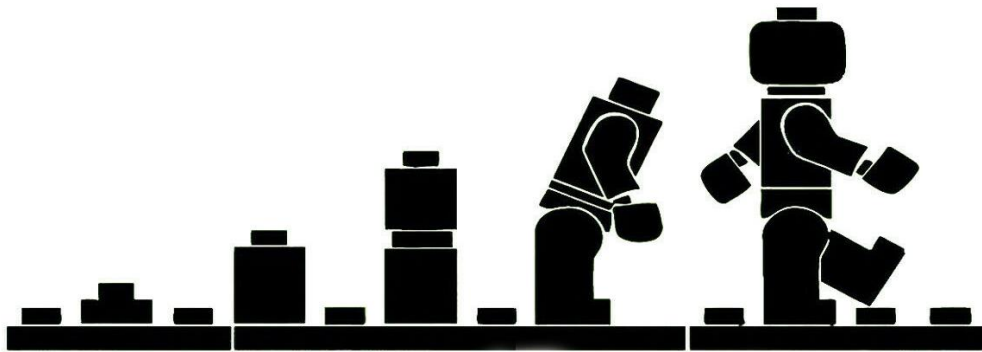


標題：數位演化的出奇不意

關鍵字：演化、適應函數、EA



「演化」是生物因應環境變化的一大辦法，歷經時間長河所創造出來的性狀與習性，往往為後代科學家帶來超乎想像的驚喜。而事實上，「演化」不僅受限於實體框架，在虛擬的數位世界中，也能實現「演化」中最主要的三大元素－複製(replication)、變異(variation)與選擇(selection)。有趣的是，這類的「數位演化」仍保有「生物演化」的出奇不意，出於人類之手的機器模型，往往不會依循眾人的期待漸進，有時能替人類打開全新的視野，甚至還能揭露設計程式時的盲點，進而靈活地給予科學家更多研究指南與靈感。

## 數位演化

Daniel Dennett 說道：「無論何時何地，演化發生的條件有三：複製(replication)、變異(variation)與選擇(selection)。」其中，沒有要求特殊的相關元素(如 DNA、RNA)，也沒有提及特定的體現形式。

在自然界中，生物會利用遺傳機制來複製基因分子、藉由突變來實現性狀的變異、並透過繁衍與競爭來進行物種的選擇，組成完整的演化條件。那在數位的世界裡，電腦能夠如何實現這三大步驟，進而建構演化演算法(evolutionary algorithm, EA)，完成「數位演化」呢？

舉例來說，電腦中的資料結構可說是數位界的基因組，簡單地搬用和隨機打亂資料結構便可以達到「數位演化」中複製及變異的效果。而 EA 中最常見的選擇方式有兩種，類似於生物世界中的人工和自然篩選，由於不同方式會對於整體演化產生不同的壓力，以下將會詳盡比較兩者的異同。

馬廄中，飼養員經常會將馬匹分群養育，例如跑得較快會被分為一群，身材較小的則為另外一群，藉此挖掘並孕育不同的長才—這就是人工篩選的一項實例，選擇的標準和動機都充斥著人類的想法與目標。同樣地，在「數位演化」中，科學家能夠定義適應函數(fitness function)，標明演化的目的及方向；舉例說明，如果將 EA 套用到有腿的機器人上，要求他們直立行走並維持穩定步伐，那最直覺的適應函數可以評估機器人在跌倒前行進的距離，再挑出前幾名候選人共同培育，並期待他們的後代能更加進步。

相對地，自然篩選則是開放式進行，沒有明確的目標指引，而是讓個體之間競爭有限的資源。像在生物環境中，野生動物會互相搶食，這是眾所皆知的；在數位環境之中，不同的程序和模型也會互相爭奪重要的養分，例如 CPU 或硬碟空間。所謂「適者生存，不適者淘汰」，個體之間的變異性造就了成功與失敗，但篩選過後的平均水準卻能更加提升，讓整體的競爭越演越烈，結果越趨理想。這類的設計能讓「數位演化」更加自然，不像人工篩選可能攜帶過多人類的干預與期待，在許多進化實驗中相當常見。

這樣看來，「數位演化」與「生物演化」果然相當類似，而在「生物演化」的過程中，意外的驚喜總是層出不窮，當然「數位演化」也是。以下將討論三樣主要的驚喜，探究「數位演化」的可行性與前瞻性。

## 失控的篩選

適應函數的應用直覺又明確，使得當前許多 EA 都搭配著人工篩選實現。然而，定義一個好的適應函數並不容易，一失足可能誤導機器演化的方向，為了生存汲汲營營，投機取巧只求更好的成績，卻無視了適應函數背後真正的精神。

西元 1994 年，Karl Sims 正研發一種 3D 虛擬生物，由簡單的神經網路作為大腦，操控由方塊組成的身體部位，並讓生物的形態與控制系統同時演化，以發掘各種身體局部運動的策略。而在一開始，Sims 因為適應函數的誤置而受挫，得到了與理想背馳的結果。

在能夠模擬重力與摩擦力的環境中，Sims 先將適應函數設為生物十秒內平均的水平移動速度，期待能培養出更快的移動能力。然而，演化的結果並不是敏捷的四肢或像蛇一般的爬行，而是一個高大堅挺的身軀；當模擬實驗開始，生物體會由原先的直立狀態快速跌落，憑藉著可觀的初始位能轉成動能，達到極好

的評測成績(如圖一)。

之後，基於 Sims 的成就，Peter Krcak 想讓虛擬生物在另外的模擬環境中，跳得越高越好，於是使適應函數著眼於身體重心離地的垂直高度，但很快地，他也面臨類似的回饋。雖然這樣的篩選條件能讓 15 公分長的生物離地 7 公分，卻不時出現一些沒有移動、只將身體構造演化出一根高塔的生物(如圖二)，這樣的設計使得生物不需跳躍，也能讓重心遠離地面，不費吹灰之力而獲得好結果。

## 自動化偵錯

在複雜的程式設計中，總有些硬體上或環境中的漏洞會被工程師忽略，表面上看似運行正常，但其實潛藏危機。而有趣的是，一些模型在「數位演化」的過程中，可能會利用這些人類肉眼察覺不到的缺失衝高成績，有意無意地帶給工程師驚喜，讓他們能重新審視程式的設計，並修成更好的實驗。

舉個有名的例子來說，弗萊堡大學的團隊利用相當簡易的 EA 演算法找到 Q\*bert 遊戲中的兩個缺陷，其中一個甚至能打破當前的最高紀錄(約 24000 分)，獲得一百多萬甚至更高的好成績。

第一個漏洞，不算是新的發現，玩家可以誘導敵人與自己同歸於盡，但因為某些因素，玩家不會因為自殺而失分，當這樣的策略不停上演，分數就能不斷攀升，直到遊戲的回合上限為止。另一個漏洞倒是一項全新的發現，玩家在透過一系列的動作破完第一關後，因為不明原因，遊戲沒有前進下一關，螢幕上所有的階梯開始閃爍，此時玩家會看似漫無目的地移動，並持續賺取大量分數，直到衝破計分表上限。

## Exceeding expectation

另外一種驚喜和前面兩者不同，沒有推翻工程師的篩選目標，也沒有利用程式的缺漏，而是「合理」的設置下，為人類帶來超出預期的結果。

西元 2015 年，Cully et al.的團隊為了討論機器人如何適應受傷的腿或馬達，將機器人模擬器與 MAP-Elites 演化演算法結合，讓機器人在面對不同的變化情況下，都能演化出最好的應對。當時，研究人員限制了機器人腳底著地的時間，並且否定機器人在所有腿都不著地的情況下，還能找到快速移動的方法；但事實證明，他們低估了「數位演化」的能力，只見機器人翻了個身，將所有腿都騰空，靠著手肘代步，開心地向前快速移動。

從這些小故事看來，「演化」在數位的世界中，扮演著相當重要的角色。話說，

機器出於人類，而教會人類更多事情，教學相長的過程確實為研究帶來不少樂趣和進步吧！

參考資料：

1. Joel Lehman, Jeff Clune, Dusan Misevic, Christoph Adami, Lee Altenberg, Julie Beaulieu, Peter J. Bentley, Samuel Bernard, Guillaume Beslon, David M. Bryson, Patryk Chrabaszcz, Nick Cheney, Antoine Cully, Stephane Doncieux, Fred C. Dyer, Kai Olav Ellefsen, Robert Feldt, Stephan Fischer, Stephanie Forrest, Antoine Frénoy, Christian Gagné, Leni Le Goff, Laura M. Grabowski, Babak Hodjat, Frank Hutter, Laurent Keller, Carole Knibbe, Peter Krcah, Richard E. Lenski, Hod Lipson, Robert MacCurdy, Carlos Maestre, Risto Miikkulainen, Sara Mitri, David E. Moriarty, Jean-Baptiste Mouret, Anh Nguyen, Charles Ofria, Marc Parizeau, David Parsons, Robert T. Pennock, William F. Punch, Thomas S. Ray, Marc Schoenauer, Eric Shulte, Karl Sims, Kenneth O. Stanley, François Taddei, Danesh Tarapore, Simon Thibault, Westley Weimer, Richard Watson, Jason Yosinski, ["The Surprising Creativity of Digital Evolution: A Collection of Anecdotes from the Evolutionary Computation and Artificial Life Research Communities"](#), 9 Mar 2018