一直被用來搜尋給定函數最佳結果的方法，深藍正是依循這個取向：它的搜尋目標是最佳化西洋棋局的函數。這個函數的形式雖然複雜，但其中大部分表示的就是現存的西洋棋知識。儘管它搜尋的方法很聰明，但其實和 1960 年代的電腦程式相差不遠。

AlphaGo 同樣運用搜尋最佳解的概念，而且搜尋的方式更上層樓，但真正創新和獨特處在於它的前置步驟——運用神經網絡來學習判斷盤面優劣的功能。融合了這兩階段，AlphaGo 才得以達至精湛的棋藝。

這個能夠模仿人類直覺模式辨識 (pattern recognition) 的能力非常了得，也是當今的趨勢。AlphaGo 的研發團隊谷歌 DeepMind 先前曾經發表一篇文章，公佈他們建構出能破解 49 種 Atari 2600 經典電玩遊戲的神經網絡，其中許多項目達到人類高手無法企及的成就。如果是保守的電腦破解法，和深藍的風格會比較類似，人類程式師要先去分析每個遊戲，再琢磨過關的詳細操控攻略。

相較之下，DeepMind 的神經網絡就只是在探索各式各樣的新玩法。剛開始，網絡的表現很可怕，

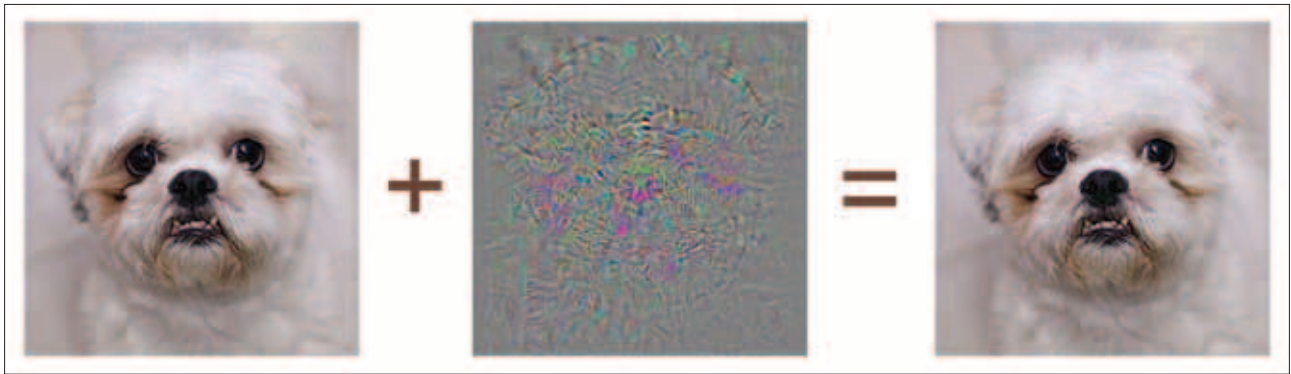


就像人類新手一樣亂打亂試一通，但偶爾它也會意外的施出妙手。網絡學會辨識優秀的破關模式，亦即能獲得高分的模式，這與 AlphaGo 學習辨識盤面優劣的方法並無二致。一旦得了高分，網絡會強化這個行為，逐步提升破關的能力。

神經網絡捕捉直覺和模式辨識的技術也被應用在其他脈絡。2015 年蓋堤斯 (Leon Gatys)、埃克 (Alexander Ecker) 和畢格 (Matthias Bethge) 聯合在科學論文預印本網站 arXiv.org 發表了一篇文章，介紹如何讓神經網絡學習各種藝術風格，並將之運用在其他圖像上。概念很簡單，只要讓網絡系統接觸數量龐大的圖像，獲得分辨風格相近圖像的能力，它就可以將該風格的資訊應用在新的圖像上。譬如例圖就是將梵谷的風格 (右下) 套用在一張艾菲爾鐵塔的相片 (左下) 而得到的結果 (上)。

雖然談不上是偉大的藝術，但這仍是運用神經網絡捕捉直覺並運用在他處的精彩例子。

過去幾年來，神經網絡已被廣泛應用到各領域，用來捕捉直覺和辨認模式。這些運用神經網絡的計畫性質大多與視覺相關，涉及的任務諸如辨識藝術風格或研發優秀的電玩攻略。但在其他截然不同的



(感謝 Christian Szegedy et al. 提供圖片，本刊後製。)

領域也有運用網絡模擬直覺的突出案例，包括語音和自然語言等。

正因為應用廣泛，我覺得 AlphaGo 的意義不只是本身的突破性進展，在構造能夠捕捉直覺並學習辨認模式的系統上，更是引領重大科技發展的先驅。電腦科學家投身此領域數十年，都沒有太大進展，如今神經網絡的成功，極有可能大大擴展了人類運用電腦解決問題的範疇。

值此之際，我們大可振奮慶賀，宣告通用人工智慧（general AI）的來臨已經不遠了！畢竟如果把人類思維分成「邏輯思維」和「直覺思維」，電腦早已精通前者，如果再將 AlphaGo 和類似系統視為電腦已能模擬直覺思維的證明，則看來已萬事俱備。電腦如今既能掌握邏輯又擁有直覺，通用人工智慧的出現必然指日可待。

然而此處有個修辭上的謬誤：我們把各種不同的心智活動都籠統稱為「直覺」。神經網絡在捕捉某些特定的直覺上表現優異，並不表示它也能正確捕捉其他類型的直覺。也許某些目前認為亟需直覺方能完成的任務，神經網絡就毫無助益。

事實上，我們目前對於神經網絡的理解非常有限，譬如 2014 年有篇論文就提出了幾個用來愚弄神經網絡的「反例」。作者使用一個極為擅長辨識圖形的神經網絡進行實驗，網絡辨認模式的能力看來也一如往常犀利，但結果顯示，只要稍微改變一下圖形，就能騙過神經網絡。在上圖中，網絡系統能正確分類左圖，但研究人員只要加入些微擾動（中），得到的圖形（右）雖然肉眼顯然無法和左

圖區分，但網絡分類時卻發生誤判。

現有系統的另一個局限是，它通常需要大量的人類經驗才能完成學習。舉例而言，AlphaGo 學習的樣本包括 15 萬份棋譜，數量實在驚人！相較之下，人類從少得多的對局就能學到很多東西。同樣的，辨識和處理圖形的網絡通常也需要經過數百萬個樣本的訓練，且每個樣本都註記了圖像類型的資訊。所以目前最大的挑戰是，如何使用較小規模的人供資料與較少的補充資訊，即能讓系統學習得更好。

話雖如此，像 AlphaGo 這類系統依舊振奮人心。我們學會了用電腦再現某種人類直覺，而眼前還有更多美妙的挑戰在等著：增加能表現的直覺類型、讓系統更穩定、瞭解它們究竟如何運作、找出更好的方法，與現有電腦優勢能力整合。會不會在不久的將來，我們的系統就能掌握某種直覺判斷能力，足以做數學證明、撰寫小說或合適的說明文字？人工智慧的時代真是充滿無限可能啊！∞

本文出處

QUANTAMagazine.org, March 29, 2016。

譯者簡介

林奕君剛從臺大數學系畢業，準備就讀經濟研究所。

延伸閱讀

► Infante, Andre "Create Your Own 'Neural Paintings' with DeepStyle & Ubuntu"。這篇網路文章教讀者在 Linux 上用 DeepStyle 程式製作本文中提到的藝術風格模擬。事實上，本文的梵谷風格模擬圖片就是他的實驗品。其網址為：

<http://goo.gl/snVfD8>