

從下棋到作戰： 人工智慧在電腦兵棋的運用及其挑戰¹

謝沛學

助理研究員

國防安全研究院網路安全與決策推演研究所

摘 要

人工智慧在軍事領域上的應用，最為被期待的莫過於在戰場決策的輔助，如何縮短「觀察、調整、決策與行動」迴圈（Observe, Orient, Decide, Act, OODA loop）所耗費的時間，提升決策精準度與效能，針對敵方的下一步作出預測，給予最佳戰術選擇的建議。由於「電腦兵棋」（Computer Wargaming）具有高擬真度與可擴展性，是模擬與重現真實作戰場景的最佳工具之一。AI 要能對軍事決策作出貢獻，則必須先通過「兵棋推演」的「考驗」，即人工智慧的研究團隊必須證明，有能力透過 AI 在電腦兵棋取得優勢。因此，人類研究團隊在相繼攻克國際象棋與圍棋後，以 AlphaGo 的成果為基礎，挑戰最接近兵棋推演的「即時戰略遊戲」（Real-time Strategy Games）。AI 在即時戰略遊戲上的表現，也讓美、中等國相繼投入如何以 AI 在電腦兵棋上取得優勢，進而轉化為對軍事決策輔助工具的研究。

關鍵詞：人工智慧、兵棋推演、AlphaGo、AlphaStar、即時戰略遊戲

¹ 本文係由作者於第 17 屆「軍事作業研究與模式模擬論壇」所發表文章：《人工智慧在兵棋推演的應用》改寫而成。作者感謝交通大學林一平博士、國防大學崔怡楓博士，以及現場所有與會者參與討論的意見。

From Chess to Warfighting: the Applications and Challenges of Artificial Intelligence in Computer Wargames

Pei-Shiue Hsieh

Assistant Research Fellow

Division of Cyber Security and Decision-Making Simulation

Institute for National Defense and Security Research

Abstract

Battlefield decision-support is one of the long-awaited military applications of Artificial Intelligence. The military is eager to have an AI-enabled decision-support system that may shorten the processing time for an OODA loop, enhancing the accuracy and efficiency of decision-making, anticipating the enemy's next move, and recommending the best tactical options. Due to the fidelity and scalability, computer wargames are one of the most adoptive means to simulate realistic battlefield scenarios. An AI-enabled decision-support system must eventually prove that it is able to dominate the mechanism of computer wargames. After defeating the world human champions of Chess and GO, AI researchers have shifted their focus and hope to successfully challenge real-time strategy games, which are considered as the equivalent to computer wargames. The achievements of Alpha Star in mastering StarCraft II have encouraged countries like the US and China to invest in the projects that may eventually transform computer wargame AI to a battlefield decision-support system.

Keywords: Artificial Intelligence, Wargaming, AlphaGo, AlphaStar, Real-Time Strategy Games

壹、前言

起源於 20 世紀 50 年代的人工智慧（Artificial Intelligence, AI），曾經有過兩波熱潮，最後都因為實體技術上無法支撐如此先進的概念而退潮。直到大數據、雲端運算、高性能運算電腦硬體的突破等趨勢的出現，再次引發以「深度學習」（deep learning）及「強化學習」（reinforcement learning）技術為代表的第三次人工智慧研究的熱潮，並開啟了將人工智慧轉化為在戰場上壓倒性優勢的研究。² 例如，以「生成對抗網路」（Generative Adversarial Network, GAN）技術為基礎的「圖像識別」（image recognition）AI，可以用來處理與辨識巨量影音資料，進而協助作戰所需的目獲，還可生成各種不同作戰領域的圖像，供合成化戰場模擬訓練系統（Synthetic Training Environment, STE）訓練與分析之用。³ 人工智慧亦可運用於「人機協作」，讓人類有更多的餘裕扮演好「戰場指揮官」的角色。例如美國國防先進研究計畫署（Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA）正在進行的「空戰演進」計畫（Air Combat Evolution, ACE），希望設計出能與人類共同執行任務的無人系統，進行更好的戰場分工。DARPA 所規劃的未來空戰場景，將是由「AI 賦能」（AI-enabled）的無人機群執行偵察、警戒、第一線接戰等「苦工」，減輕人類飛行員在空戰所承受的負擔與壓力。⁴ 然而，人工智慧在軍事領域上的應用，最為被期待的莫過於對戰場決策的輔助，在目獲、全般局勢判斷與火力協調等面向上，協助戰場指揮官縮短執行「觀察、調整、決定與行動」（Observe, Orient, Decide, Act, OODA loop）迴圈的時間，並針對敵我雙方的下一步提出預判與建議，破除「戰場迷霧」（fog of war）。⁵

由於「電腦兵棋」（computer wargaming）是模擬與重現真實作戰

² Scott Jones, “Third Wave AI: The Coming Revolution in Artificial Intelligence,” *Six Kin*, August 27, 2018. <https://www.sixkin.com/posts/3rd-wave-ai/>.

³ Bohemia Interactive Simulations “PIAR to leverage BISim’s Technology for Virtual Reality SAR Trainers,” *Vertical Magazine*, December 3, 2019, <https://www.verticalmag.com/press-releases/piar-to-leverage-bisims-technology-for-virtual-reality-sar-trainers/>.

⁴ “Training AI to Win a Dogfight.” *DARPA*, May 8, 2019, <https://www.darpa.mil/news-events/2019-05-08>.

⁵ Ian T. Brown, *A New Concept of War: John Boyd, the U.S. Marines, and Maneuver Warfare*, (VA: Marine Corps University Press, 2018).

場景的最佳工具之一，AI 要能對軍事決策作出貢獻，則必須先通過「兵棋推演」的「考驗」，即人工智慧的研究團隊必須證明，有能力透過 AI 在電腦兵棋取得優勢。本文將先從電腦打敗西洋棋人類棋王的例子談起，討論人類如何試圖運用 AI 模擬學習人類的決策行為，從而產生出攻克最複雜的棋類博奕——「圍棋」的人工智慧 Alpha Go。進一步探討 Google 旗下的 DeepMind 研究團隊如何以 Alpha Go 的成果為基礎，成功開發出 AlphaStar 挑戰最接近電腦兵棋的「即時戰略遊戲」（Real-time Strategy Games）。當 AlphaStar 於 2019 年成功擊敗數名「星海爭霸 II」的人類職業選手而取得 Grandmaster 的段位，對於攻克具有高度複雜性的電腦兵棋一事上，才有實質的進展。然而，由於適合用來訓練與生成戰場 AI 的資料有限，以及現階段的 AI 仍缺乏人類「避險」的概念，人工智慧直接運用到實際的作戰上，仍有不小的挑戰。

貳、關鍵在於 AI 是否具備「掌握全般態勢」的能力

根據《美軍軍語詞典》（The Dictionary of United States Military Terms for Joint Usage）、美國海軍戰爭學院的《兵推基本原則》（Fundamentals of War Gaming），以及《國軍軍語辭典》，兵棋推演「係在實際或假想的環境下，按照事先律定之規則、數據或程序，模擬實戰的各種狀況，作為分析或試驗作戰方案的一種工具」，可說是探討戰略/戰術最為普遍的途徑之一。⁶ 而兵棋推演又可略分為「桌上型演練」（Tabletop Exercise, TTX）與「電腦兵棋」（Computer Wargames）兩大類。

「桌上型演練」兵棋的「研討」模式，較無 AI 可以適用與發揮的空間。相對地，「電腦兵棋」的優勢在於，其推演的結果係基於客觀的武器載台與戰場環境數據，透過電腦系統模擬進行「裁決」（adjudication）所得出，對不同的作戰方案進行評估與比較，能最大程度避免人為主觀偏見之影響。此外，「電腦兵棋」亦可透過「人機對抗」的模式，提供參演者能夠隨時進行推演模擬的機會，檢視已方作戰方案優劣，並訓練在面臨不同場景下的戰場反應。「電腦兵棋」最被寄

⁶ “The Dictionary of United States Military Terms for Joint Usage 2021,” DOD <http://www.jcs.mil/Doctrine/DOD-Terminology/>; Francis J. McHugh, *Fundamentals of War Gaming*, (Newport, R.I.: Naval War College, 2013); 國防部國軍軍語辭典編審委員會，《國軍軍語辭典 九十二年修訂版》，（台北：國防部，2003）。

於厚望的部份，在於其具有發展為「AI 賦能」的「戰場決策輔助系統」（Decision-support System）之可能性。希望透過電腦的運算能力，在瞬息萬變的戰場環境，迅速判斷敵我雙方之優劣勢。從而縮短「觀察、調整、決策與行動」迴圈（Observe, Orient, Decide, Act, OODA loop）所耗費的時間，提升決策精準度與效能，並預判敵方的下一步，給予前線軍官最佳戰術選擇的建議。⁷

然而，能滿足上述「掌握即時整體態勢並給予決策建議」的 AI，只有所謂的「通用性人工智慧」（Artificial General Intelligence, AGI）或「強人工智慧」（Strong AI），即能夠進行自主學習、推理甚至是具備自我意識，可以針對不同狀況進行自我調整與升級，而非僅能針對單一特定領域 / 場景的人工智慧。儘管人工智慧的發展在這幾年獲得不少成果，此類的 AI 仍不存在。⁸ 今日的 AI 雖然在圖像與語音辨識、自動導航駕駛等領域已有長足進展，仍屬於所謂的「弱人工智慧」（Weak AI）或「狹義人工智慧」（Artificial Narrow Intelligence, ANI），即經過訓練，足以模仿人類執行特定作業。唯此種 AI 仍難以作到如同人類「舉一反三、觸類旁通」的境界，也無法自主調整應對新的未知狀況。例如，現行「電腦兵棋」的 AI，基本上是以「知識庫系統」（Knowledge-based Systems）或「規則庫系統」（Rule-based Systems）的形式建構。即事先由「議題領域專家」（Subject Matter Experts, SME），針對欲求解的問題（i.e. 兵推攻防）盡可能地羅列所需的知識與訊息，並設置特定的推理規則，作為電腦 AI 應對不同場景，從知識庫提取相關訊息並生成因應方案之用。⁹ 由於此類「知識庫」與「規則庫」係「事先律定」

⁷ Karel van den Bosch and Adelbert Bronkhorst, "Human-AI Cooperation to Benefit Military Decision Making," *NATO STO Proceedings*, May 25, 2018, <https://www.sto.nato.int/publications/STO%20Meeting%20Proceedings/STO-MP-IST-160/MP-IST-160-S3-1.pdf>; Robert Rasch and Alexander Kott, "Incorporating AI into Military Decision Making: An Experiment," *IEEE Intelligent Systems*, Vol.18, Issue 4, July-Aug, 2003, pp.18- 26.

⁸ Kathleen Walch, "Rethinking Weak Vs. Strong," *Forbes*, October 4, 2019, <https://www.forbes.com/sites/cognitiveworld/2019/10/04/rethinking-weak-vs-strong-ai/?sh=2c2ae50f6da3>.

⁹ Madeira, Vincent, Charles and Ramalho, Geber. "Steps toward Building of a Good AI for Complex Wargame-Type Simulation Games," 3rd International Conference on Intelligent Games and Simulation, GAME-ON (2002), November 29-30, 2002, https://www.researchgate.net/publication/221024440_Steps_toward_Building_of_a_Good_AI_for_Complex_Wargame-Type_Simulation_Games.; Danile Livingstone, "Coevolution in Hierarchical AI for Strategy Games," *Proceedings of the 2005 IEEE Symposium on*

(Prescriptive)，即便內容設計的再豐富，也難以涵蓋新的未知場景。「電腦兵棋」的設計者或許可以透過定期的更新，擴大「知識庫」與「規則庫」的涵蓋範圍。唯此種人工定期輸入更新的方式，難以即時因應推演場景的複雜化，亦無法滿足外界對於電腦具備自主學習、成長能力的期望，遑論發展成「掌握即時整體態勢並給予決策建議」的AI。也因此，五角大廈相關單位在發展新作戰概念或演習時，為了測試人工智慧如何協助軍事決策，通常採取「給予扮演AI的團隊額外優勢」的方式，來「模擬」AI的運作。例如，讓扮演AI的一方有更多的時間思考，並壓縮與AI對抗的人類團隊作決策的時間。允許扮演AI的團隊可以多走一個回合的決策，或是

擁有較多的組員，可以同時處理更多的突發狀況。甚至是讓扮演AI的團隊擁有更多的戰場情資，但與AI對抗的人類團隊，則必須在嚴格的「戰場迷霧」條件限制下作出決策。¹⁰ 美國知名的智庫「蘭德公司」(RAND Corporation)在一場探討「無人載具對作戰影響」的桌上型兵推，亦是透過「給予額外優勢」的方式來模擬「AI賦能」的無人載具在戰場上所發揮的效益。例如，藍軍所擁有的12輛「機器戰鬥車」(Robotic Combat Vehicle, RCV)，在沒有AI科技的輔助、必須全部由人力搖控操作的情況下，一次只能操作4輛進行作戰；相對地，如果藍軍獲得AI科技的輔助進行RCVs的操作，則全部12輛RCVs皆能出戰。其次，藍軍部隊在正常情況下交戰，受限於戰場情資以及避險的心態，所屬的無人載具只能對「最靠近」的目標進行反擊；相對地，如果藍軍獲得「AI賦能」的無人載具協助，則藍軍的「人機搭配」部隊可以依據敵情威脅性，對任何距離的任何目標進行打擊。此外，基於AI具有高速處理資訊能力的假定，獲得「AI賦能」無人載具協助的藍軍部隊，在精準度與射速(Rate of Fire)上被賦予額外的加乘。最後，在沒有AI科技的協助下，執行情監偵任務的藍軍部隊「無人空中載具」(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)，必須與擔任指揮單位的「可載人戰鬥車」(Optionally Manned Fighting Vehicle, OMFV)保持在4公里的

Computational Intelligence and Games, Essex University, Colchester, Essex, UK, 4-6 April, 2005.

¹⁰ Sydney J. Freedberg Jr. "Simulating A Super Brain: Artificial Intelligence In Wargames," *Breaking Defense*, April 26, 2019, <https://breakingdefense.com/2019/04/simulating-a-super-brain-artificial-intelligence-in-wargames/>.

通聯範圍，且收到中繼目獲情資的後方部隊，必須等下一回合才能對目標發動攻擊；相對地，擁有「AI 賦能」科技的藍軍部隊，其 UAVs 的操作不受 4 公里的範圍限制，且回傳的中繼情資能立即為後方部隊所使用，展開反擊。¹¹

透過上述的方式，或可展示人工智慧相較於人腦的優勢，以及 AI 對軍事決策可能的助益與衝擊。唯此種途徑仍屬於在缺乏通用型 AI 或強 AI 的條件下，「預演」對軍事領域引入人工智慧的效果。AI 的發展至今有個三波浪潮，前兩次的 AI 研究熱潮之所以會消退，正是因為人工智慧很大程度仍處於「概念上」的討論，缺乏相對應用來搜集資料和實驗不同決策應用的「測試平臺」，也難以進行實際應用。¹² 因此，儘管 AI 在軍事決策輔助應用的前景是可觀的，如果遲遲未能有實際應用的測試出現，讓決定建軍走向與預算編列分配的軍方高層與國會議員能夠眼見為憑，則當前對於 AI 的熱情，亦可能如先前兩波的熱潮，會逐漸消退。

參、從 IBM 深藍到 Alpha Go: 電腦挑戰人類決策的成果

儘管成功開發「能掌握即時整體態勢並給予決策建議」的 AI 實屬不易，由於棋類博奕與用來模擬實際軍事決策的「兵棋」有許多共同處，人工智慧在棋類博奕的運用成果，或可成為此領域研究的基礎。畢竟，棋類博奕與兵棋一樣，都有「棋子」與「棋盤」來具像化作戰單位與戰場環境，並以客觀的裁決方式與「交戰準則」（Rules of Engagement）進行競爭。此外，一套完整的兵棋推演與棋類比賽，皆包含有「全般態勢分析」、「作戰 / 行棋方案規劃與生成」、「推演進行」，與「賽後結果檢視」這四大部分。

人工智慧於棋類博奕的運用這塊領域，近 25 年來已經獲得了數個重大成果。例如，1997 年 IBM 公司所開發的「深藍」（Deep Blue），擊敗了當時的西洋棋世界冠軍卡斯帕羅夫（Garry Kimovich

¹¹ Danielle C. Tarraf et. al., “An Experiment in Tactical Wargaming with Platforms Enabled by Artificial Intelligence,” *RAND Corporation*, 2020, https://www.rand.org/pubs/research_reports/RRA423-1.html.

¹² Kristian Kersting, “Rethinking Computer Science Through AI,” *KI - Künstliche Intelligenz*, Issue. 4, 2020, pp. 435–437, <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s13218-020-00692-5.pdf>.

Kasparov)。儘管此次電腦的勝利給人類帶來不小的衝擊，「深藍」係透過電腦本身的儲存與運算能力，將過去的棋譜以及棋盤上所有可能的步數，以類似「密碼暴力破解法」的概念，算出當下勝率最高的棋路。因此，「深藍」所取得的成果，與我們所期待的，能夠學習人類決策模式的 AI 仍有一大段差距。¹³

一、AlphaGo：攻克圍棋的驚人之作

IBM的「深藍」電腦之所以能透過類似「密碼暴力破解法」的概念，贏得對人類象棋大師的比賽，係因為一個 8x8 大小、共 64 格數的西洋棋棋盤，其「狀態空間複雜度」(state-space complexity)，也就是從遊戲最初始的狀態可以變化出的所有符合規則的狀態總數，約為 10 的 47 次方，電腦尚能透過暴力破解算出決勝的棋路。「深藍」戰勝人類棋手的成果，尚未能證明電腦已經擁有與人類同等水準的思考能力。¹⁴ 因此，希望摘下電腦戰勝人類頂尖棋手的桂冠之研究團隊，便將目光轉移到圍棋，這個號稱擁有最複雜遊戲狀態空間的棋類博奕。然而，由於一個 19x19 大小，共 361 格數的標準圍棋棋盤，其「狀態空間複雜度」可達 10 的 171 次方，其所能產生的「遊戲決策樹」(game tree)，已龐大到遠非暴力破解法所能處理。因此，人類研究團隊在設計出能攻克圍棋的 AI 上，一直沒有獲得太大進展。直到 2016 年，才由 Google 旗下的 DeepMind 團隊所開發 AlphaGo，以 4：1 的成績戰勝了南韓籍的世界圍棋棋王李世乭。¹⁵

AlphaGo 是如何攻克圍棋，這個被視為是人類棋手對抗電腦的最後防線？DeepMind 團隊選擇以「深度學習」法 (Deep Learning) 為基礎，替 AlphaGo 設計了「策略網路」(Policy Network) 與「評估網路」(Value Network)，以此生成對局的棋路。並透過「蒙地卡羅樹搜尋法」(Monte Carlo Tree Search, MCTS)，快速地從數以百萬計可能的步數，收斂出

¹³ Larry Greenemeier, "20 Years after Deep Blue: How AI Has Advanced Since Conquering Chess," *Scientific American*, June 2, 2017, <https://www.scientificamerican.com/article/20-years-after-deep-blue-how-ai-has-advanced-since-conquering-chess/>.

¹⁴ Ibid.

¹⁵ Alex Hern, "AlphaGo: Its Creator on the Computer that Learns by Thinking," *the Guardian*, March 15, 2016, <https://www.theguardian.com/technology/2016/mar/15/alphago-what-does-google-advanced-software-go-next>.

最為可行的棋路。¹⁶

所謂的「深度學習」，係一種透過對巨量有效樣本的學習，從而對特定事物的特徵進行提取、歸類與分析的方式。經由「深度學習」的訓練，電腦可逐步建立起對人類思考機制的模仿。至於 AlphaGo 演算法的第一個部份——「策略網路」，若類比人類的行為模式，就是對奕的當下，棋手會預想並推演出數個「最有可能贏的下一步」，以及對手可能行棋招數的預判。DeepMind 團隊讓 Alpha Go 看過 16 萬局人類對奕的棋譜，其中包含了約 3,000 萬步的棋路。Alpha Go 已學會提取人類棋手在下棋時的習慣與原則，並從中歸納出人類用以取勝的棋路。¹⁷ Alpha Go 演算法的第二個組成部份「評估網路」，若類比人類的行為模式，便是在對奕的當下，棋手會根據雙方佔有棋盤領地的局勢，「自我評估」處於上風或劣勢。「評估網路」演算法用來判斷由「策略網路」得出數以萬計棋路的可能取勝機率，並與電腦 AI 先前「學習」過的棋譜進行比對，透過此種方式找出最具有勝算的棋路。¹⁸

Alpha Go 演算法第三個組成部份「蒙地卡羅樹搜尋法」，其核心概念是「隨機方法」，即透過盡可能多、數以萬計的隨機試驗，逐漸接近問題的求解。DeepMind 團隊在演算法中加入「蒙地卡羅樹搜尋」的目的在於，透過「評估網路」所得出的勝算機率，不斷隨機地在「策略網路」得出的龐大棋路中揀選不同的位置，最後收斂出勝率最大的棋路。¹⁹ 畢竟正如前述，由於圍棋的「狀態空間複雜度」及其所能產生的「遊戲決策樹」過於龐大，不可能將所有的走法都試過一遍。即便可行，亦是極為沒有效率的方式。而透過「策略網路」、「評估網路」與「蒙地卡羅樹搜尋法」這套演算法組合，Alpha Go 能夠在短時間內就獲得與經過數年磨練的人類棋手相同之圍棋棋力。

¹⁶ David Silver et. al., “Mastering the Game of Go Without Human Knowledge,” *Nature*, Vol. 550, October 2017, pp. 354–359. <https://www.nature.com/articles/nature24270>.

¹⁷ Silver et. al., *ibid*; Sagar Sharma, “Policy Networks vs Value Networks in Reinforcement Learning,” *Toward Data Science*, August 5, 2018, <https://towardsdatascience.com/policy-networks-vs-value-networks-in-reinforcement-learning-da2776056ad2>; “A Simple Alpha(Go) Zero Tutorial,” *Stanford University*, December 29, 2017, <https://web.stanford.edu/~surag/posts/alphazero.html>.

¹⁸ *Ibid*.

¹⁹ Sagar Sharma, “MCTS For Every Data Science Enthusiast,” *Toward Data Science*, August 1, 2018, <https://towardsdatascience.com/monte-carlo-tree-search-158a917a8baa>.

二、AlphaGo Zero：自主學習的進階智慧

在擊敗李世乭後，DeepMind 團隊以升級的版本 Alpha Go Master，在中國的圍棋網站上公開對奕，多次擊敗包括世界排名第一的柯潔等頂尖好手，取得 60 連勝的成績。²⁰ 隨後，DeepMind 團隊宣布陸續將 Alpha Go 與 Alpha Go Master 退役，進一步開發更為高端的版本——AlphaGo Zero。DeepMind 團隊讓新的 AI 完全透過自我對奕的方式來學習圍棋。過程中不導入人類從旁的監督學習，而是在輸入圍棋基本規則後，放手讓 AlphaGo Zero 自我對抗與學習。儘管此種讓 AI 從零開始訓練生成的方式，在初期的學習效果不佳，但也因為沒有導入人類對奕記錄，再由人類從旁的監督，Alpha Go Zero 往往能產生讓人類棋手意想不到的棋路。此外，Alpha Go Zero 的演算法也會在每一輪對奕後，汰除舊有勝率較低的走棋策略，確保最新的棋路是最有效的。Alpha Go Zero 獲得比之前更大的成果，除了以 100% 的勝率完勝先前擊敗人類頂尖棋手李世乭的 Alpha Go，更以 90% 的勝率壓倒先前 60 連勝多名職業棋手的 Alpha Go Master。²¹

三、AlphaStar：能挑戰即時戰略遊戲才有機會攻克兵棋

值得注意的是，即便 DeepMind 團隊所開發的 AI，成功在圍棋擊敗了人類的頂尖棋手，不代表人工智慧已經能駕馭兵棋推演，並在軍事決策上給予人類所預期的協助。儘管棋類博奕與兵棋有許多相似處，兩者之間存在更多的差異。首先，不論是何種棋類遊戲，皆屬於「完全訊息下的賽局」（Perfect Information Games）。玩家在對奕的過程能完全掌握盤中的所有訊息，並不會有棋盤的某些角落或對手的某幾步棋路無法得知的現象。相反的，由於兵棋必須盡可能在最大程度上「模擬」實際作戰狀況，故會有「戰場迷霧」的設計，即兵棋參演者必須透過情監

²⁰ Matt Reynolds, "DeepMind's AI Beats World's Best Go Player in Latest Face-off," *New Scientist*, May 23, 2017, <https://www.newscientist.com/article/2132086-deepminds-ai-beats-worlds-best-go-player-in-latest-face-off/>.

²¹ James Somer, "How the Artificial-Intelligence Program AlphaZero Mastered Its Games," *New Yorker*, December 28, 2018, <https://www.newyorker.com/science/elements/how-the-artificial-intelligence-program-alphazero-mastered-its-games>; Belani Gaurav, "Why DeepMind AlphaGo Zero is a Game Changer for AI Research," *PacktPub*, May 9, 2019, <https://hub.packtpub.com/deepmind-alphago-zero-game-changer-for-ai-research/>.

偵手段，才能逐步獲取戰場上的相關訊息，所以兵棋屬於「不完全訊息的賽局」（Imperfect Information Games）。²²

其次，不論是何種棋類遊戲，其規則大多固定不變，雖然存在變動的可能性，但少有在短時間內出現重大變動的情況。DeepMind 團隊所設計的「策略網路」與「評估網路」演算法組合，便是在圍棋規則固定不變的條件下，通過不斷累積、學習，而訓練出 Alpha Go 的 AI。然而，為了盡可能模擬真實戰場環境與交戰過程，兵棋所使用的戰裁規則必須隨著武器技術的進步和作戰概念革新等因素，不斷地進行修正。當遊戲的規則越複雜，就越不利於電腦 AI 的訓練與累積。這也是為何 IBM 的「深藍」於 1997 年便在西洋棋領域擊敗人類世界冠軍，一直到 2016 年才出現 Alpha Go 成功挑戰圍棋的原因之一。畢竟相對於西洋棋，圍棋的「狀態空間複雜度」要難得多。而「即時戰略遊戲」的複雜度，又非圍棋所能比擬。

再者，一般的棋類遊戲以「雙人對奕」為主，且可以使用的棋子種類亦不多，以西洋棋為例，各方有 6 種不同的棋種可操控，中國象棋各方有 7 種不同的棋種可操作，圍棋則僅有黑白兩種棋子可使用。兵棋則允許超過兩人（團隊）以上參與對抗，且必須同時處理陸、海、空、太空、網路電戰這五大作戰領域的特性。每個參演者（團隊）所需操控的棋子（作戰單位）的種類可以多達上百種，遠超過一般的棋類遊戲。更重要的是，棋類遊戲基本上以「回合制」輪流對奕。模擬實際作戰場景的電腦兵棋或即時戰略遊戲，則允許進攻與防守方同時行動，各方根據戰場整體態勢發展進行即時的決策攻防。

簡單地講，屬於「規則衡定」、「回合制」且「完全訊息賽局」的一般棋類遊戲，雙方以相同的棋路進行重複對奕，極可能產生相同的勝負結果。然而，兵棋的可變性與隨機性強，即便是同樣的戰術與作戰方案，在不同的隨機因素影響下，將產生完全不同的結果。一般棋類遊戲很難完整涵蓋如此隨機又複雜的系統。

由於「即時戰略遊戲」具有類似兵棋的「隨機性」、「高複雜

²² Laurent Doyen¹ and Jean-Francois Raskin, “Games with Imperfect Information: Theory and Algorithms,” CNRS, June 1, 2011, http://www.lsv.fr/~doyen/papers/Games_with_Imperfect_Information_Theory_Algorithms.pdf.

度」與「不完全訊息」等特性。因此，成功開發 AlphaGo 與 AlphaGo Zero，攻克圍棋的 DeepMind 團隊，把研究重點轉向人工智慧在「即時戰略遊戲」的運用。DeepMind 團隊選擇《星海爭霸 2》（StarCraft II），這款熱門的線上多人對戰即時戰略遊戲作為研究的標的，開發名為 Alpha Star 的人工智慧。²³ 這是基於《星海爭霸 2》的複雜度與所需的快速反應，以及遊戲擁有大量玩家與多年的對戰數據，有利於 AI 的訓練與生成。²⁴ 該團隊初期所採取的訓練策略，先透過監督學習訓練模式，讓 Alpha Star 大量研究人類玩家在《星海爭霸 2》的比賽記錄，模仿高級玩家對於遊戲的基礎策略和細微操作。DeepMind 團隊之所以先透過「監督式學習」建立 Alpha Star 對遊戲基本操作的技能，係因為即時戰略遊戲的基礎操作不需要太高深的人工智慧，如果採取與 AlphaGo Zero 一樣，完全從零開始的學習，將使得 AI 必須先投入大量時間在學習遊戲的細微操作。透過此種方式，Alpha Star 已經能以壓倒性的優勢（95% 的勝率）擊敗《星海爭霸 2》內建的「精英」（elite）等級 AI。²⁵

在建立了 Alpha Star 的基礎操作技能，緊接著在第二階段，DeepMind 團隊則是重新回到讓 AlphaGo Zero 大放異彩的訓練策略：強化學習的自我對弈，繼續訓練提升 Alpha Star 的智慧水準。值得注意的是，此前 AlphaGo Zero 所採取的自我對弈模式會產生所謂的「策略遺忘」。也就是在每次對弈後，會將現有的對弈結果與先前進行比較，並以此更新生成最佳版本的棋路，刪除先前被評斷為勝率不佳的舊策略。從好處來看，此種模式可以達到「去蕪存菁」，保證最新得到的棋路必定是當下最好的策略。但也會有一個明顯的缺點，就是透過自我競爭來學習的人工智慧，在對戰過程中逐漸「忘記」自己在先前展示過的棋路，最終可能形成無止盡的迴圈，難以收斂出一個最佳策略，也因此無法到達真正的進步。如果以「猜拳遊戲」來比喻，剪刀贏布、布贏石頭、石頭又可贏剪刀。每個出拳策略都有其「相對優勢」，但又會被某一個策略所剋制，形成沒有一個策略具有「絕對優勢」的情況。²⁶

²³ The AlphaStar Team, "AlphaStar: Mastering the Real-Time Strategy Game StarCraft II," *DeepMind*, January 24, 2019,

<https://deepmind.com/blog/article/alphastar-mastering-real-time-strategy-game-starcraft-ii>.

²⁴ Dan Garisto, "Google AI Beats Top Human Players at Strategy Game StarCraft II," *Nature*, October 30, 2019, <https://www.nature.com/articles/d41586-019-03298-6>.

²⁵ The AlphaStar Team, "AlphaStar: Mastering the Real-Time Strategy Game StarCraft II," *ibid*.

²⁶ Paul Scharre and Michael Horowitz, "Artificial Intelligence: What Every Policymaker Needs

此種「策略遺忘」的問題在《星海爭霸 2》這類即時戰略遊戲的環境下顯得更為嚴重。因為《星海爭霸 2》是不完全訊息的博弈，AI 需要具有記憶的能力才能在「戰爭迷霧」的環境獲得好表現。DeepMind 團隊認為不應該假定有那個策略是最好的，在不同的狀態下，某一個次佳的策略可能成為最佳棋路，且不同的策略之間可以互補。為了解決這個問題，DeepMind 團隊決定保留每一階段所產生的對戰策略，在後續的自我對戰中還能使用。如此可以確保在不斷提升對戰難度與策略的水準同時，也不會「忘記」如何擊敗先前版本的策略，從而保留足夠的策略樣本的多樣性，有助於獲得最優解。依 DeepMind 團隊於 2019 年在《自然》(Nature) 期刊所發表的研究成果，經由此種新策略所訓練的 Alpha Star，已經能夠在《星海爭霸 II》歐洲伺服器約 9 萬名玩家中取得「宗師」(Grandmaster) 的段位，排名已超越 99.8% 的活躍玩家（相當於前 150 名內）。²⁷

肆、AI 實際運用在電腦兵棋的最新發展

從 Alpha Go 到 Alpha Star 的成功，代表電腦已經跳脫過去依靠「機械式記憶」，開始有能力「模仿」人類「全局思考」的決策方式。此外，Deep Mind 團隊所打造的，「策略網路」、「評估網路」與「蒙地卡羅搜尋法」的演算法組合，已證明能從圍棋領域擴大運用到即時戰略遊戲，具有一定的通用性。因此，儘管目前未能稱得上「攻克」即時戰略遊戲，畢竟 Alpha Star 尚未與《星海爭霸 2》最頂尖的人類玩家進行對戰，但 AlphaStar 所展現出的潛力，讓人們相信將人工智慧運用到兵棋推演，進一步提升軍事決策效率的目標並非遙不可及。

解放軍近年大力發展人工智慧在軍事上的應用，希望 AI 能提供與美國在軍事競爭上的不對稱優勢。²⁸ 由於 Alpha Go 在圍棋以及 Alpha Star 在即時戰略遊戲取得的成果所帶來的示範效果，中國亦將人工智慧於電腦兵棋的應用視為一個發展重點。例如自 2017 年開始，中國指揮

to Know,” CNAS, June 19, 2018,

<https://www.cnas.org/publications/reports/artificial-intelligence-what-every-policymaker-needs-to-know>.

²⁷ The AlphaStar Team, “AlphaStar: Mastering the Real-Time Strategy Game StarCraft II,” *ibid*.

²⁸ Elsa B. Kania, “Chinese Military Innovation in Artificial Intelligence,” CNAS, June 7, 2019, <https://www.cnas.org/publications/congressional-testimony/chinese-military-innovation-in-artificial-intelligence>.

與管制學會與中國國家國防教育辦公室每年都會舉辦「全國兵棋推演大賽」，由全中國的大專院校，特別是軍事相關院校的學生參與，進行年度電腦兵棋對抗大賽。中國方面亦模仿由英國公司 Matrix Games 所開發的知名電腦兵棋遊戲《指揮：現代作戰》（Command: Modern Operations），開發了非常相近的軟體——《墨子：未來指揮官》，更為這套兵棋軟體開發了專屬的人工智慧系統——《先知》，讓電腦與人類所組成的團隊進行「人機對抗」。²⁹ 開發《墨子：未來指揮官》的廠商「華戎防務」表示，這套軟體不僅是兵棋競賽，更可以運用在「新型作戰概念研究、作戰 / 演習方案評估、智慧藍軍研究、戰法創新與驗證、指揮員謀略訓練、裝備作戰運用研究」上，並聲稱已獲得國防軍工企業、軍隊科研單位與軍事院校等的採用。³⁰ 《先知》的開發團隊亦曾參加由「人工智慧促進協會」（the Association for the Advancement of Artificial Intelligence, AAI）所舉辦的《星海爭霸 AI 大賽》（StarCraft AI Competition）。目前的《先知》系統已經演進到 2.0 版。與中國指揮與管制學會關係密切的南京大學工程管理學院（School of Management and Engineering, Nanjing University）以及中國人民解放軍國防科技大學（National University of Defense Technology），則是持續透過例如「深度 Q 網路」（Deep Q Network, DQN）等演算法，進行增強 AI 效能的研究。³¹

美國五角大廈在 2016 財政年度投入人工智慧領域的相關預算約 6 億美金，到了 2021 財年，則增加到 25 億美金、涵蓋超過 6 百多項研發計劃。其中便包含了數項由 DARPA 所主導，以電腦戰略遊戲為標的，

²⁹ 〈墨子：未來指揮官〉，《墨子杯：2021 第五屆全國兵棋推演大賽》，<http://www.ciccwargame.com/h-col-101.htm>; 孫菁菁、邱天舒，〈墨子杯 2020 第四屆全國兵棋推演大賽決出總冠軍〉，《中國軍視網》，2020 年 12 月 21 日。
http://www.js7tv.cn/video/202012_237245.html。

³⁰ 《墨子：未來指揮官》的民用版是《智戎：未來指揮官》。華戎防務，〈墨子：聯合作戰推演系統〉，《產品概述》，” <http://www.hs-defense.com/col.jsp?id=124>。

³¹ Yuxiang Sun and Bo Yu et al., “Research and Implementation of Hybrid Intelligent Wargame Based on Prior Knowledge-DQN Algorithm,” *Electronics*. 2020; 9(10):1668.
<https://www.mdpi.com/2079-9292/9/10/1668>; Yanghui Fu and Xingxing Liang et al., “Coordinating Multi-Agent Deep Reinforcement Learning in Wargame,” *2020 3rd International Conference on Algorithms, Computing and Artificial Intelligence*, Article No.: 5, December 2020, pp. 1–5,
<https://dl.acm.org/doi/10.1145/3446132.3446137>.

訓練具有戰場決策輔助能力 AI 的研究案。³² 例如，DARPA 正在進行一項名為「遊戲破壞者」（Game Breaker）的計畫。其目的在於研發能夠徹底駕馭即時戰略遊戲的 AI，希望這樣的 AI 能具備掌握戰場態勢，找出可以為玩家所利用的不對稱優勢，最終發展為戰爭決策輔助系統，協助前線指揮官在瞬息萬變的戰場環境，擬訂作戰方案。

參與「遊戲破壞者」計畫共有九組研究團隊，例如 Aurora Flight Sciences 與麻省理工學院、Heron Systems、EpiSci、普渡大學 (Purdue University)、英國航太 (British Aerospace, BAE) 與加州聖塔巴巴拉大學等，大部份選擇《星海爭霸 2》作為開發與測試電腦 AI 的平台。³³ 國防產業大廠諾斯羅普·格魯曼公司 (Northrop Grumman) 則是與專注於電腦策略與戰爭遊戲的英國公司 Matrix Games 合作，選擇以 Matrix Games 所發行《指揮：現代作戰》為測試平台。³⁴ 《指揮：現代作戰》包含兩個預設資料庫，CWDB：1946 年至 1979 年與 DB3000：1980 年以後，提供從二戰結束至今，世界上幾乎所有主要國家的武器、基地與兵力部署等資料。能夠支援橫跨陸、海、空、電子戰等多個領域的聯合作戰推演，是目前市面上最複雜、擬真度最高的「商用現成兵棋軟體」（Commercial-off-the-shelf Wargame Software）。³⁵

《指揮：現代作戰》的「民用商業版」雖然功能陽春，仍受到許多具有軍武知識的民間硬核玩家所推崇。其「軍用專業版」更是獲得包括美國、英國與德國等國家的軍方、軍隊的研究單位以及國防產業大廠的青睞，選為作戰想定推演與模擬分析的軟體。³⁶ 具有官方背景的中國大

³² Daniel S. Hoadley and Kelley M. Sayler, “Artificial Intelligence and National Security: Updated November 10, 2020,” *Congressional Research Service*, November 10, 2020, <https://crsreports.congress.gov/product/pdf/R/R45178/10>.

³³ “DARPA Chooses AI Teams to Hack Video Games Like StarCraft II to Advance Pentagon War Game Scenarios,” *DARPA*, May 13, 2020, <https://www.darpa.mil/news-events/2020-05-13>.

³⁴ Kelsey Atherton, “DARPA Wants Wargame AI To Never Fight Fair,” *Breaking Defense*, August 18, 2020, <https://breakingdefense.com/2020/08/darpa-wants-wargame-ai-to-never-fight-fair/>.

³⁵ NewsRoom, “Northrop Grumman Awarded DARPA Gamebreaker Contract,” *Northrop Grumman*, August 12, 2020, <https://news.northropgrumman.com/news/releases/northrop-grumman-awarded-darpa-gamebreaker-contract>.

³⁶ 這些採用《指揮：現代作戰》的各國單位包括，美國陸海空三軍與陸戰隊、美國海軍研究所 (United States Naval Research Laboratory, NRL)、英國皇家空軍、英國皇

從下棋到作戰：
人工智慧在電腦兵棋的運用及其挑戰

陸著名軍武雜誌《艦船知識》，亦利用《指揮：現代作戰》這個軟體，於 2020 年 5 月發佈一系列攻台作戰的電腦兵推分析。³⁷ 姑且不論《艦船知識》的兵推分析結果的可信度，及其是否為大外宣與對台認知作戰的一環，從該雜誌選擇《指揮：現代作戰》而非使用中國廠商自行研發的電腦兵推軟體來看，某種程度也算是為《指揮：現代作戰》的專業性「背書」。

相較於 Game Breaker Project 側重開發能夠破解兵推軟體的人工智慧，「國防先進研究計畫署」的另一項遊戲 AI 計劃，the Constructive Machine-learning Battles with Adversary Tactics (COMBAT)，則聚焦於如何提升電腦 AI 的難度，使其能在兵棋推演中扮演紅軍，給予人類參演者的藍軍最大程度的挑戰。從而解決長期以來，策略遊戲中的電腦方的行為模式，僅能透過「知識庫」與「規則庫」以「事先律定」的方式建構之不足。³⁸ 依照 DARPA 的規劃，COMBAT Project 所開發的電腦 AI，能夠模擬陸軍連隊單位的戰術模式，進行旅級規模地面作戰的指揮，以有別於傳統電腦對手所使用的作戰策略，向人類參與演者發動出其不意的攻勢。並且能從與人類的對戰經驗，累積與學習人類玩家的策略，進而預判對手的下一步動作，自我生成新的作戰方案。美國國防部希望透過 COMBAT Project 的人工智慧，能夠給予陸軍演訓部隊在戰場決策與戰術思維上最大的刺激，協助其跳脫窠臼，並觀察與學習像 AI 這類等級的「對手」，是如何反制已方的作戰方案。

此外，在一項名為 the Adaptive Distributed Allocation of Probabilistic Tasks (ADAPT) 的專案計畫，獲得 DARPA 此項合約的廠商 Aptima 甚至選擇《Minecraft》這款熱門的多人線上遊戲，作為開發具有「人機

家國防科學與科技實驗室 (Defense Science and Technology Laboratory, DSTL)、德國聯邦國防軍空軍 (Luftwaffe) 等軍事單位，以及波音、洛克希德·馬汀 (Lockheed Martin)、英國航太等國防產業大廠。見 Matrix Games, “Command Professional Edition,” https://command.matrixgames.com/?page_id=3822; Bruce Postlethwaite, “Command: Modern Operations Review-pretty and Smarter,” *Wargamer*, January 21, 2021, <https://www.wargamer.com/command-modern-operations/review>.

³⁷ 〈520 挑釁？中國軍武雜誌兵推 狂言 24 小時解放台灣〉，《自由時報》，2020 年 5 月 20 日，<https://news.ltn.com.tw/news/politics/breakingnews/3171699>。

³⁸ John Keller, “Researchers Eye Embedding Artificial Intelligence (AI) into War Games Simulation to Beef-up Challenges,” *Military & Aerospace Electronics*, Jun 3, 2020, <https://www.militaryaerospace.com/computers/article/14177043/artificial-intelligence-ai-war-games-simulation>.

協作」(Human-bot Collaboration)能力的 AI 之試驗場。《Minecraft》允許玩家以團隊合作的方式，進行探索世界、採集資源、建築開發、合成物品及生存冒險等多種任務。Aptima 讓電腦 AI 觀察人類玩家組隊進行任務的過程，並從中辨識與歸納出個別玩家在遊戲中的意圖、偏好、熟悉的技能等特徵。電腦 AI 接著再依個別玩家的條件與任務地圖的不同，進行團隊分工，指派個別玩家適當的角色，以便完成團隊任務。而 Aptima 所測試的 AI，係該公司在先前的合作專案，為 DAPRA 所開發的「成功團隊的人工社交智慧」(Artificial Social Intelligence for Successful Teams, ASIST)。DARPA 希望此款 AI 最終能具有「戰場決策輔助與任務分派」能力，透過不論是前線小隊指揮官手上的戰鬥平板電腦，或是後方指揮中心的指管系統，協助己方部隊制訂作戰方案。³⁹

美國空軍研究實驗室 (Air Force Research Laboratory, AFRL) 亦正在進行人工智慧運用於兵棋推演的相關研究計畫。在一項名為 Stratagem 的專案，AFRL 與合作團隊，計劃以現有的商用電腦策略遊戲為測試平台開發新的 AI，並進一步運用在空軍現有的兵推模擬系統，如「模擬、整合與建構的高等架構」(Advanced Framework for Simulation, Integration and Modeling, AFSIM)，或是「延伸式防空作戰模擬」(Extended Air Defense Simulation, EADSIM)。這類兵推系統可用於空戰、防空、導彈、電子戰甚至太空作戰的多兵力對抗模擬，分析作戰需求與作戰方案規劃。美空軍最終希望 Stratagem 專案所開發的人工智慧，能夠扮演戰場管理與決策輔助的角色。⁴⁰

這種尋求「具有戰場決策輔助能力的人工智慧」的動力，也成為美軍內部跨軍種之間的合作，甚至是進一步與其它友盟國家合作的契機。例如，美國「海軍資訊作戰系統指揮部」(Navy Information Warfare System Command) 轄下的「太平洋海軍資訊作戰中心」(Navy Information Warfare Center-Pacific)，除了積極投入將電腦策略遊戲 AI 與軍方的電腦兵棋相結合的研究，在得知英國與澳洲海軍所屬單位亦有類似的研究，NIWC-Pacific 透過了「五眼聯盟」(Five Eyes) 的「科技

³⁹ Kelsey Atherton, "DARPA Trains AI To Understand Humans – In Minecraft," *Breaking Defense*, August 14, 2020, <https://breakingdefense.com/2020/08/darpa-trains-ai-to-understand-humans-in-minecraft/>.

⁴⁰ Sebastian Moss, "The Air Force Research Lab is Building a Video Game for AI Wargaming," *AI Business*, May 13, 2020, https://aibusiness.com/document.asp?doc_id=761303.

從下棋到作戰：
人工智慧在電腦兵棋的運用及其挑戰

合作專案」(The Technical Cooperation Program, TTCP)，展開與英、澳洲海軍的「人工智慧戰略挑戰」(AI Strategic Challenge)合作項目。美國陸軍專責發展與測試未來戰場所需作戰概念的機構 - 「陸軍未來司令部」(Army Futures Command, AFC)，對於將人工智慧整合至電腦兵棋推演也展現高度興趣。因此，太平洋海軍資訊作戰中心的研究團隊隨後將「陸軍未來司令部」納入合作關係，使研究範圍擴大為海一陸作戰域的聯合兵推。NIWC-Pacific與AFC成立「聯盟作戰專案」(Coalition Warfare Program, CWP)，作為與英國及澳洲的海、陸軍研究單位的合作管道。透過這些跨國、跨軍種的合作，美、英、澳得以分享彼此研究成果，例如演算法與訓練資料，有助於提升兵棋AI的挑戰性。⁴¹

國防產業大廠洛克希德·馬汀則設有「人工智慧兵棋專案」(AI Wargame Program)，尋求與AI開源研究社群(open-source developer community)的合作，從而獲得提升AI產品等級的知識與技術上的協助，以及相關領域專家的人材庫。例如，AI Wargame Program與中佛羅里達州立大學的資訊工程學院(UCF College of Engineering and Computer Science)合作，除了在AI研發上獲得不少具有實際經驗的研究生的協助，更因此向洛克希德·馬汀所屬的各部門，例如設計出F-22與F-35先進戰機的「臭鼬工廠」(Skunk Works)，輸送了不少AI專長人材，進行將人工智慧運用到未來新作戰概念的研究。⁴²

值得注意的是，洛克希德·馬汀之所以選擇中佛羅里達州立大學作為合作對象，係因為經過多年的規劃與發展，佛羅里達州已形成全美最大的軍事模擬與推演分析的產業聚落。除了「全國訓練與模擬協會」(the National Training and Simulation Association, NTSA)，美國陸軍未來司令部的「合成化戰場環境多功能戰隊」(Synthetic Training Environment Cross-Functional Teams, STECF)總部亦設在佛羅里達州。奧蘭多的橘郡會議中心是北美第二大展場，每年有140萬的會展訪客，帶來20億美金的收益，其中與軍事模擬相關的展覽貢獻甚多。此外，佛羅里達州多所中小學都設有「科學、技術、工程與數學」(Science,

⁴¹ Maison Piedfort, "The Ultimate Game of Chess: War Games, Machine Learning, and Artificial Intelligence," *DVIDS*, February 10, 2021, <https://www.dvidshub.net/news/388823/ultimate-game-chess-war-games-machine-learning-and-artificial-intelligence>.

⁴² Ibid.

Technology, Engineering and Mathematics, STEM) 等入門課程，也與美軍及 NTSA 積極進行交流合作，培養學生的興趣與能力。中佛羅里達大學的資訊工程學院更設有專門的軍事模擬博、碩士學位，通過長期的合作，是美軍與國防產業大廠在電腦兵棋與模擬領域的重要人材庫。

伍、從電腦兵棋到實際作戰運用上的挑戰

由於電腦兵棋推演的結果係基於對戰場數據的客觀模擬，並透過電腦軟體進行裁決計算而來，能最大程度避免人為主觀偏見之影響，可與桌上型研討式兵推搭配，作為「驗證」(validate) 桌上型兵推所研擬之作戰方案的效益與可行性。以美軍為例，第一次波灣戰爭準備期間，五角大廈以及相關智庫，如蘭德與布魯金斯 (Brookings Institution) 等，透過一連串的電腦模擬評估不同作戰方案下的美軍傷亡程度。⁴³ 導入 AI 的電腦兵推有助於提升模擬與推演後評估 (After Action Review) 的準確度與效果，並進一步轉化為戰場決策輔助系統。儘管人工智慧導入電腦兵棋的研究已經獲得一定的突破，AI 運用到實際作戰場景仍有不小挑戰需要克服。首先，巨量資料是訓練與生成 AI 的基礎。雖然軍方希望透過人工智慧為軍事決策提供支援，但現階段仍面臨資料可用性的問題，缺乏足夠「合適的」資料作為 AI 訓練之用。以擁有大量實戰或作戰演訓經驗的美軍為例，2017 年時任五角大廈 AI 首席官的 Jack Shanahan 曾經抱怨，雖然美軍每天透過各式感測器所收集的情報資訊量超過 22TB，但這些資料大多屬於標記編目不確實，或甚至不完整的「髒數據」(dirty data)。這些難以辨識、解讀的資料，若未經過重新處理，即便數量再多也無濟於事。⁴⁴ 這也是為何五角大廈在《2020 國防部資料戰略》(DOD Data Strategy 2020) 中要求，美軍的資料收集工作務必作到確實，資料的呈現必須是「可見、可使用、可理解的」(visible, accessible, understandable)。⁴⁵

⁴³ Benjamin Weiser, "Computer Simulations Attempting to Predict the Price of Victory," *Washington Post*, January 20, 1991, <https://www.washingtonpost.com/archive/politics/1991/01/20/computer-simulations-attempting-to-predict-the-price-of-victory/431e5daa-377b-4541-8f69-cf8bfd75e2a2/>.

⁴⁴ Sydney J. Freedberg Jr., "Exclusive Pentagon's AI Problem Is 'Dirty' Data: Lt. Gen. Shanahan," *Breaking Defense*, November 13, 2019, <https://breakingdefense.com/2019/11/exclusive-pentagons-ai-problem-is-dirty-data-lt-gen-shanahan/>.

⁴⁵ "DOD Issues New Data Strategy," *Department of Defense Newsroom*, October 8, 2020.

合適訓練資料不足的問題，或可透過兵棋軟體所產生的對戰數據為基礎，提供 AI 不斷進行自我對抗、學習來解決。例如，由於解放軍缺乏透過實戰經驗累積供 AI 訓練所需數據的機會，中國國產的電腦兵棋軟體《智戎：未來指揮官》，具備多人線上對戰的模式，以便收集兵棋各方對抗過程中所產生的想定場景、作戰方案、對戰數據與勝敗結果，供中國自製的兵棋 AI《先知》訓練所用。此外，美國的「勞倫斯利佛摩國家實驗室」（Lawrence Livermore National Laboratory, LLNL）、「桑迪亞國家實驗室」（Sandia National Laboratories, SNL）以及加州柏克萊大學，合作開發了一套名為「核武器國家間的戰略互動」（Strategic Interaction Game Between Nuclear Armed Lands, SIGNAL）的電腦兵棋遊戲。並透過控制某些會影響嚇阻成敗與衝突升級的因素，將兵推分為實驗組與對照組，以實驗型兵推的方式來研究「核武嚇阻」（Nuclear Deterrence）與衝突升級的議題。研究團隊將《SIGNAL》公開上網，允許各界有興趣者參與遊戲。其目的在於透過公開的參與大量收集兵推數據，供 AI 訓練與分析之用，協助研究者了解「嚇阻訊息傳遞與接收」（signaling）的機制。⁴⁶ 儘管開放式參與有助於收集訓練人工智慧所需的兵推數據，唯透過此種方式在封閉、特定的模擬環境下所產生的數據，又太過「乾淨」，能否反映真實作戰場景仍有待商榷。

其次，儘管經過大量學習、對抗所訓練而成的人工智慧，能發揮人類意想不到的戰術纏鬥能力，這不代表 AI 已經足以扮演好戰場決策輔助的角色。最大的原因在於，AI「不懂得害怕」，缺乏人類「趨吉避凶」的概念。除了勝敗，人類指揮官在戰場上的決策，還必須進行風險評估，必須考量部隊的生存機會，自殺式任務是在非常極端下的狀況才可能出現。然而，對電腦 AI 而言，勝利則是唯一的考量。在戰場上，勇氣與進取是勝利的要件之一，特別是遭受快攻與奇襲的一方，如果有冷靜靈活的指揮官率領小隊反快攻，騷擾攻方節奏使其退卻，便能為己方爭取時間。這種「不會因為害怕而導致戰線崩潰」的特質，是成為優秀戰場指揮官的條件。對人類而言，這是少數軍官才擁有的強大心理素質，對電腦而言卻是基本的要件。以 Alpha Star 在即時戰略遊戲的表現為例，電腦 AI 並不會因為落入對手圈套，被對手奇襲而陷入混亂。因

<https://www.defense.gov/Newsroom/Releases/Release/Article/2376629/dod-issues-new-data-strategy/>.

⁴⁶ George I. Seffers, “Researchers Add Data Science to Art of Wargames,” *AFCEA*, January 10, 2019. <https://www.afcea.org/content/researchers-add-data-science-art-wargames>.

為 Alpha Star 不會害怕，仍不斷找尋人類玩家的弱點進行反擊。⁴⁷

然而，電腦這種「不帶情緒」的決策，卻可能是以「不計代價」的瘋狂戰術動作來完成。以 DARPA 的「空戰演進」計畫中的 AI 飛行員的表現為例，在人機對抗的演練中，只要判定有 51% 的獲勝機會，AI 會不顧一切地採取明顯是自殺行徑的戰術動作，只為擊落敵機，甚至因此出現墜地或追撞而導致任務失敗的情況。這也是為何美軍雖然對 AI 寄予厚望，卻也不斷強調「人在迴圈」（Human in the Loop）的原則，即 AI 僅被視為戰場決策「輔助」的一環，而非完全取代人類進行決策，最終的決定權（如下令開火）仍必須掌握在人類指揮官手裡。如果研究團隊希望 AI 在「人機協同」的過程，能取得人類同袍的完全信任，則必須在不影響 AI 作戰表現的基礎上，加強人工智慧在風險與行動適當性評估的功能。這也是 DARPA 在一項名為「勝任性自覺機器學習」（the Competency-Aware Machine Learning Project）專案所要達成的目的。DARPA 希望 CAML 計畫所開發的 AI，除了能掌握戰場全般態勢，更能自我評估對任務的適任度，並確保作出的決策建議能符合人類指揮官的預期。⁴⁸

陸、結語

從最早紙上談兵的理論發想階段，經過 70 年的努力，期間歷經兩次熱潮衰退，人工智慧的研究又再度迎來另一波高峰。不同於過往失敗的經驗，新一波的人工智慧研究熱潮的確產生了不少實際運用的成果，諸如圖像與語音辨識、自動導航駕駛、智慧後勤倉儲等。此外，在陸續攻克棋類博奕與即時戰略遊戲之後，

對於訓練出「能掌握整體態勢、給予即時戰場決策輔助」的 AI 一事上，亦有實質的進展，AI 未來在戰場上以指揮官助手的身份參與作戰方案的擬訂與決策並非遙不可及的幻想。因此，AI 軍事運用研究下一階段的重點，不再是「能否有 AI-enabled 決策輔助系統」，而是「怎

⁴⁷ 謝沛學，〈AI 應用於作戰演訓的優點與侷限〉，《國防安全雙週報》，第 12 期，109 年 9 月 25 日，

https://indsr.org.tw/Content/Upload/files/9_AI應用於作戰演訓的優點與侷限.pdf。

⁴⁸ John Keller, "Four U.S. Technology Companies Take on Self-aware Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning," *Military & Aerospace Electronics*, Oct 14, 2019, <https://www.militaryaerospace.com/computers/article/14068536/self-aware-artificial-intelligence-ai-machine-learning>.

從下棋到作戰：
人工智慧在電腦兵棋的運用及其挑戰

麼樣的 AI 賦能決策系統才符合人類的需求」，最終不可避免要處理到人工智慧的道德層面或倫理學（ethics）的議題。

參考書目

一、專書

國防部國軍軍語辭典編審委員會，《國軍軍語辭典 九十二年修訂版》，
(台北：國防部，2003)。

Brown, Ian T, *A New Concept of War: John Boyd, the U.S. Marines, and Maneuver Warfare*, (VA: Marine Corps University Press, 2018).

McHugh, Francis J, *Fundamentals of War Gaming*, (Newport, R.I.: Naval War College, 2013).

二、學術性期刊論文

Kersting, Kristian, “Rethinking Computer Science Through AI,” *KI - Künstliche Intelligenz*, Issue. 4, 2020, pp. 435–437,
<https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s13218-020-00692-5.pdf>.

Rasch, Robert and Kott, Alexander. “Incorporating AI into Military Decision Making: An Experiment,” *IEEE Intelligent Systems*, Vol.18, Issue 4, July-Aug, 2003, pp.18- 26.

Silver et. al., “Mastering the game of Go without human knowledge,” *Nature*, Vol. 550, October 2017, pp. 354–359,
<https://www.nature.com/articles/nature24270>.

Yanghui Fu and Xingxing Liang et al., “Coordinating Multi-Agent Deep Reinforcement Learning in Wargame,” 2020 3rd International Conference on Algorithms, Computing and Artificial Intelligence, December 2020, Article No. 5, pp. 1–5,
<https://dl.acm.org/doi/10.1145/3446132.3446137>.

Yuxiang Sun and Bo Yu et al., “Research and Implementation of Hybrid Intelligent Wargame Based on Prior Knowledge-DQN Algorithm,” *Electronics*. 2020; Vol. 9, No. 10, 1668.
<https://www.mdpi.com/2079-9292/9/10/1668>.

從下棋到作戰：
人工智慧在電腦兵棋的運用及其挑戰

三、網際網路資料

〈520挑釁？中國軍武雜誌兵推 狂言 24 小時解放台灣〉，《自由時報》，
2020 年 5 月 20 日，

<https://news.ltn.com.tw/news/politics/breakingnews/3171699>。

〈墨子：未來指揮官〉，《墨子杯：2021 第五屆全國兵棋推演大賽》，
<http://www.ciccwargame.com/h-col-101.html>.

孫菁菁、邱天舒，〈墨子杯 2020 第四屆全國兵棋推演大賽決出總冠軍〉，
《中國軍視網》，2020 年 12 月 21 日。

http://www.js7tv.cn/video/202012_237245.html。

華戎防務，〈墨子：聯合作戰推演系統〉，《產品概述》，”
<http://www.hs-defense.com/col.jsp?id=124>。

謝沛學，〈AI 應用於作戰演訓的優點與侷限〉，《國防安全雙週報》，
第 12 期，109 年 9 月 25 日，

https://indsr.org.tw/Content/Upload/files/9_AI應用於作戰演訓的優點與侷限.pdf。

“A Simple Alpha(Go) Zero Tutorial,” *Stanford University*, December 29,
2017, <https://web.stanford.edu/~surag/posts/alphazero.html>.

“DARPA chooses AI teams to hack video games like StarCraft II to advance
Pentagon war game scenarios,” *DARPA*, May 13, 2020,
<https://www.darpa.mil/news-events/2020-05-13>.

“DOD Issues New Data Strategy,” *Department of Defense Newsroom*,
October 8, 2020.
<https://www.defense.gov/Newsroom/Releases/Release/Article/2376629/dod-issues-new-data-strategy/>.

“The Dictionary of United States Military Terms for Joint Usage 2021,”
DOD, 2021, <http://www.jcs.mil/Doctrine/DOD-Terminology/>.

“Training AI to Win a Dogfight.” *DARPA*, May 8, 2019,
<https://www.darpa.mil/news-events/2019-05-08>.

Atherton, Kelsey, “DARPA Trains AI To Understand Humans – In Minecraft

,” *Breaking Defense*, August 14, 2020,
<https://breakingdefense.com/2020/08/darpa-trains-ai-to-understand-humans-in-minecraft/>.

Atherton, Kelsey. “DARPA Wants Wargame AI To Never Fight Fair ,”
Breaking Defense, August 18, 2020,
<https://breakingdefense.com/2020/08/darpa-wants-wargame-ai-to-never-fight-fair/>.

Bohemia Interactive Simulations “PIAR to leverage BISim’s technology for virtual reality SAR trainers,” *Vertical Magazine*, December 3, 2019,
<https://www.verticalmag.com/press-releases/piar-to-leverage-bisims-technology-for-virtual-reality-sar-trainers/>.

Bosch, Karel van den and Bronkhorst, Adelbert. “Human-AI Cooperation to Benefit Military Decision Making,” *NATO STO Proceedings*, May 25, 2018,
<https://www.sto.nato.int/publications/STO%20Meeting%20Proceedings/STO-MP-IST-160/MP-IST-160-S3-1.pdf>.

Danielle C. Tarraf et. al., “An Experiment in Tactical Wargaming with Platforms Enabled by Artificial Intelligence,” *RAND Corporation*, 2020,
https://www.rand.org/pubs/research_reports/RRA423-1.html.

Doyenl, Laurent and Raskin, Jean-Francois. “Games with Imperfect Information: Theory and Algorithms,” *CNRS*, June 1, 2011,
http://www.lsv.fr/~doyen/papers/Games_with_Imperfect_Information_Theory_Algorithms.pdf.

Elsa B. Kania, “Chinese Military Innovation in Artificial Intelligence,” *CNAS*, June 7, 2019,
<https://www.cnas.org/publications/congressional-testimony/chinese-military-innovation-in-artificial-intelligence>.

Freedberg Jr., Sydney J. “Simulating A Super Brain: Artificial Intelligence In Wargames,” *Breaking Defense*, April 26, 2019,
<https://breakingdefense.com/2019/04/simulating-a-super-brain-artificial-intelligence-in-wargames/>.

從下棋到作戰：
人工智慧在電腦兵棋的運用及其挑戰

Gaurav, Belani, “Why DeepMind AlphaGo Zero is a game changer for AI research,” *PacktPub*, May 9, 2019,
<https://hub.packtpub.com/deepmind-alphago-zero-game-changer-for-ai-research/>.

George I. Seffers, “Researchers Add Data Science to Art of Wargames,” *AFCEA*, January 10, 2019.
<https://www.afcea.org/content/researchers-add-data-science-art-wargames>.

Greenemeier, Larry. “20 Years after Deep Blue: How AI Has Advanced Since Conquering Chess,” *Scientific American*, June 2, 2017,
<https://www.scientificamerican.com/article/20-years-after-deep-blue-how-ai-has-advanced-since-conquering-chess/>.

Hern, Alex, “AlphaGo: its creator on the computer that learns by thinking,” *the Guardian*, March 15, 2016,
<https://www.theguardian.com/technology/2016/mar/15/alphago-what-does-google-advanced-software-go-next>.

Jones, Scott, “Third Wave AI: The Coming Revolution in Artificial Intelligence,” *Six Kin*, August 27, 2018,
<https://www.sixkin.com/posts/3rd-wave-ai/>.

Keller, John, “Four U.S. technology companies take on self-aware artificial intelligence (AI) and machine learning,” *Military & Aerospace Electronics*, October 14, 2019,
<https://www.militaryaerospace.com/computers/article/14068536/self-aware-artificial-intelligence-ai-machine-learning>.

Keller, John, “Researchers eye embedding artificial intelligence (AI) into war games simulation to beef-up challenges,” *Military & Aerospace Electronics*, June 3, 2020,
<https://www.militaryaerospace.com/computers/article/14177043/artificial-intelligence-ai-war-games-simulation>.

Livingstone, Danile. “Coevolution in Hierarchical AI for Strategy Games,” *Proceedings of the 2005 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games*, Essex University, Colchester, Essex, UK, 4-6

April, 2005.

Madeira, Vincent, Charles and Ramalho, Geber. “Steps toward Building of a Good AI for Complex Wargame-Type Simulation Games,” 3rd International Conference on Intelligent Games and Simulation, GAME-ON (2002), November 29-30, 2002,
https://www.researchgate.net/publication/221024440_Steps_toward_Building_of_a_Good_AI_for_Complex_Wargame-Type_Simulation_Games.

Maison Piedfort, “The ultimate game of chess: war games, machine learning, and artificial intelligence,” *DVIDS*, February 10, 2021,
<https://www.dvidshub.net/news/388823/ultimate-game-chess-war-games-machine-learning-and-artificial-intelligence>.

Matrix Games, “Command Professional Edition,”
https://command.matrixgames.com/?page_id=3822.

NewsRoom, “Northrop Grumman Awarded DARPA Gamebreaker Contract,” *Northrop Grumman*, August 12, 2020,
<https://news.northropgrumman.com/news/releases/northrop-grumman-awarded-darpa-gamebreaker-contract>.

Postlethwaite, Bruce, “Command: Modern Operations review-prettier and smarter,” *Wargamer*, January 21, 2021,
<https://www.wargamer.com/command-modern-operations/review>.

Reynolds, Matt. “DeepMind’s AI beats world’s best Go player in latest face-off,” *New Scientist*, May 23, 2017,
<https://www.newscientist.com/article/2132086-deepminds-ai-beats-worlds-best-go-player-in-latest-face-off/>.

Scharre, Paul and Horowitz, Michael. “Artificial Intelligence: What Every Policymaker Needs to Know,” *CNAS*, June 19, 2018,
<https://www.cnas.org/publications/reports/artificial-intelligence-what-every-policymaker-needs-to-know>.

Sebastian Moss, “The Air Force Research Lab is building a video game for AI wargaming,” *AI Business*, May 13, 2020,

從下棋到作戰：
人工智慧在電腦兵棋的運用及其挑戰

https://aibusiness.com/document.asp?doc_id=761303.

Sharma, Sagar, “MCTS For Every Data Science Enthusiast,” *Toward Data Science*, August 1, 2018,

<https://towardsdatascience.com/monte-carlo-tree-search-158a917a8baa>.

Sharma, Sagar, “Policy Networks vs Value Networks in Reinforcement Learning,” *Toward Data Science*, August 5, 2018,

<https://towardsdatascience.com/policy-networks-vs-value-networks-in-reinforcement-learning-da2776056ad2>.

Somer, James. “How the Artificial-Intelligence Program AlphaZero Mastered Its Games,” *New Yorker*, December 28, 2018,

<https://www.newyorker.com/science/elements/how-the-artificial-intelligence-program-alphazero-mastered-its-games>.

Sydney J. Freedberg Jr., “EXCLUSIVE Pentagon’s AI Problem Is ‘Dirty’ Data: Lt. Gen. Shanahan,” *Breaking Defense*, November 13, 2019,

<https://breakingdefense.com/2019/11/exclusive-pentagons-ai-problem-is-dirty-data-lt-gen-shanahan/>.

The AlphaStar Team, “AlphaStar: Mastering the Real-Time Strategy Game StarCraft II,” *DeepMind*, January 24, 2019,

<https://deepmind.com/blog/article/alphastar-mastering-real-time-strategy-game-starcraft-ii>.

Walch, Kathleen. “Rethinking Weak Vs. Strong,” *Forbes*, October 4, 2019,

<https://www.forbes.com/sites/cognitiveworld/2019/10/04/rethinking-weak-vs-strong-ai/?sh=2c2ae50f6da3>.