

## #01

## Pattern / 模式 /

文  
—  
王  
柏  
偉

我們擁有的能力是停留在表面的能力，以及在湍急的論述溝通實踐的河面找尋出路並前行的能力。

——羅伯特·布蘭頓 (Robert Brandom) <sup>1</sup>

我們在羅伯特·布蘭頓 (Robert Brandom) 提議的「語用中介的語義關係 (pragmatically mediated semantic relations)」理論下考慮模式問題。這個理論將語彙之間的語義關係放在語用的脈絡中來思考，在圖 1. 中，P 是充分地支配 (deploy) 語彙 V 表達意義的語用實踐或語用能力，V' 則能夠表達性地 (expressively) 充分確定 (sufficient to specify) 的實踐或能力 P。但是，當語用實踐擴展時，某個實踐對於使用第一種語彙具有 PV 充分性 (也就是，語用實踐或能力 P 充分地支配語彙 V 的意義表達)，但對第二種語彙不具 PV 充分性。雖然如此，第一個實踐對於第二個實踐的 PV 充分性可以被發掘 (elaborate) 出來，這意味著從一種能力到一種能力的轉化 (如圖 2.)，舉例而言，就像我們能夠從做動作的能力發掘出舞蹈的能力一

樣。就此而言，我們必須學習的，就是如何將我們已經知道如何做的那些東西正確地放在一起。<sup>2</sup> 在此種語用中介的語義關係中，一個語彙會作為另一個語彙的語用性的後設語彙 (metavocabulary)，因為語用性後設語彙的語義內容是基於其他語彙的使用 (use) 之上。而當一個語彙能夠充分地解釋其他語彙的實踐或能力時，也就意味著其他語彙所表達的意義需要這個實踐或能力來加以實現，這些語彙與其他語彙的實踐或能力的關係即為語義關係。

這種語用中介的理論並不預設 (使用語言來溝通的) 我們處於一個行動前已經被決定了的、全局性的 (global) 結構限制之中。引言中布蘭頓所提到的，這種停留在 (沒有深度的) 表面、湍急的論述溝通實踐的河面中的能力，是實用主義的洞見。這個「表

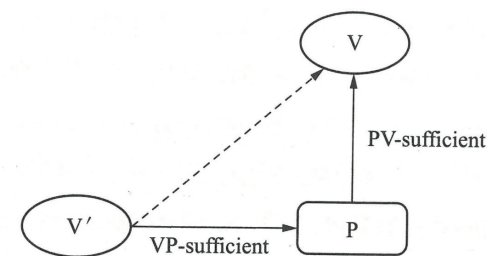


圖 1. (源引自《在理由空間之內：推論主義、規範實用主義和元語言表達主義》)

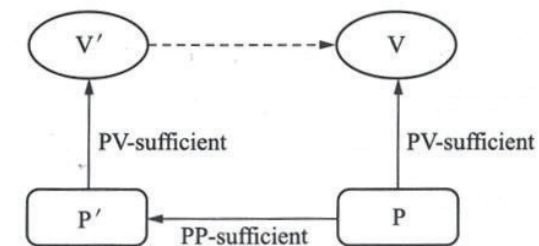


圖 2. (源引自《在理由空間之內：推論主義、規範實用主義和元語言表達主義》)

面」是維根斯坦 (Ludwig Wittgenstein) 所謂的「語言的外部性事實 (exterior facts)」中的「外部性」，體現的是可觀察與可描述的「表面」。這種「表面」的世界觀不同於「再現」式的世界觀。<sup>3</sup> 再現式的世界觀把「事實」視為是「對於所發生的對象 (objects) 的配置 (arrangement)」，並將陳述句 (declarative sentence) 類同於描述性的事實宣稱 (descriptive fact-stating)，也將單稱詞 (singular term) 的所有用法都認為是指向對象的。布蘭頓認為晚期維根斯坦帶給我們最大的貢獻之一，就在於反對再現式的世界觀，並建議將對於「意義」的關注，轉變為對於「(語言) 使用」的關注。對我們來說，「表面」的世界觀是一種「可能的世界 (possible world)」<sup>4</sup> 的世界觀。<sup>5</sup> 在可能的世界中，推論 (inference) (而不是「再現」) 才是主要的語義性的後設概念，這種推論主義認為，語言表達的意義以及意向狀態的內容 (或者我們也可以說是覺知 (awareness) 自身)，首先必須根據它們在推理 (reasoning) 之中所起

的獨特作用來加以理解。而對理由的推論性闡明 (articulation)，是將「論述實踐」不同於其他非概念性使用的生物的「做 (do)」的重要關鍵。<sup>6</sup>

接續前述語用中介的語義關係與推論主義理論的討論，在預設了描述意義上的分類能力的背景下，<sup>7</sup> 把元素 (element)、<sup>8</sup> 模式與模型 (model) 放在一個連續的軸線上考慮他們的關係。這個軸線在意的是把「什麼 (what) / 如何 (how)」兩件事區分開來，也就是我們在思考「做 (一件) 事」這個行為時，將「被做的『事』」與「『如何做』這件事」區別開來，並思考「對象」(也就是從事物面向來理解的「事」) 與使用兩者在「表達上的」關係。被斜槓 (/) 區分開來並放置在一起的兩個對象，彼此是相互構成的，彼此間的區分並非事物本質上的區分。在這個連續的軸線上我們因而擁有了「元素 / 模式」與「模式 / 模型」這兩組區分。「元素 / 模式」這組區分在意的是概念使用者 (不管是動物、人還是人工智慧) 是否能夠在「概念內容」與

「使用概念的行為」間作出區分，或者說，是能否意識到相同的表達性的描述內容（語意內容）可能具有不同的實踐意義（附加於內容上的語用力量）。在「元素／模式」這組區分中，我們用「模式」這個後設概念來描述意識到「概念內容／使用概念的行為」這組區分，並且在語用層面上讓概念內容具有後續語意銜接能力的形式。如果我們對照姚瑞中「萬歲山水」系列與曾雍甯「嶢嶢」系列中的山勢走向，「萬歲山水」中層層疊疊的皺褶輪廓依賴內部更為細碎短促的線條來支撐。相較於整個山形，這些皺褶扮演的更貼近內部具有某些特質的「元素」；不同於此，「嶢嶢」

中的相疊的山勢，希望營造的是視線移動上的「走勢」，相較於整個山形，每個山勢扮演得更接近「模式」的語用效果。

「模式／模型」這組區分在意的則是概念使用者是否能夠在語言表達中將「物（things，或，對象）」與「功能（functions）」區分開來。透過這個區分，我們用「模型」這個後設概念來描述：當概念使用者能夠認識到，具有不同成分的概念內容可能擁有相同的語用潛力時，所能操作的複雜的敘述（complex predicates）的形式。據此，在語言表述中，不只能夠運用簡單的敘述，也能夠辨識出語句中不變項及其在句法結構中的



圖 3. 姚瑞中，「萬歲山水」系列 (2012)。(姚瑞中提供)



圖 4. 曾雍甯，嶢嶢 16 (2021)。(曾雍甯提供)

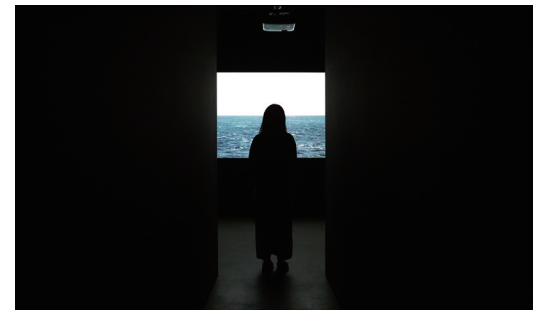


圖 5. 王連晟，《地平線—海洋》(2020)。(王連晟提供)



圖 6. 王連晟，《球形—太陽》(2020)。(王連晟提供)

功能，並將某些成分當成可以系統化地彼此替換的成分。在這個層次上，不僅要求概念使用者發展出「分析」的能力，也要求概念使用者擁有「後設概念（metaconcept）」這種概念。抵達這個層次的語言表述，則不僅能夠使用簡單的敘述，也能夠使用複雜的敘事。就複雜性（complexity）而言，這個層級上的概念更為複雜，因而比之前層級簡單敘述中的概念更具表達力。讓我們在「模式／模型」的區分上對比曾雍甯的「嶢嶢」系列與王連晟的《地平線—海洋》與《球形—太陽》。在「嶢嶢」系列中，「模式／模型」的區分相對而言是清楚的，一層又一層堆疊起來的矩形、一個又一個相互疊加的圓形、甚

至一圈又一圈向外擴張的環形，都以「模式」的角色在山或者花的「模型」中扮演了元素的角色。相對於「嶢嶢」，在《地平線—海洋》與《球形—太陽》中，王連晟利用 Google 搜尋海洋與太陽相關圖片，並且利用自行寫就的程式將圖片中的海洋與太陽水平置中。這樣的操作不僅分析並調控（manipulate）了搜尋到的影像的結構，將不同的海洋與太陽相互等同，<sup>9</sup>甚至讓搜尋到卻原本並非海洋或太陽的近似物或被標記物，在快速地影像撥放過程中，具有與其他海洋及太陽一樣的模型效果，這是反過來將「模型」當成先於海洋及太陽這兩個「（實質的）概念內容」的操作方式。

#### 註釋

1. 羅伯特·布蘭頓 (Robert Brandom) 著，孫寧等譯，《在理由空間之內：推論主義、規範實用主義和元語言表達主義》(上海：上海人民，2019)，頁 88-89。
2. 羅伯特·布蘭頓 (Robert Brandom) 著，孫寧等譯，《在理由空間之內：推論主義、規範實用主義和元語言表達主義》，頁 97-138。
3. 與此類似的，馬泰奧·帕斯基內利 (Matteo Pasquinelli) 在討論人工智慧時，也區分了基於「再現」的象徵主義者 AI 與基於「連結 (connection)」的連結主義者 AI。在認知層面上，從查爾斯·巴貝奇 (Charles Babbage) 到艾倫·圖靈 (Alan Turing) 再現式象徵主義者的人工智慧模型，將數值的操控變成象徵的操控，並未為意義的詮釋以及適應的能力留下任何空間；相對於此，海耶克 (Friedrich Hayek) 以降的連結主義者以建模 (modeling) 為基礎，為語意的變化留下空間。相關討論請見 Matteo Pasquinelli, "How to Make a Class: Hayek's Neoliberalism and the Origins of Connectionism."，網址：<https://www.academia.edu/49499953> (2021年7月20日檢索)。本文在提及「表面」的世界觀時，則是以空間性的隱喻，另外處理了「連結」與「層次」的問題。



4. 「可能的世界」迫使我們不得再次面對「甚麼是真實 (real) ?」的問題。對阿岡本 (Giorgio Agamben) 來說，在現代統計學與量子力學的雙重作用下，「純粹的可能性」取代了「現實」，才導致這個問題的升值。更進一步的討論請見吉奧喬·阿岡本 (Giorgio Agamben) 著，溫琰譯，《甚麼是真實？物理天才馬約拉納失蹤》，武漢：長江文藝，2021。
5. 斯圖爾特·羅素 (Stuart Russel)、彼得·諾米格 (Peter Norvig) 原著，歐崇明、時文中、陳龍編譯，《人工智慧：現代方法 (第三版)》(台北：全華，2019)，頁 7-6-7-7。
6. 羅伯特·布蘭頓 (Robert Brandom) 著，陳亞軍譯，《闡明理由：推論主義導論》(上海：復旦大學，2020)，頁 1 與頁 9。
7. 在實踐和認知層面上，著眼於分類推論的後果效應，布蘭頓區分了「標籤 (labeling) 意義上的分類」與「描述意義上的分類」，只有後者才能夠作為推論的前提，從中得出更進一步的推論。更詳細的討論請見羅伯特·布蘭頓著，孫寧等譯，《在理由空間之內：推論主義、規範實用主義和元語言表達主義》，頁 7-17。
8. 在實際操作，也常常以特徵 (feature) 這個概念來代替元素這個概念。
9. 這讓形式與功能兩者在 20 世紀被視為緊密耦合的關係鬆脫開來。相關討論請見王柏偉，〈「意識邊界」裡的圖像與形式問題〉，網址：<[https://www.academia.edu/45156155/%E7%8E%8B%E9%80%A3%E6%99%9F\\_%E5%9C%B0%E5%B9%B3%E7%B7%9A\\_%E6%B5%B7%E6%B4%8B\\_%E7%90%83%E5%BD%A2\\_%E5%A4%AA%E9%99%BD\\_at\\_DAC\\_Taipei](https://www.academia.edu/45156155/%E7%8E%8B%E9%80%A3%E6%99%9F_%E5%9C%B0%E5%B9%B3%E7%B7%9A_%E6%B5%B7%E6%B4%8B_%E7%90%83%E5%BD%A2_%E5%A4%AA%E9%99%BD_at_DAC_Taipei)> (2021 年 7 月 20 日檢索)。

#### 參考資料

1. 吉奧喬·阿岡本 (Giorgio Agamben) 著，溫琰譯，《甚麼是真實？物理天才馬約拉納失蹤》，武漢：長江文藝，2021。
2. 斯圖爾特·羅素 (Stuart Russel)、彼得·諾米格 (Peter Norvig) 原著，歐崇明、時文中、陳龍編譯，《人工智慧：現代方法 (第三版)》，台北：全華，2019。
3. 羅伯特·布蘭頓 (Robert Brandom) 著，孫寧等譯，《在理由空間之內：推論主義、規範實用主義和元語言表達主義》，上海：上海人民，2019。
4. 羅伯特·布蘭頓 (Robert Brandom) 著，陳亞軍譯，《闡明理由：推論主義導論》，上海：復旦大學，2020。
5. Pasquinelli, Matteo. "How to Make a Class: Hayek's Neoliberalism and the Origins of Connectionism." (2021). 網址：<<https://www.academia.edu/49499953>> (2021 年 7 月 20 日檢索)。

## #02

# Intelligence / 智能 /

智能 (Intelligence) 是什麼？智能有多元的涵義，在不同脈絡下，我們有不同的理解。例如，在西方社會，智能主要被理解為學習經驗或適應環境的能力；然而，於非洲文化圈，智能強調維持團體和諧的社交能力。<sup>1</sup> 此外，我們也會使用「智能」指涉解決問題、語言理解或語言表達等能力。<sup>2</sup> 面臨不同情境，智能涉及對應於該情境的某一種能力，或多種能力的整合。

關於智能的科學研究，各領域學者從不同觀點和方法學切入，也因此對智能的理解有所差異。認知科學 (cognitive science) 主要研究認知能力，意即獲知、處理訊息的能力，如知覺、記憶、想像、注意力等。例如計算機科學所啟發的訊息處理理論 (information processing theory)，便是將認知類比為電腦。個體從外界獲取的資訊如同輸入，經過了認知系統的運算後，做出的行為就像是輸出。在此框架下，從外界 (如字彙、圖像等) 獲取資訊、處理並回應的能力，是智能的重要面向，<sup>3</sup> 而訊息處理的效率與準確度則是測量智能的主要指標。

認知歷程 (cognitive process) 發生於何處？往大腦裡找答案或許能有所斬獲。認知神經科學 (cognitive neuroscience) 旨在探究與認知歷程相關的腦神經機制。他們預設訊息 (如語言、色彩、形狀、聲音等) 的輸入、處理與輸出，是發生在傳遞、加工、儲存這些訊息的神經系統之中，並透過實徵研究來驗證這項預設。當今認知神經科學根據認知科學對於智能相關的功能區分和研究 (例如注意力、執行功能、記憶等)，透過實徵研究在腦中找到相關聯的神經系統或歷程。<sup>4</sup>

認知神經科學的成功，使得人類關於認知歷程和大腦功能的了解遽增。這些研究結果回過頭來，回饋了當初擔任啟發角色的計算機科學，尤其是關於人工智能 (artificial intelligence) 的研究。其中包括人工智能的軟體設計採用連結論 (connectionism) 的神經

網路；另外，也有學者採用仿生學取向 (bionics)，仿造人類神經的結構和運作方式，設計人工智能的硬體。<sup>5</sup>

上述取向在研究智能時，主要是以腦神經系統為研究對象。這蘊含一種思維：與智能相關的認知歷程發生在大腦裡，侷限在頭顱之內。然而，學界有與之相對的觀點存在：主張情境認知論 (situated cognition theory) 的研究者認為，人的認知能力不僅是由大腦或神經系統所決定，也應將與之相關的顱外生理系統、環境工具系統、社會文化系統等納入考量。<sup>6</sup> 以下將藉由不同的例子進行說明。

### 認知歷程延伸至包括： 顱外生理系統

年幼時，因為抽象的算數能力還不是很好，我時常得依賴手指協助基礎數學運算（例如： $1 + 7 = ?$ ）。運算過程中，我會先舉起一隻手指代表運算式中的前項 1，接著再一一舉起另外七隻手指，代表後項 7。於是，雖然我的大腦無法憑空計算出  $1 + 7$  的答案為何，但透過累積舉起的手指數量，我便能利用顱外的身體部分，幫助我完成運算——只須看我的雙手一眼，我便能知道答案為 8。

### 環境工具系統

長大後，數學課上，我正嘗試解開一道更複雜的、需要多項方程式才能處理的難題。我開始思考（大腦開始運作），並不加思索地拿起桌面上的筆，將計算得出的第一項方程式 (eq1) 寫在紙上。緊接著，當我的大腦在處理其他方程式時，我便不需再花心力記著 eq1 的內容。

因為我已經把與 eq1 相關的訊息，透過紙筆存放於環境中，而往後需要 eq1 時，便可再從環境中把 eq1 提取回大腦參與運算。於是，紙筆作為一種工具降低了我的認知負擔，並提高了我運算能力的表現；若不是處在擁有紙筆的環境，我可能無法順利地解決這項難題。

### 社會文化系統

午後，咖啡廳中，多年未見的朋友與我相遇。咖啡被送上後，我們隨意談起過往的某個共同回憶。那是我們一同去看的一場展覽。然而，記憶如同僅剩骨架的舊屋般，裡頭的細節早已缺失。例如：我倆都忘了那場展覽的主題。但我仍記得其中的一項作品，並向他說明那作品的材料、用色、型態、涵義等，也描繪著當初他對這作品露出的表情，從旁看起來顯得有多驚豔。這些訊息讓他想起那場展覽的作者是誰，而當我一聽到他提及作者，作品的名字便從我口中呼之欲出……換句話說，我向朋友提供我記得的訊息 A，而根據 A，他

又想起了 B，並將之提供給我，於是，我又因此而記起了 C……在這反覆之間，我倆所構成的社會系統一同建構出回憶的許多細節，而這次回憶的精細程度，是我倆各自單獨一人時所無法達成的。

分析上述三個例子，我們可以發現一個共同點：認知歷程與腦外的生理、非生理系統息息相關，甚至需要外在事物成為系統的一部分。研究認知歷程時，若僅是只在腦內找尋解答，便會忽略掉這些重要面向。於是，當代關於認知本質的關鍵爭論，便再度浮出水面：認知究竟是發生於何處呢？是如同較傳統的內在論 (internalism) 所述，僅發生於腦內；抑或是像革新的外在論 (externalism) 所說的，不僅是發生於腦內，同時也部份發生於腦外的生理、或甚至非生理系統呢？

科技產品日新月異，許多電子產品以各種方式輔助人類解決問題。除了傳統上的紙筆工具外，電腦、手機、智慧手環等產品

也時時在與它們的使用者相互交換、處理訊息，好幫助使用者處理難題。此外，物聯網 (internet of things)、腦機介面 (brain-computer interface)、認知增強 (cognitive enhancement) 等新概念正諭示著未來科技如何更深入使用者的生活。若說智能與人的認知能力有關，則這些工具，不論是在體內還是體外、有機抑或無機、電子或非電子、嶄新或傳統，似乎也都可說是輔助、或甚至構成了我們的智能。而進一步地，能做到這點的並不僅限於科技產品。當個體身處於整合良好的工作團隊中，他並非是獨自一人處理問題。在此，問題的解決立基於團隊成員認知能力間的相互整合，就如同我們是如此自然、不須多想的與熟悉的工具互動一般。或許智能並非僅由大腦的神經迴路決定；或許個體的智能與世界有關，存在於他自身、身邊的他者、也存在於他身處的環境之中。

#### 註釋

1. R. J. Sternberg, & J. C. Kaufman, "Human Abilities." *Annual Review of Psychology* 49: 1 (Feb. 1998): 479-502.
2. R. J. Sternberg, "Intelligence and Nonentrenchment." *Journal of Educational Psychology* 73: 1 (1981): 1-16.
3. E. Hunt, "Mechanics of verbal ability." *Psychological Review* 85: 2 (Mar. 1978): 109-130.
4. J. P. Das, J. A. Naglieri, & J. R. Kirby, *Assessment of Cognitive Processes: The PASS Theory of Intelligence*. (MA: Allyn & Bacon, 1994).
5. Broccard et al. "Neuromorphic Neural Interfaces: From Neurophysiological Inspiration to Biohybrid Coupling with Nervous Systems." *Journal of Neural Engineering* 14: 4 (Aug. 2017): 041002.
6. Clark A., & D.J. Chalmers, "The Extended Mind" *Analysis* 58: 1 (Jan. 1998): 7-19.

#### 參考資料

1. Broccard et al. "Neuromorphic Neural Interfaces: From Neurophysiological Inspiration to Biohybrid Coupling with Nervous Systems." *Journal of Neural Engineering* 14:4 (Aug. 2017): 041002.
2. Clark A., & D.J. Chalmers, "The Extended Mind" *Analysis* 58:1 (Jan. 1998): 7-19.
3. Das, J. P., J. A. Naglieri, & J. R. Kirby, *Assessment of Cognitive Processes: The PASS Theory of Intelligence*. MA: Allyn & Bacon, 1994.
4. Hunt, E. "Mechanics of Verbal Ability." *Psychological Review* 85: 2 (Mar. 1978): 109-130.
5. Sternberg, R. J., & J. C. Kaufman, "Human Abilities." *Annual Review of Psychology* 49: 1 (Feb. 1998): 479-502.
6. Sternberg, R. J. "Intelligence and Nonentrenchment." *Journal of Educational Psychology* 73:1 (1981): 1-16.

## #03

# Machine Learning & Deep Learning

## ／機器學習 & 深度學習／

文  
—  
劉育成

機器學習在人工智能技術發展上扮演相當重要的角色。在經歷過幾次人工智能寒冬後，終於在以機器學習技術的基礎上，逐漸有了較大的突破。一般來說，人工智能概念涵蓋範圍最廣，機器學習是其次領域之一，而深度學習則又是機器學習的次領域，後者更為特定地指涉多層次的神經網絡演算法。廣義的人工智能包括具有思考、推理、情感與情緒等能力，也稱之為強人工智能 (Strong AI)。相對於此，弱人工智能 (Weak AI, or Narrow AI) 則泛指未能實現前述能力的程式或演算法，例如決策樹、專家系統、下棋程式、對話程式，乃至於類神經網絡運算等。這也是目前機器學習與深度學習所屬的範疇，也被認為是通往實現強人工智能的途徑，相關應用包括影像分類與辨識、自然語言處理與生成等。

機器學習的定義包括：透過演算法來分析

數據，從中學習並進行判斷或預測。一般而言，機器學習有三種類型：監督式學習、非監督式學習，以及強化式學習。有時候會加上半監督式學習。主要區別的關鍵在於，透過人為介入提供的資料有無或多寡，以及演算法是在被設定的架構下運作或者是自行發現資料結構並進行學習。機器學習常見的應用包括推薦系統 (影音、課程、新聞推播等)，亦即，藉由數據的蒐集與分析，演算法可以學習使用者對某些事物的偏好，並且提供適合使用者的選項。深度學習在技術上也是機器學習的一種，但其邏輯與運作方式，以及複雜度等，都與機器學習不同。機器學習在處理大量資料時，仍需要工程師的介入，以調整產出的精準度。深度學習則大幅度降低了人為介入調校的需求，演算法能夠透過其自身的神經網絡來自行確定結果的準確度，並依此繼續學習。換句話說，

例如在以機器學習辨識貓咪的例子，工程師需要先告訴演算法哪些圖像是貓咪，「哪些不是」。這是所謂的「標記」，人類的知識在此過程中扮演關鍵角色。若沒有這個過程，演算法將無法辨識貓咪。然而，深度學習則可以讓演算法自行運作，透過多層式的神經網絡，從大量資料中自動完成所謂的「特徵學習」。人類的知識或人為介入 (不一定需要標記或告訴演算法正確答案等) 在深度學習中的角色，相對來說較不重要。儘管如此，無論是機器學習或深度學習，都尚未能達到任何強人工智能的面向。

在對兩者的定義之外，我們更想探問的是，我們為什麼會想要機器能夠具有學習的能力？「機器具有學習能力」這句話的意思又是什麼？因此，無論是機器 (非有機體) 或人類 (有機體) 的「學習」，或許都意味著，我們得要理解何謂「學習」？以及，學習之於機器或人類 (有機體) 的意義為何等問題。對這些問題的探問，乍看之下與技術開發之間似乎沒有關聯，但也正因為其「看起來如此」，使得這些問題在現今有關人工智能研究與技術開發上，越來越有不可輕忽之處。在人工智能研究領域裏負有盛名的教科書 AIMA (Artificial Intelligence: A Modern Approach) 中有關機器學習的討論便是從「學習」開始。所謂的學習指的是，「假如一個行動者在對世界進行觀察後，改進其表現，那麼他便是正在學習。學習涵蓋從細微的事物，例如草草記下購物清單，到深奧如提出關於宇宙的新理論。當這

個行動者是一台計算機 (電腦) 時，我們便稱之為機器學習：一台計算機觀察某些資料，以該資料為基礎建立一個模型，並且使用該模型同時作為一個關於某個世界的假設，以及一個能夠解決問題的軟體。」據此，「學習」意指一個從觀察到修正觀察的過程。此外，學習本身是否能夠從某個領域轉移或應用到另一個全新領域，也就是能夠以較少的資料來進行更快速地處理，這也是機器學習或深度學習面臨的困境之一。

機器學習需要依賴大量資料以及人為介入，始得以建構出較好且精確的模型及產出，而深度學習則可以透過部分資料及較少的人為介入，也能夠訓練出精準度高的演算法程式。由於對大量資料的依賴，在訓練模型的過程中出現的一個大問題就是「偏見」或誤差的現象。偏見或誤差的意思是，演算法生產出來的結果，偏離模型的假設或預設的產出 (範圍)。這有兩種意涵，其一是演算法的產出反映了數據自身的傾向，這也是近年來有關大數據研究中存在可能的偏見與歧視之爭議。因為數據來自於人類世界，透過數據以訓練的演算法，自然也反映了人類世界的各種偏見。第二種意涵是，對人類的學習而言，未預期的產出可以是所謂的創意或即興。然而，我們對可能具有相類似特性的演算法，卻不一定能夠欣賞或接受。後者的其中一個原因可能包括深度學習——類神經網絡演算法——本身的「黑箱」爭議。換句話說，我們無法理解數據輸入與結果產出之間的關係是如何被運算或建立出來



的，這不像是機器學習或數學邏輯等，每一個步驟都可以被拆解，得以讓前因後果可以清楚地被理解。深度學習存在著的黑箱問題，使得演算法所產出的決定或預測，具有可能的風險。這就如同人類大腦的運作同樣也是一個黑箱，但至少我們能夠藉由語言或文字等技術，對過程進行論述或交代。然而，也不可否認的是，我們也無法確知對方的大腦中是否真如其語言或文字所表達的那樣。

如果將人類的學習與機器或深度學習相比，後者確實在某些方面的表現上，遠遠超越人類。例如 Google 的 AlphaGo 與 AlphaZero 在圍棋上已經無人能敵，其不需要人工特徵、人類棋譜，可以從零開始自學，甚至開發出人類從未使用過的下棋方式。這是否意味著機器或深度學習，將有發展出強人工智能的可能性？至少就深度學習而言，儘管以人工神經網絡或類神經網絡演算法而看似能夠

更精準地提供產出，但這也只是一種對大腦運作的可能想像。大腦神經網絡運作的奧秘尚未被揭露，關於記憶、情感、遺忘、推論等，到底是如何與大腦神經網絡之運作有關，也都是待解之謎。用 Paul Virilio 的話來說，圖像 (image) 只是一個空洞的字，機器對圖像的詮釋與視覺沒有任何關係。「我們看到」與「機器看到」這兩個句子背後的意涵以及其所賴以為基礎的邏輯是不同的。更重要的是，當我們想要用機器所看到的東西來取代人類所看到的東西時，問題便會變得更加嚴重。也因為這個嘗試正在逐漸成為一種潮流，例如大數據分析人類行為，甚至是心理或情緒狀態等，我們此刻正忽略此種以一種圖像來取代另一種圖像所可能帶來的風險。在機器與深度學習技術不斷有所突破之際，以強人工智能取代人類智能或許不是神話，但更深刻的問題將會是：「我們（人類）是誰？」

#### 註釋

1. Stuart J. Russell, and Peter Norvig, eds. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. 3rd ed. Essex, England: Pearson Education, 2016.
2. Paul Virilio, *The Vision Machine* (Bloomington, Indiana: Indiana University Press, 1994), pp.73.

#### 參考資料

1. Virilio, Paul. *The Vision Machine*. Bloomington, Indiana: Indiana University Press, 1994.
2. Russell, Stuart J., and Peter Norvig, eds. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. 3rd ed. Essex, England: Pearson Education, 2016.

## #04

# Generative Adversarial Networks, GANs

## ／生成式對抗網絡／

文  
一  
邱  
誌  
勇

生成式對抗網絡 (Generative Adversarial Networks, GANs)，又稱為對抗式生成網絡，該方法由伊恩·古德費洛 (Ian Goodfellow) 等人於 2014 年提出，主要由兩個彼此相互抗衡的神經網絡，分別為生成器 (Generator) 與辨識器 (Discriminator)，模仿了看／被看，以及眼睛／凝視之間相互交織的關係 (在世存有的現象學觀點)。生成器與辨識器猶如一組問與答系統，透過演算交換彼此相互構成，就像是看與被看，眼睛 (生成器) 與凝視 (辨識器) 之間相互交織。當生成式對抗網絡的供能性／符擔性 (affordance) 出現時，一種科技世界 (環境) (umwelt) 因而顯現；生成式對抗網絡的環境出現在生成器與辨識器的供能性彼此交互作用時，形成一種潛在空間 (latent space)。潛在空間可以被當成一

種演算法螢幕 (algorithmic screen)，演算法辨識 (recognition，一種基於生成器與辨識器之間不同的演算觀點為基礎的辨識活動) 就發生在此螢幕裡。這種演算法辨識產生了一種演算法知覺 (algorithmic perception) 形式，在此，體現的觀點之間的交織複雜性被簡化成一種以任務導向的模組辨識統計能力。就現象學的主客之間的交織關係而言，自我知覺的產生在於情感落差 (affective gap)，而生成器與辨識器之間的交織則是根植在演算法落差 (algorithmic gap)，也就是說，就現象學的觀點而言，主體與客體之間的一致性是在情感鴻溝，而生成器與辨識器的觀點的一致則是發生在兩者之間沒有落差。生成式對抗網絡因為具有自我學習的特質，其應用範圍正大量擴增，如：科學、影像遊戲、時尚與廣告。

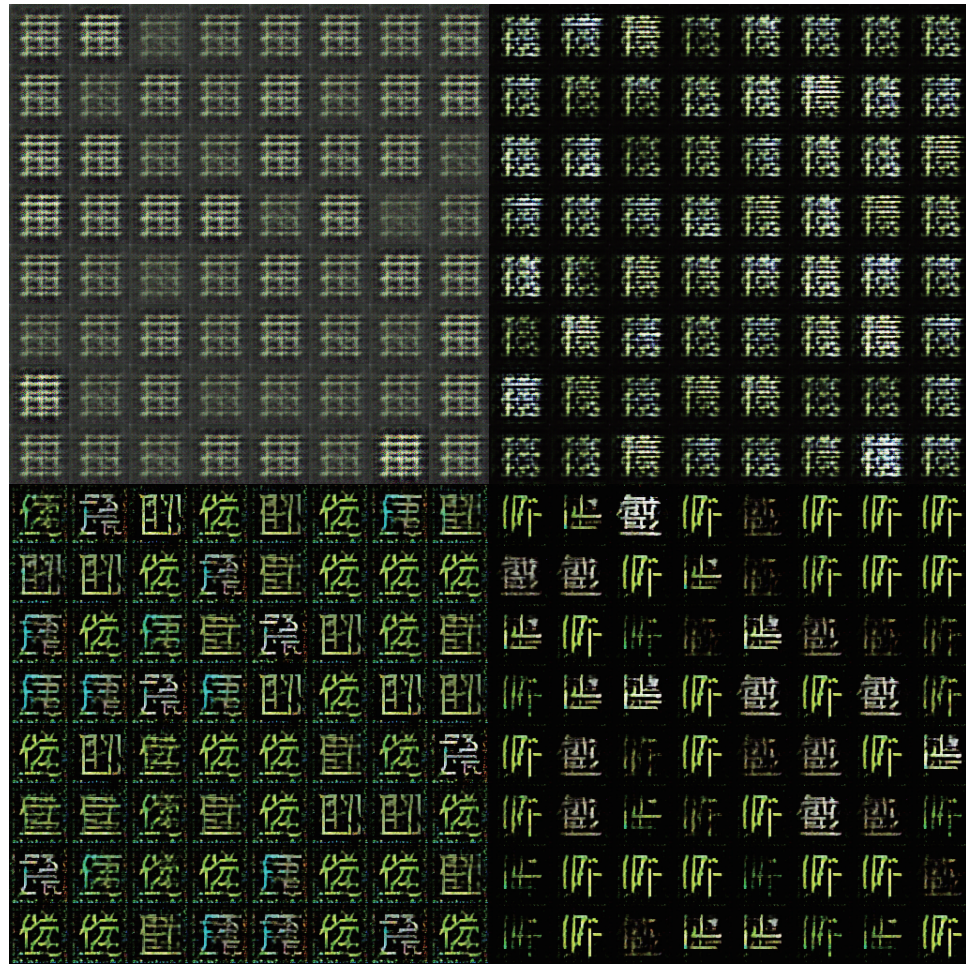


圖1. 蘇紳源等，社群織衍計劃 (2018)：GAN training。(蘇紳源提供)