

物理雙月刊

2025 · 第一期

2024年諾貝爾物理獎

人工智慧上的奠基與發明

這真的是物理嗎？

AI是繪圖大師、也是物理模擬專家！

使用擴散模型來快速生成偵測器模擬資料

諾貝爾獎彰顯神經網路的物理根源

物理、AI，以及科學發現的未來

理解量子物理的全新架構

非交換性的量子時空理論

02
2025

物理專文

總編輯的話



親愛的讀者們，

隨著2025年的到來，我們迎來了一個充滿創新與希望的年份。去年，諾貝爾獎的主題聚焦於人工智慧(AI)，這一領域的突破不僅改變了我們的生活方式，更深刻地影響了全球的科學、經濟與社會發展。AI技術的進步，從醫療診斷到氣候變遷的應對，展現了人類智慧的無限潛力。諾貝爾獎委員會將今年的獎項頒發給在AI領域做出卓越貢獻的科學家，正是對這一技術未來前景的肯定與期許。

在AI的浪潮中，我們見證了機器學習、自然語言處理和深度學習等技術的飛速發展。這些創新不僅推動了科學研究的邊界，也為解決全球性挑戰提供了新的工具與方法。然而，隨著AI的普及，我們也必須謹慎面對其帶來的倫理與社會問題，確保技術的發展能夠造福全人類，而非加劇不平等。諾貝爾獎的頒發，提醒我們在追求技術進步的同時，也要關注其對人類社會的深遠影響。在本期的2024年諾貝爾獎專刊中，我們特別邀請了國立中央大學黎璧賢教授以及東海大學施奇廷教授為讀者們深入淺出地介紹AI發展的整體背景與來龍去脈；而國立台灣大學陳凱風教授及其團隊也特別為我們撰寫AI在高性能實驗數據分析上的方法和應用。除此之外，我們也特別精選了兩篇以人工智慧為主題發表於Physics Today的翻譯選文，其中一篇同樣精彩地為讀者論述AI的運作原理以及應用，期待讀者能夠在本期內容中對於當前AI浪潮下，對於這項無所不在的技術收穫滿滿；另一篇則是摘錄了由美國物理協會(American Institute of Physics, AIP)基金會的董事會主席、科學慈善聯盟主席，以及國家科學基金會(National Science Foundation, NSF)的前主任France Córdoba教授主持的討論會紀錄，會議中邀請了包含來自產業界、政府部門、學術界的領導人物（Evgeni Gousev「高通公司與TinyML基金會」、Jesse Thaler「MIT與NSF」、Walter Copan「科羅拉多礦業學院」、Valerie Browning「Lockheed Martin公司」）討論人工智慧對於物理研究以及反之物理研究對AI的相互影響，各專家的精彩論述與絕妙觀點絕對可以啟發讀者對未來更多想像空間與省思。

而就在去年10月當大家沈浸於討論當年度諾貝爾獎項的時候，在科學史上的完成另一項偉大成就——超導體理論的BCS理論。1957年，約翰·巴丁(John Bardeen)、利昂·庫珀(Leon Cooper)和約翰·施里弗(John Robert Schrieffer)三位科學家提出了BCS理論，成功解釋了超導現象的微觀機制。其中，庫珀教授於2024年10月23日逝世，享年94歲，其當年身為量子場論專家的年輕博士後學者提出的「庫珀對」(Cooper pairs)概念，成為理解超導體中電子如何無阻力流動的關鍵。這一理論不僅為超導體的研究奠

定了基礎，也為後來的量子計算和能源技術開辟了新的道路。庫珀教授專注在凝態物理領域短短數年卻留下重大貢獻，國立陽明交通大學林志忠教授為我們帶來這頗值得玩味的故事！

此外，2025年將被聯合國教科文組織（UNESCO）定為「國際量子年」(International Year of Quantum Science and Technology)，以紀念量子力學誕生100週年。量子科學的發展，從愛因斯坦與波爾的辯論到今天的量子計算機，徹底改變了我們對自然界的理解。量子技術的應用，如量子通訊、量子感測和量子計算，正在為未來的科技革命鋪平道路。國際量子年的到來，將為全球科學界提供一個重要的平台，促進跨領域合作與公眾科普教育，讓更多人了解量子科學的奧秘與潛力。雙月刊本著提供華人讀者專業、深入且輕鬆的科學觀點，今年度也會為讀者準備滿滿的量子力學饗宴，滿足您對知識渴求的味蕾！本期國立中央大學江祖永教授及國立屏東大學鄭宜帆教授為何發展一百年的量子力學依舊令人著迷且困惑，而物理學家們又如何期待以新的時空觀點來增進基本物理的理解。

同樣的，台大高湧泉教授再次帶來其求學階段所遇到物理老師們的故事：高老師的高中班導如何有智慧的回應其在大學聯考前考慮轉念法律的熱情，而黃暉理教授在高一普通物理課程中選擇『柏克萊物理課程』教本又如何再次影響高老師的物理求知慾；而同樣的『古典電動力學』在不同老師的引領下又呈現不同的風格。高崇文教授左手寫歷史、右手寫科學，這次特別呈現給讀者三位日本物理發展重要人物：寺田寅彥、中谷宇吉郎及村岡範為馳的人生故事。前兩位主人翁為師徒關係且文學造詣頗深而後者又是如何從醫師世家轉為物理學家，還請讀者跟著阿文老師慢慢地挖掘！皮皮老師獨特的物理功力，帶領讀者回顧愛因斯坦發現狹義相對論的歷史背景，不使用標準教科書的麥可生—莫雷實驗出發，而是透過斐佐實驗的結果讓我們宛如電影情節般展開一場發現相對論之旅！讀來頗為莞爾且深刻！讀者們千萬不要錯過這難得的體驗！

在這個充滿科技魅力的時刻，我們也迎來了中國農曆新年——蛇年。蛇在中國文化中象徵著智慧、靈活與重生，正如AI技術所展現的無限可能性，也如同庫珀教授在科學探索中所展現的靈感與堅持，更如同量子科學所揭示的微觀世界的奇妙與深邃。在這個辭舊迎新的時刻，我謹代表全體同仁，向各位讀者致以最誠摯的祝福。願蛇年為大家帶來智慧與靈感，讓每個人都能在變革中找到屬於自己的方向，並在未來的道路上不斷前行、茁壯成長。

最後，讓我們共同期待AI技術在未來的更多突破，也祝願每一位讀者在蛇年裡健康平安、事業有成、家庭幸福！

新年快樂，萬事如意！

總編輯 敬上
2024年2月

目錄

物理專文

- 2024年諾貝爾物理獎——人工智慧上的
奠基與發明 03
- 2024年諾貝爾物理獎——這真的是物理
嗎？ 09
- AI是繪圖大師、也是物理模擬專家！
—— 使用擴散模型來快速生成偵測器模
擬資料 17
- 諾貝爾獎彰顯神經網路的物理根源..... 25
- 物理、AI，以及科學發現的未來 37
- 理解量子物理的全新架構——非交換性
的量子時空理論 47

物理專欄

- 相對論的假設來自何方？ 談談斐佐實驗
對愛因斯坦的可能啟發..... 59

好文分享

- 從藩醫之子到初代京大教授：村岡範爲
馳..... 67
- 悠遊於物理與文學之間的兩位日本物理
學家（上）走入名著的物理學家..... 75
- 悠遊於物理與文學之間的兩位日本物理
學家（下）雪博士..... 81
- 我的物理老師們（四） 89
- 庫珀瀟灑走一回，事了拂衣去..... 91



物理 專文

| 2024年諾貝爾物理獎——人工智慧上的奠基與發明

| 2024年諾貝爾物理獎——這真的是物理嗎？

| AI是繪圖大師、也是物理模擬專家！——使用擴散模型來快速生成偵測器模擬資料

| 諾貝爾獎彰顯神經網路的物理根源

| 物理、AI，以及科學發現的未來

| 理解量子物理的全新架構——非交換性的量子時空理論

2024年諾貝爾物理獎

人工智慧上的奠基與發明

國立中央大學物理系 黎璧賢教授

2024年諾貝爾物理獎頒給美國普林斯頓大學的約翰·霍普菲爾德（John J. Hopfield，91歲），以及加拿大多倫多大學的傑佛瑞·辛頓（Geoffrey E. Hinton，76歲），「表揚他們在人工智慧與機器學習上的奠基與發明」[1]。最近，生成式人工智慧變得越來越流行和易於使用，對科學和日常應用產生了巨大並深遠的影響。儘管電腦無法思考，但人工智慧(Artificial Intelligence, AI)機器可以模仿記憶和學習等功能，而機器學習則一直主導著人工智慧的成長與發展。過去十五到二十年，機器學習的發展呈現爆炸性的成長主要是利用一種稱為人工神經網絡(Artificial Neural Network, ANN)的工具。巧合的是今年是易辛模型(Ising Model)誕生100週年[2]（Ernest Ising 1924年的博士論文，博士導師為Wilhelm Lenz），而諾貝爾物理學獎授予發展機器學習的基礎方法皆植根於易辛模型和統計力學。以人工神經網絡(ANN)為基礎的機器學習，受大腦生物神經元的啟發。ANN的結構與統計物理學中的Ising自旋模型非常相似，ANN節點之間之權重就類比是Ising自旋之間的相互作用，而神經元靜止和激發兩個態就對應於Ising模型系統中上、下的自旋，可見機器學習的基礎及進展是跟統計力學息息相關的。

科學家們早已經開始努力找出生物系統如何解決模式辨識(pattern recognition)問題。早在1943年，Warren McCulloch 和 Walter Pitts 就提出了一個非常簡單的大腦神經元如何協作的模型，該模型成為後來生物和ANN研究的始祖。在心理學領域，Donald Hebb提出了一種學習和記憶機制，其中兩個神經元的同時和重複激發會導致它們之間的突觸連結增強: “firing enhances wiring”的

Hebb's 法則。本年諾貝爾物理學得獎者Hopfield於80年代在美國國家科學院院刊(PNAS)發表了一個基於簡單循環神經網路的聯想記憶動態模型，題為「具有新興集體計算能力的神經網絡和物理系統」[3]，其中介紹了現在被稱為Hopfield 網絡的一種ANN，並提出與統計物理學中類似相變的集體現象：大量神經元中出現可能會產生「計算」能力。Hopfield提出了一種模擬人類記憶模型的Hopfield neural network，是一個使用保存和重新創建模式或記憶方法的網路。網路節點之間的交互作用 w_{ij} 用於儲存記憶，Hopfield 網路中的穩態被識別為記憶。Hopfield模型提出原本是作為聯想記憶，探討記憶檢索過程，作為糾錯或圖案恢復的方法，而靜止狀態代表透過Hebb's法則學到或重塑的記憶。Hopfield 網路利用統計學來描述材料因原子自旋而產生的特性，如Ising模型。整個網路以相當於自旋系統能量的方式進行描述，並透過尋找節點之間的連接值(w_{ij})進行訓練，以便保存的圖像具有低能量。當Hopfield網路輸入扭曲或不完整的圖像時，它會系統地透過節點工作並更新它們的值，從而使網路的能量下降。因此，當網路逐步運作，最終可找到最接近其輸入的不完美影像的已儲存影像。隨後，Hopfield和David Tank開發了一種基於連續時間動態來解決離散的最佳化問題的方法。而要解決的最佳化問題被編碼在網路的交互參數（權重 w_{ij} ）內，提供了機器學習想法的原型。但在數十年前，就算簡單的分類（例如影像分類）所需的巨大的運算資源使得人工神經網路不可能達成其精確標準。然而Hopfield模型後來被Hinton等人提升，在使用ANN機器學習研究中發揚光大[4]。Hopfield模型是現代人工智慧產業中使用的機器學習神經網路的原型。雖然最初的Hopfield網路記憶體有限，不過Hopfield和Dimitry Krotov在2016年解決了這個問題。具有高儲存Hopfield網路現在被稱為現代Hopfield網路[5]。

另外，值得一提的是Hopfield是一位知識淵博的跨學科學者。他於1954年在賓夕法尼亞州Swarthmore學院獲得物理學士，並於1958年在康奈爾大學獲得物理學博士，研究晶體的複介電常數，創造了極化子(polariton)一詞。及後於貝爾實驗室工作期間(1959~1961) 開始對生物物理表現出興趣，與RobertShulman合作開發了描述血紅蛋白合作行為的定量模型。隨後，Hopfield任職於加州大學柏克萊分校物理系（1961-64）；普林斯頓大學物理系教授（1964-80）；貝爾電話

實驗室技術人員(1973-89)；加州理工學院化學與生物系教授（1980-97，期間受費曼邀請講授聯想神經網路）；普林斯頓大學分子生物系教授（1997至今為退休教授）。Hopfield於生物物理領域的重要工作是在1974年引入了一種生化反應中動力學校正(kinetic proof-reading)的糾錯機制，以解釋 DNA複製的準確性。1969年Hopfield獲授予凝聚態物理的Buckley Prize，表彰其「增進了對光與固體相互作用的理解」。2001年榮獲國際理論物理中心Dirac Medal表揚他「在令人印象深刻的廣泛科學領域做出的重要貢獻」。因其在動力學校對和 Hopfield 模型方面的工作而榮獲2023年玻爾茲曼獎章(Boltzmann Medal)。Hopfield的博士生範圍涵蓋凝聚態物理學、生物物理學、神經/分子生物學和計算科學著名的包括Bertrand Halperin（1965博士）、Steven Girvin(1977)、Terry Sejnowski (1978)、José Onuchic(1987)、Erik Winfree(1998)。

另一物理學獲獎者Geoffrey Hinton使用Hopfield網路作為利用不同方法的新ANN之基礎：玻爾茲曼機(Boltzmann Machine, BM)可以學習識別給定類型資料中的特徵元素。Hinton使用了統計物理學中的工具，透過向機器提供運行時可能出現的範例來訓練機器。BM可用於對影像進行分類或建立其所訓練的模式類型的新範例。Hinton在這項工作的基礎上，幫助啟動了當前機器學習的爆炸性發展。值得一提的是Hinton是極少數諾貝爾物理學獎得主卻沒有受過物理學背景訓練的罕見情況。Hinton於1970年在英國劍橋大學獲得實驗心理學學士。此後於1978年在愛丁堡大學獲得人工智慧博士。自1987年起任職於多倫多大學計算機科學系，2013~2023年在Google兼任工作。

Hinton是玻爾茲曼機(BM)，反向傳播算法(Back-propagation, BP)和對比散度算法(Contrastive Divergence, CD)的發明人之一，也是深度學習(Deep Learning)的積極推動者，被譽為「深度學習教父」，甚至是「AI教父」。1985年，Hinton與David Ackley和Terry Sejnowski共同發明了BM—Hopfield模型隨機版本的推廣。BM是一個生成(generative)模型。與Hopfield模型不同，它側重於模式的統計分佈而不是單一模式。它包含與要學習的模式相對應的可見節點(visible nodes)以及附加的隱藏節點(hidden nodes)，其中包含後者是為了能夠

對更一般的機率分佈進行建模。調整網路的權重和偏差參數，以令BM產生可見模式的統計分佈與給定訓練模式集的統計分佈之間的偏差最小。但由於可見節點和隱藏節點都連接在一起，BM的學習能力對於較大的實際問題效率非常低，無法處理實際應用。Paul Smolensky於1986年，提出了一個關鍵的改進——Restricted BM(RBM)：可見節點之間沒有連接，隱藏節點分為層結構而層內無連接。及後Hinton與合作者在2000年代中期使用快速學習演算法後，RBM在深度學習中發揮著至關重要的作用。也在1986年，當Hinton在加州大學聖地牙哥分校擔任博士後研究員時，與David Rumelhart和Ronald Williams提出了一個突破性的技術進展——反向傳播演算法(BP)。他們將應用於多層神經網路。他們的實驗表明，這樣的網路可以學習有用的數據內部表示。BP是對多層類神經網路進行梯度下降的演算法，也就是用鏈式法則以網路每層的權重為變數計算損失函數的梯度，以更新權重來最小化損失函數。此外，Hinton與合作者在1999年提出對比散度算法(CD)最初開發用於訓練Product of Expert(PoE)模型。CD是一種高效率演算法用於訓練RBM的近似梯度下降演算法。它透過比較兩個分佈之間的差異來近似計算梯度，從而更新RBM的參數。除此之外，Hinton神經網路研究的其他貢獻包括分散式表示、延時神經網路、Mixture of Experts(MoE)、Helmholtz machine和PoE。2012年Hinton帶領學生參加AI圖形識別精密度國際比賽奪冠，當時就使用輝達(Nvidia)的圖形處理器，他的學生Ilya Sutskever日後成為OpenAI聯合創始人。Hinton因在深度學習方面的貢獻與Yoshua Bengio和Yann LeCun一同被授予了2018年的圖靈獎(Turing Award)。

上文概述多年來見證物理學如何成為人工神經網路發明和發展的驅動力。相反，如今人工神經網路幾乎作為所有物理學、科學和技術領域建模和分析的強大工具，正日益發揮廣泛及重要作用。人工神經網路經過訓練可以從大量實驗或模擬數據中挑選出特定的模式，進而取得新的科學發現。一個有說服力的例子是2024年諾貝爾化學獎的一半授予Demis Hassabis和John Jumper，表揚他們開發了一種機器學習模型來解決五十多年來的問題：預測蛋白質的複雜結構。（化學獎另外一半授予David Baker，表揚他在計算及設計蛋白質的貢獻）。在蛋白質中，胺基酸以長串連接在一起，折疊起來形成三維結構，這對蛋白質的功能至

關重要。自1970年代以來，研究人員一直嘗試根據胺基酸序列預測蛋白質結構，但這非常困難。然而，2020年Hassabis和Jumper提出了一個名為AlphaFold2的AI模型。在它的幫助下出現了驚人的突破：他們已能預測研究人員已識別的幾乎所有2億種蛋白質的結構。AlphaFold2已被來自190個國家的超過200萬人使用。

雖然Hopfield和Hinton因為對人工智慧的貢獻而獲得了諾貝爾獎，但他們都對人工智慧的爆炸性發展持懷疑態度。Hinton於2023年公開宣布辭去Google職務並解釋了自己的決定，表示他想「自由地談論人工智慧的風險」並補充說他「現在對自己一生的工作感到遺憾」。2023年5月，他稱其後悔研發人工智慧，擔心人工智慧會為世界帶來嚴重危害。Hopfield於2023年3月簽署了一封公開信，呼籲暫停訓練比GPT-4更強大的AI系統。這封信有超過3萬人簽名。在共同獲得2024年諾貝爾物理學獎後，Hopfield透露，他對人工智能能力的最新進展感到非常不安，並表示「作為一名物理學家，我對無法控制的事物感到非常不安」。

參考文獻

- [1] Scientific Background to the Nobel Prize in Physics 2024, "FOR FOUNDATIONAL DISCOVERIES AND INVENTIONS THAT ENABLE MACHINE LEARNING WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS".
<https://www.nobelprize.org/uploads/2024/09/advanced-physicsprize2024.pdf>
- [2] Z. Budrikis, "100 years of the Ising model". Nat. Rev. Phys. 6, 530 (2024).
<https://doi.org/10.1038/s42254-024-00760-x>
- [3] J. J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities". PNAS 79, 2554 (1982).
<https://doi.org/10.1073/pnas.79.8.2554>
- [4] "Stories by Geoffrey E. Hinton in Scientific American". Scientific American.
<https://www.scientificamerican.com/author/geoffrey-e-hinton/>
- [5] D. Krotov, J.J. Hopfield, "Dense Associative Memory for Pattern Recognition". Neural Information Processing Systems 29, 1172 (2016).

2024年諾貝爾物理獎

這真的是物理嗎？

東海大學應用物理學系 施奇廷教授

2024年的諾貝爾物理學獎頒給了加拿大多倫多大學的Geoffrey Hinton和普林斯頓大學的John Hopfield，表揚他們在人工神經網路與機器學習領域的開創性工作。瑞典皇家科學院的這個決定，在物理界引起了軒然大波，贊成跟反對的人展開了激烈的辯論，可以說是2024年最具爭議性的科學新聞了。到底物理學家們是在吵什麼呢？

諾貝爾物理學獎自1901年設立以來，一直被視為物理學界的最高榮譽。歷年來該獎項的內容，不外乎基礎物理理論的突破，以及以基於物理學的實驗技術創新來解決重大的科學問題（就算解決的不是物理問題也可以）。早期的諾貝爾獎剛好與量子力學大革命的歷史重疊，許多獲獎者都是改寫近代物理學超級巨星，這也讓諾貝爾獎的光環增色不少。對物理學家而言，諾貝爾物理學獎的獲獎者等於是將名字與普朗克、愛因斯坦、海森堡、薛丁格等人並列刻在桂冠上，如果不是超級頂尖的物理學研究，物理學家可是不會服氣的喔！

所以，要弄清楚這次的爭議，就得從弄清楚獲獎者的研究內容開始：「這是超級頂尖的物理學研究嗎？」

Hopfield是正牌的物理學家，還擔任過美國物理學會的會長。回顧他在得獎領域的研究，就是在人工智慧發展史上知名的「Hopfield network」，是現代類神經網路與深度學習的先驅。這個研究始於1980年代初期，他提出的問題是：「我們是不是能弄清楚人類大腦記憶方式的物理原理，並且將之移植到電腦晶片上？」這大

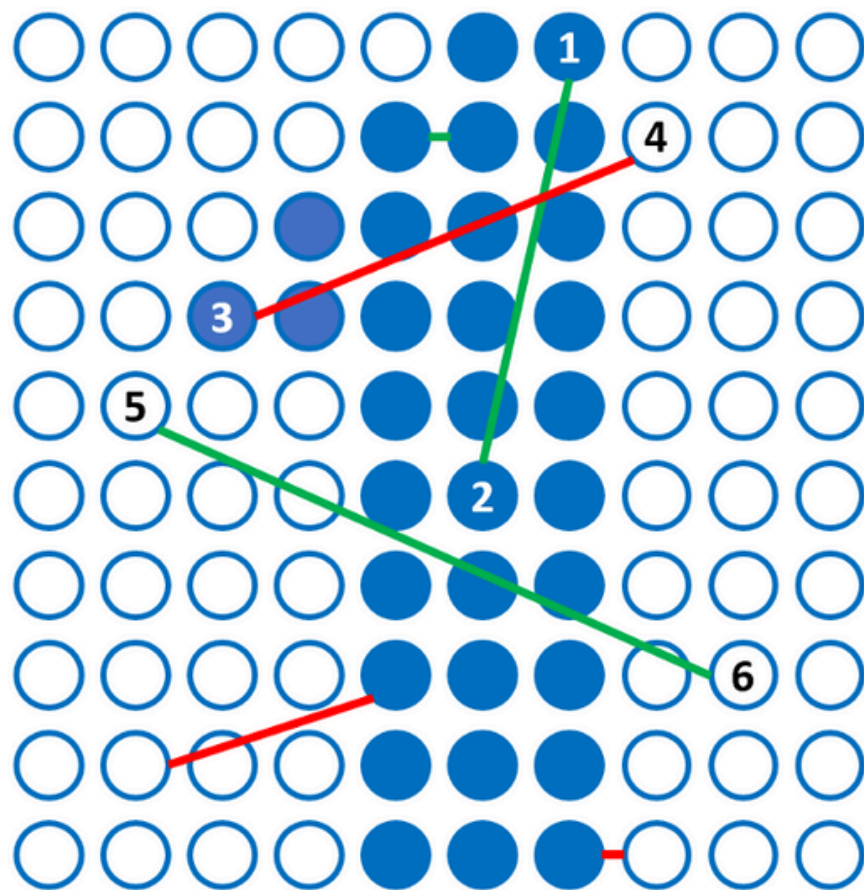
概是每個研究腦科學的物理學家會問的問題，如果做得到的話，就可以做出真的能模仿人腦的電腦了。

現在的電腦都是所謂的「馮紐曼架構」，是由出身匈牙利的數學家兼物理學家約翰·馮紐曼（John von Neumann）所提出，主要的特徵是「處理器」與「記憶裝置」（包含記憶體與硬碟）是分開的，不論是程式或是資料，都是儲存在記憶裝置中，運算時送到包含控制單元與邏輯與運算單元的中央處理器進行。在此架構中，每一組「記憶」（文字、聲音或影像）都必須精確記錄在記憶裝置上特定的區塊，如果要在同一個區塊上寫入另一組記憶，就得先把原來的記憶刪除才行。因此，我們才會經常遇到「手機記憶體不夠用」的問題。

人腦顯然不是採用這種方式，在大腦裡頭並沒有特定的區域是專門用來儲存我們讀過的文章或是看過的影像，而且我們在取出記憶時，也不是像電腦一樣直接存取與「原版」百分之百相同的精確內容。因為人腦的記憶是透過大腦神經元之間的連結強度儲存，所有的神經元連結構成了一個複雜的腦網路。當一個記憶被觸發時，一開始可能只有少數神經元開始活躍，接著神經電訊號根據神經元間的連結強度觸發了一連串的神經元迴路活動，讓我們把記憶重建起來。這種方式跟現代電腦記憶資料的方式完全不同，更像是這兩年當紅的「生成式人工智慧」（generative AI），如生成文字的ChatGPT、以及生成圖片的diffusion model等。

Hopfield在1982年的論文中所提出的，就是模仿大腦這種記憶機制的類神經網路模型，來模擬記憶的形成與重現，稱之為「關聯式記憶」（associative memory）。這個模型與統計物理學中探討磁性的Ising模型密切相關，我們用圖一這個簡單的例子來說明Hopfield model如何運作。

圖一是排列成 10×10 方陣的100個神經元，每個神經元有「放電」（藍色）與「休眠」（白色）兩個狀態，可以用來表示一張 10×10 畫素的圖形，此圖為數字「1」。如果是傳統電腦的記憶方式，這100個神經元記錄了「1」之後，就得要持續保持圖中各



圖一：Hopfield 模型的訓練資料。

個神經元的狀態，如果要存其他圖形，就得要把組態更新，原來的「1」就被「忘記」了。Hopfield的想法則是改用神經元之間的連結來記憶這張圖，採用的方式是神經科學中的Hebb's rule：「兩個神經元動作一致，連結會增強；否則連結會減弱」。以圖一為例， w_{ij} 為第*i*與第*j*個神經元之間的連結強度，一開始全部設為0，然後檢驗圖中的兩兩畫素，數值相同者將 w_{ij} 增加1（如圖中的神經元1、2同時放電；5、6同時靜止，故 w_{12} 與 w_{56} 都從0→1），數值不同者則不變（ w_{34} 維持為0）。檢查並更新所有的 w_{ij} 後，這張圖就訓練完成了。接著可以訓練其他資料，例如排列為「0」跟「2」的圖形，根據上述的方式來更新神經連結強度，整個神經網路就訓練完成，此時 w_{ij} 的可能數值會是0～3之間的數字。這裡要注意的是，這三個數字圖形的特徵，是同時儲存在這些神經元的連結中，混合在一起的。

接下來定義一個能量函數：

$$E = - \sum_{ij} w_{ij} S_i S_j$$

其中 S_i 為第*i*個神經元的狀態，其值為1（放電）或-1（休眠）。 $\{S_i\}$ 的初始組態表示這個神經網路所受到的外界刺激輸入，接著這個神經網路會依以下的規則更新其組態：

1. 從神經網路中隨機選一個神經元 S_i
2. 將 $S_i \rightarrow -S_i$ ，重新計算能量
3. 若新的能量比原能量低，則接受 $-S_i$ 為新組態，否則仍保持原來的狀態 S_i
4. 回到1.

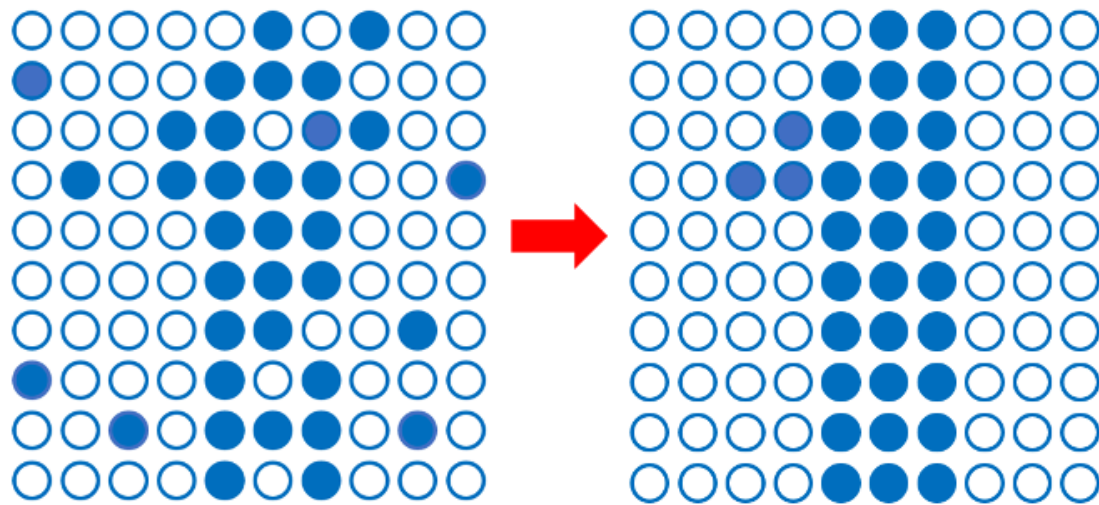
重複上述步驟，直到能量不再降低為止，即為輸出之組態。我們可以先用這個網路看過的「0」「1」「2」這三張圖作為輸入，經過上述步驟後發現，可以正確的將「原圖輸出」，也就是這個神經網路的確有「記住」這三張圖。這個任務看似簡單，但是並沒有那麼理所當然會成功，因為在我們的神經網路裡，三張圖的特徵資訊是混合在一起的。根據Hopfield的研究，一個神經網路能夠「記住」的資料數量，大約是「神經元數目×0.15」，即這個100個神經元組成的網路，可以記住15張圖的特徵。

接下來的測試就比較有趣了，我們輸入一張加入了雜訊的「1」，經過上述步驟後，神經網路輸出了乾淨的「1」，這就像我們看到暈開的筆跡時，還是可以辨識出寫的是哪個字，這是「忠實記憶每個畫素」的傳統電腦記憶方式所辦不到的（圖二）。

當然這個簡單的神經網路也不是萬能的，我們如果輸入它沒看過的數字「8」圖形，這個網路會輸出在它的記憶中，特徵比較接近的「0」。其他隨機的輸入，也有可能輸出「看似有些數字的特徵，但是四不像」的圖形。

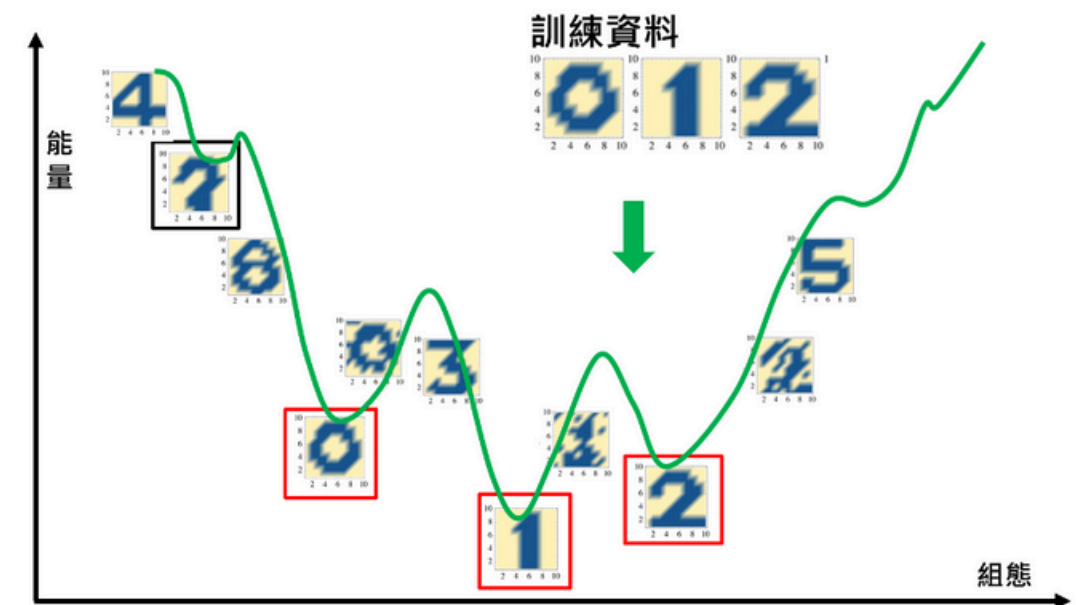
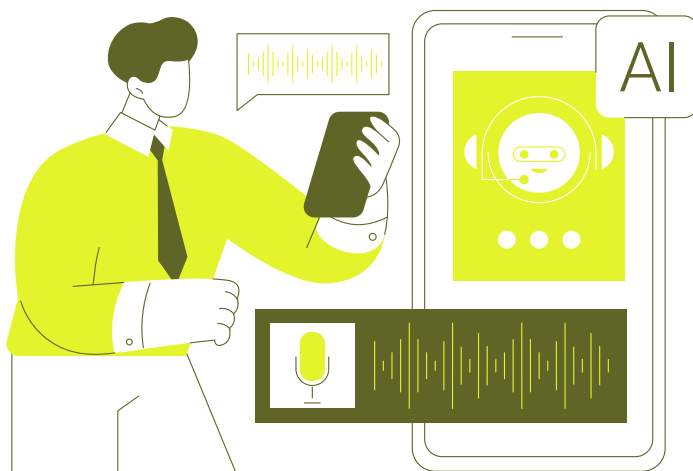
我們可以用物理的觀點來理解Hopfield網路的能力與限制，上述的神經元組態以及能量函數，其實跟統計物理中研究「磁性」以及「自旋玻璃」(spin glass)系統的

「Ising模型一樣」。神經元的「放電」與「休眠」兩個狀態，可以類比於電子「向上」與「向下」的自旋狀態，而神經元之間的連結強度 w_{ij} 則是自旋之間的磁交互作用。磁性或自旋玻璃材料的 w_{ij} 取決於材料特性，而神經網路的 w_{ij} 則由學習或訓練過程決定。不管是哪一種，在 w_{ij} 確定後，「能量地景」(energy landscape)，也就是「組態對能量的關係圖」就決定了。



圖二：Hopfield網路可以「去除雜訊」。

如圖三所示意，訓練過程會讓能量地景中，排列為「0」、「1」、「2」的組態（紅框）為局部極小值，所以附近的組態會在更新過程中逐漸往這些局部極小值收斂，因此可以達到圖二中「除雜訊」的結果，但是對於不在訓練資料內圖形如「8」，在這個能量地景中沒有對應的能量低點，結果就「滑」到「0」的局部最小值去。此外，訓練過程中也會出現一些「副產品」如圖三中的黑色框圖形，在那附近的組態如「4」最後收斂到這個圖形。



圖三：能量地景示意圖，橫軸為組態，縱軸是能量。

組態為高維度空間，無法在平面圖上表示，故僅以一個維度代表。

Hopfield的工作，將腦科學、物理學與人工智慧連結了起來，物理學家與Ising模型交手甚久，也有相當深入的瞭解，由這個切入點著手，有機會讓物理學家更能掌握大腦的秘密；另一方面，這麼簡單的類神經網路模型，就可以展現出關聯式記憶的形成與取出的能力，這也對當年陷入冷凍期的人工智慧領域注入了新的活力。

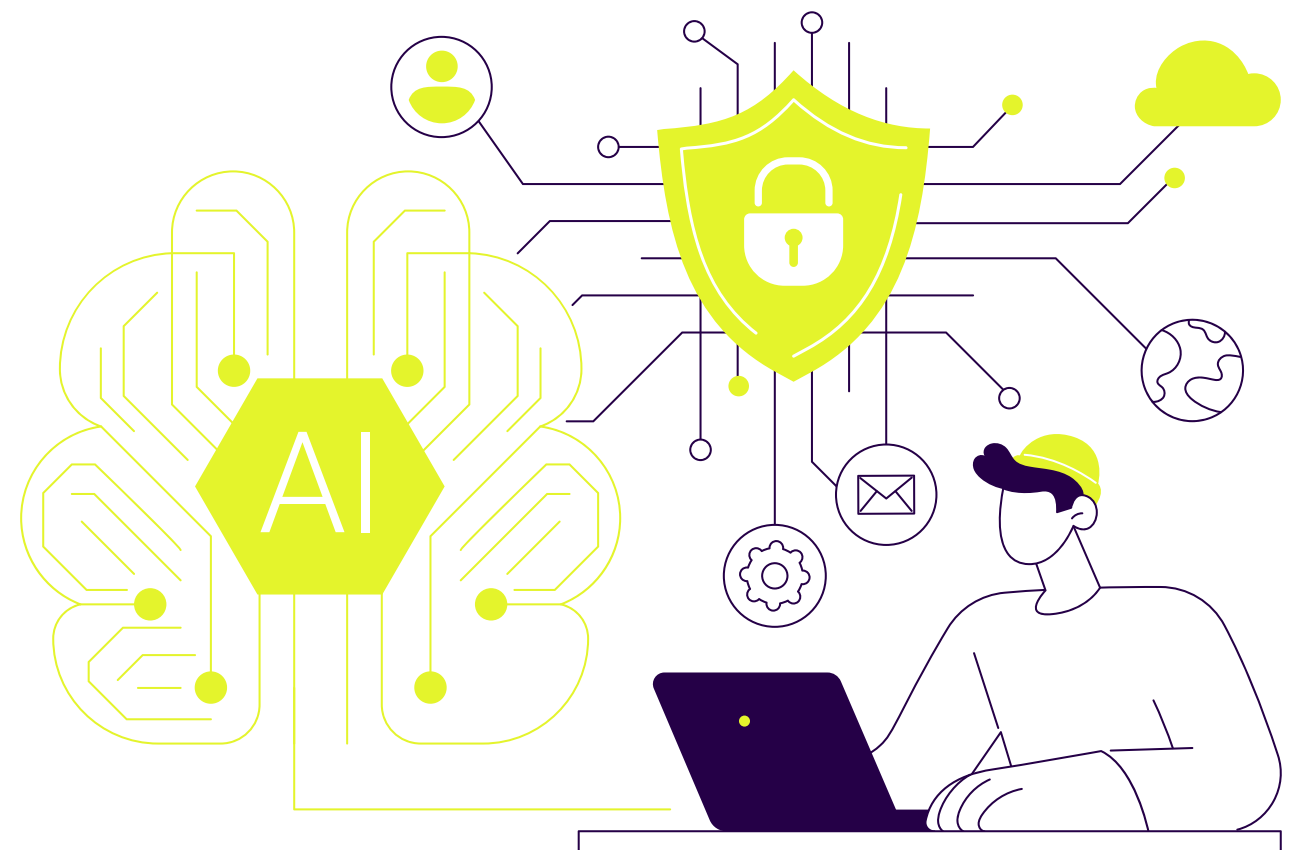
Hinton人稱「人工智慧教父」，剛於2018年獲頒「資工界諾貝爾獎」之稱的圖靈獎。他沒有物理學相關的學經歷背景，但是將Hopfield的模型進一步改進，引入了更深入的物理學與腦科學概念。首先是「隱藏層」：在Hopfield的模型中，輸入、處理與輸出都是同樣一群神經元，但是大腦的運作顯然不是如此：輸入是感官系統、輸出是運動系統、而處理則是在大腦的中樞。Hinton將Hopfield網路的神經元稱為「可見層」，再加入一群神經元來代表中樞神經的「隱藏層」，然後在訓練網路（決定 w ）以及更新組態時引入「溫度」的概念。Hopfield的演算法是溫度等於0，一切都以最低能量為準，加入了溫度後讓神經網路更具有彈性，可以得到更好的結果，Hinton將這個新的模型稱為「玻茲曼機器」(Boltzmann machine)。

然而把網路與演算法複雜化的代價是計算曠日廢時，於是Hinton簡化了這個網路，將同一層神經元之間的連結全部移除，只留下可見層跟隱藏層之間的連結，這一招雖然就腦科學的角度來看沒什麼道理，不過確實有用——計算效率大幅提昇，而且結果也沒有因網路簡化而變差。Hinton將這個修剪過的網路稱為「受限玻茲曼機器」(restricted Boltzmann machine)。

既然計算效率提高了，何不增加更多的隱藏層呢？當然加！果然結果越來越好！由於加了很多隱藏層，網路就變「深」了，開啟了近年來大放異彩的「深度學習」領域。

由以上的介紹可以看出，物理學的確在人工智慧與深度學習的領域中有不小的貢獻，不過目前的機器學習技術在訓練神經網路時，已經不再採用熱力學與腦科學的概念，而是用效率更高的方式，例如「逆向傳播」(backpropagation) 法，所以要說「現在的人工智慧技術已經跟物理學沒什麼關係」也沒有不對。但是隨著硬體晶片的能力不斷提升，人工智慧能做的事也越來越多，各國大型科技公司競相建立大型的超級電腦、吃掉大量的能源來跑這些神經網路程式，如果回歸Hopfield「向自然界學習」的初心，人腦只需要20W左右的功率就可以運作，物理系統自然而然就會跑到複雜的高維能量地景中的極小值，看起來實在比動輒數以萬計的高速運算GPU卡全力運行輕鬆太多了。所以也許不久之後，這個領域又要回到Hopfield所設定的軌道上也說不定。

行文至此，相信各位讀者對於「2024的諾貝爾物理獎到底有沒有道理」這個問題，應該也有了自己的答案了吧！



AI是繪圖大師、也是物理模擬專家！

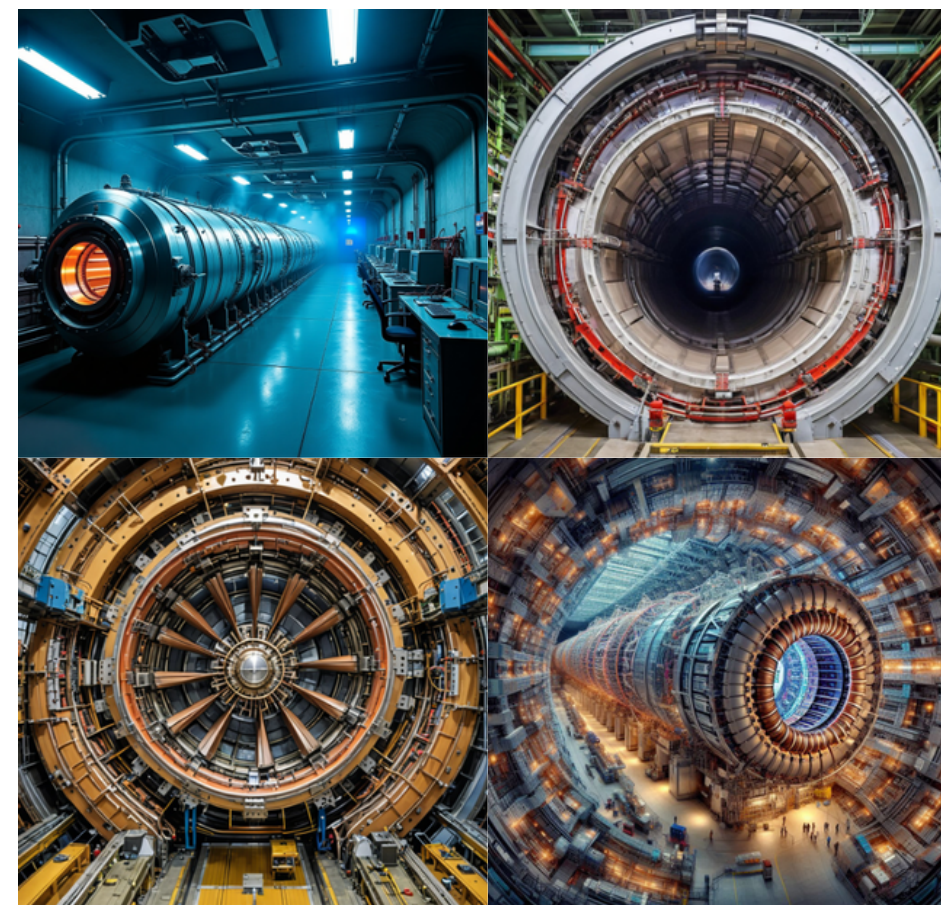
—— 使用擴散模型來快速生成偵測器模擬資料

國立臺灣大學物理學系 徐振華研究生、徐鼎翔研究生、
Joshuha Thomas-Wilsker助理研究員、陳凱風教授

大家有沒有用過「AI繪圖」工具呢？短短幾年之內，繪圖就可以不使用紙筆、也不使用電腦繪圖軟體與繪圖板的組合，而是在網站上下一連串的「神奇咒語」，等個幾十秒鐘就把一張又一張栩栩如生的照片等級影像生成出來？如果使用特定的AI模型，還可以指定模仿各家各派大師的作畫風格，就算是二次元動漫角色也可以簡單的產生。突然之間電腦繪圖從需要大量練習作畫，變成人人可以做到的「簡單」工作。當然與這些工具普及隨附而來的問題也造成不少的爭議，最常見的問題就是「版權」。因為AI繪圖並非無中生有，而是使用大量現成影像資料交付給各種生成網路模型才訓練出來；也就是說AI繪圖也可以說是一種「臨摹」，那產生的影像版權到底是屬於誰的呢？

這種利用AI演算法來進行圖像生成的技術其實不是突然誕生出來的。早期就有所謂的「生成對抗網路」(Generative adversarial network, GAN) [1]，利用兩組神經網路互相「較勁」，一組負責生成圖像、另外一組負責分辨真假圖形。訓練完成後就可以隨機產生圖像，尤其常被拿來生成「其實不存在」的人類頭像。而今天圖像生成演算法已經改進成所謂的「擴散模型」(Diffusion model) [2] 新方法了。擴散模型的基本設計是一個雙向的「演化」：一邊是逐漸把完整的圖像，逐步根據常態分佈加入雜訊，最後變成一團看不出所以然的雜訊圖形；另外一個方向則是訓練網路模型降噪，去除隨機雜訊，逐漸變回完整的圖像。已訓練完成後的網路模型就可以拿來進行圖像生成，從一團隨機雜訊，逐步的變化成有意義的圖像，最後可以生成高解析度的圖像。經常被提及的AI圖像生成工具，如Midjourney [3]、Stable diffusion [4]，基本上都是利用類似的架構來運作的，就如圖一所展示的「成果」。

那這些圖像生成技術難道只能用來產生影像，然後讓一部分的繪圖工作者失業嗎？其實不然。這些工具的重點在於「簡單快速」生成「以假亂真」的資料——那我們是不是可以把這個技術拿來運用其他地方呢？比如說，在高能物理實驗裡，爲了要量測物理反應所產生的高能量粒子，通常得倚賴建造巨大且複雜的偵測器，就如一台複雜的相機一樣。但是高能量粒子到底會在偵測器裡留下怎樣的訊號，好讓科學家反推高能量粒子的物理性質，其實得要倚賴大量的「偵測器模擬資料」，也就是得要計算這些粒子當穿過偵測器材料時所發生的連鎖反應。這些計算通常是一個非常消耗計算資源的過程，這些高能量粒子不只在自身穿入偵測器材料裡後留下一部分能量，同時也有很大的機會誕生許多的次級粒子，繼續在偵測器結構裡留下更複雜的圖像。要完整的模擬高能量粒子與偵測器反應是非常緩慢的，但如果改用「擴散模型」，是不是就可以輕鬆愉快的產生大量的模擬資料？



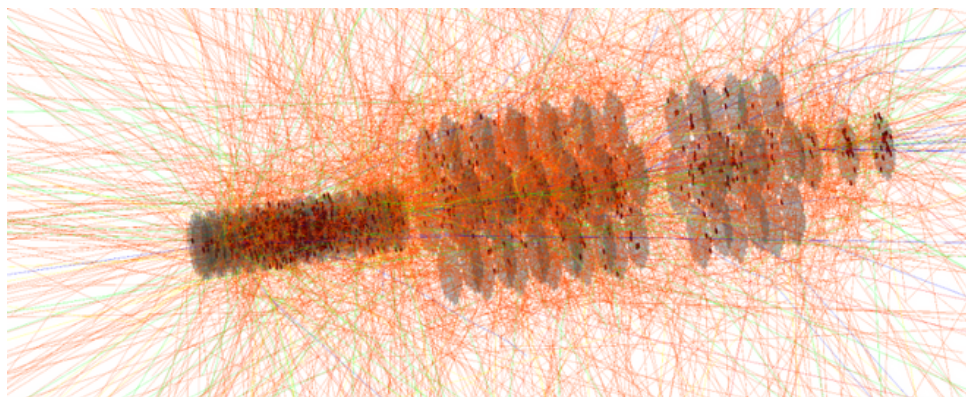
圖一：利用各家各派的AI圖形生成工具產生的「大強子對撞機」(Large Hadron Collider)圖片。

即使下的生成指令完全一樣，但生出來的圖形風格各異。

我們接下來就來討論我們如何利用擴散模型來產生高能實驗裡的偵測器模擬資料吧！相對於一般影像生成，產生模擬資料則更會因為得要遵守一些物理特性的細節而非常具有挑戰性，就讓我們逐一道來。如果對我們如何在高能實驗裡使用各式各樣的AI、或是機器學習演算法，可以參照2022年四月份物理雙月刊「當高能粒子撞上機器學習」一文 [5]。

傳統的偵測器模擬資料生成方式

在高能物理實驗中，偵測器模擬是不可或缺的一環，由於研究目標是小至夸克等級，每次實驗對撞時，總是有數以萬計的次原子粒子參與反應。因此若是不透過模擬根本無法確定實際資料到底包含哪些粒子，彼此的反應又是如何。因此研究人員依賴這些模擬數據來理解粒子在偵測器中的行為、校正實驗數據，並開發信號處理和重建算法。這些模擬需要非常精確地再現粒子與偵測器材料之間的複雜相互作用，而這通常依賴於蒙特卡羅 (Monte Carlo) 方法與物理模擬軟件，如著名的GEANT4 [6]。



圖二：使用GEANT4來模擬一顆帶有100GeV能量的中子，打入CMS實驗次世代高解析量能器 (High-granularity Calorimeter, HGCal) 的部分模型。可以看到有非常大量的次原子粒子如光子、電子等，藉由核子反應連鎖產生。這樣的模擬必然需要大量的計算資源才能運作。

GEANT4 是一種廣泛使用的工具，用於模擬粒子與物質的相互作用。它基於物理模型來模擬粒子的傳播、能量沉積、散射和次級粒子的產生。就如圖二所示，這些模擬高度準確，但同時也非常耗費計算資源。一些高能物理實驗，如大型強子

對撞機(LHC)所使用的 ATLAS 和 CMS 偵測器，可能需要生成數以千萬計的事件，來支持物理分析與系統校正。這導致模擬工作成為一個計算瓶頸，因為每個事件的模擬可能需要數分鐘的計算時間。而每次分析總是有數以萬計的事件，這意味著需要花幾個月的時間等待模擬結果。甚至若考慮到日後對撞機的擴建與升級，時間將進一步拉長到難以等待的長度，因此我們必須想辦法找到合適的替代方案。

近年來，為了解決這一問題，出現了一些針對模擬加速的嘗試。例如，CaloChallenge [7] 是一個針對能量量測模擬的社群挑戰，旨在通過機器學習技術來提升模擬效率。這些方法嘗試在計算效率與物理精度之間取得平衡。然而，這些技術仍然面臨著模型穩定性、物理一致性和數據擴展性等挑戰。

總而言之，傳統的模擬方法雖然精確，但計算資源的限制成為高能物理實驗的一大挑戰。這為探索新型生成技術，如擴散模型，提供了廣闊的空間。

引入擴散模型進行資料生成

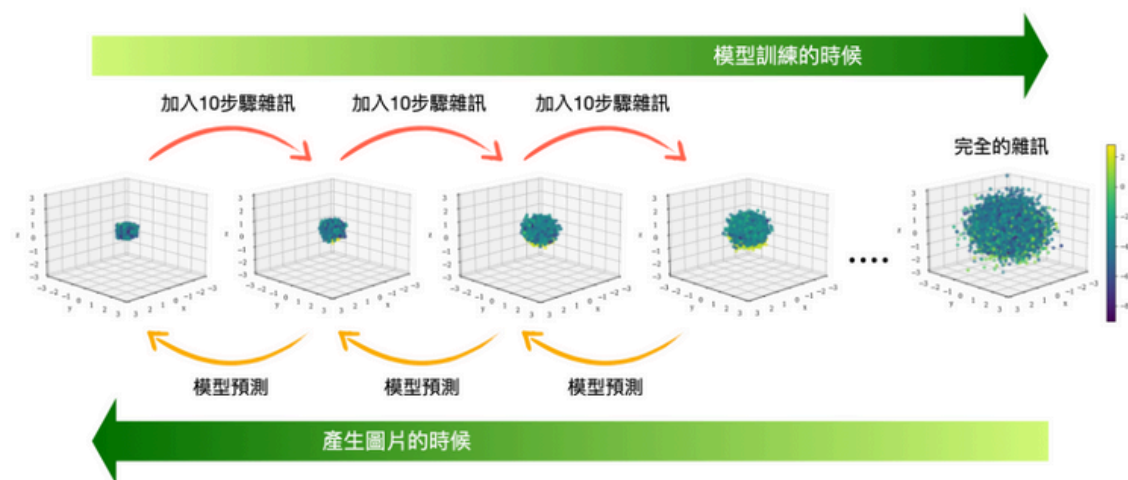
擴散模型是一種新興的生成技術，近年來在圖像生成、語音合成等領域取得了突破性進展。這種架構的關鍵優勢在於它的生成能力具有穩定性和靈活性。與生成對抗網絡 (GANs) 相比，擴散模型的訓練過程更加穩定，且更容易控制生成數據的特性，並且不需要耗費時間訓練兩個模型。因此，擴散模型成為高能物理模擬數據生成的一個有力的候選演算法。

那到底什麼是擴散模型呢？他的核心精神是這樣的，想像我們要生成一張圖片，最一開始的時候我們其實什麼都沒有，可能只有一個「我要生成一張狗圖片」的指令，所以這個時候一開始能有的其實就只有一堆隨機生成的雜訊圖片（就是像大家看到電視壞掉的那種圖片！）。那為了讓我們的模型學習如何從雜訊圖片逐步產生清晰圖片，訓練方法就是拿一張真正的狗的圖片，然後逐步加入雜訊，所以此圖片就會漸漸模糊直到最後完全就是一張只有雜訊的圖。而在過程中，每加一

點點雜訊就讓模型去猜測剛剛加進去的雜訊是什麼。如此反覆之後，模型就可以學到每次加完雜訊後的變化是什麼。那如果模型知道一張真正的圖片是怎麼變成雜訊的，那是不是只要完全反著做就可以從雜訊生成一張圖片呢？這就是目前許多圖片生成式AI所使用的技巧，就如圖三所示！



圖三：擴散模型的示意圖。將一張真正的狗狗圖片加入雜訊，並讓模型學習，想要產生圖片的時候就可以讓模型預測一步一步預測該如何自己產生狗的圖片。
(該圖僅為展示，真實情況生成的圖片不會一模一樣。)



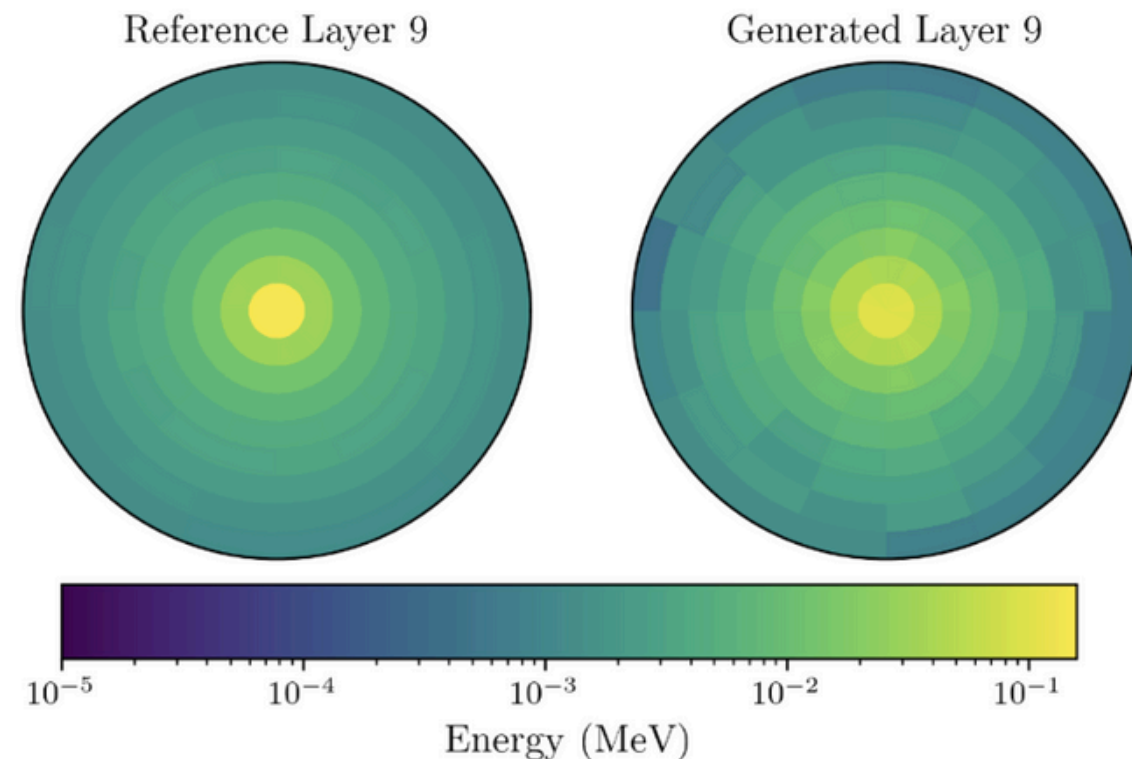
圖四：此為擴散模型在高能物理的應用，顏色為相對能量高低。
可以把所有連鎖反應的點集合起來當成一張圖片，因此也可以運用和圖三一樣的邏輯來生成圖片，也就等於產生了我們所要模擬的數據。如圖可看到模型應學習大部分的點應該是集中於中心，而非如同雜訊一般大範圍散佈於偵測器上。

那放在高能物理的資料生成裡呢？其實也是一模一樣的道理。以先前提到的CaloChallenge為例，要產生在每個離散空間點上的能量，也可以把他想像成是要產生一張有顏色的3D圖片，而顏色則代表著該點的能量，如圖四。我們將GEANT4模擬出來的偵測器資料，逐漸加入雜訊、最後變成在三維空間中離散的完全雜訊。使用擴散模型學到每次加完雜訊後的變化是什麼，然後進行反向操作、就可以將雜訊逐漸收束成符合物理學的模擬資料。也就是我們可以利用相同的技巧來，產生模擬結果所對應的「圖片」，進而幫助高能實驗加速分析囉！

測試比較與擴散模型的限制

就目前的測試結果顯示，擴散模型在數據「生成速度」方面具有顯著優勢。在同等硬體運作條件下，傳統模擬下生成單個事件需要數秒至數分鐘，而使用擴散模型僅需數毫秒至數十毫秒，實現了數百倍的加速！結果而言算是還不錯的，但對於要到達像GEANT4這樣的精準程度仍有好一段距離。如圖五的能量分佈圖為例，該圖左側是GEANT4模擬，右側則是我們使用擴散模型的模擬結果，大致上來說還算相似，每個區間的誤差都在50%以內。在只使用機器學習領域來複製模擬資料之下，已算是相當相似的結果了！畢竟每次實驗總是有一堆粒子與交互作用發生、也就是資料點與資料點之間其實是有關聯性的。但是對於只看到最後粒子在偵測器下留下能量分佈的模型來說，還是太難以發現其中彼此的連結、甚至是學到任何物理了。所以只能慢慢統整、慢慢地猜測。

相對之下，雖然人臉、或是貓狗多樣性很豐富，但由於所需要學習的關聯都在圖片上了（比如要學習到有兩個眼睛，鼻子在中間等等），而且不像高能資料那麼空洞、能量尺度可以差到好幾個數量級，因此也許對AI模型來說是相對容易學習的。另外還有一個問題，雖然使用機器學習的方法已經比傳統方法快很多了，但擴散模型事實上是屬於精準度高但還是相當耗時的模型，因此若是要產生高畫質的圖片，仍需要等待一段時間，或是耗費大量運算資源才能達成，這也是下一階段大家正在努力的方向。



圖五：左側是GEANT4 模擬能量分佈圖，右側則是利用擴散模型所生成的模擬結果。

如果只以數量級來看，已經是個相當好的成果了。

然而細部仍然有不小的差距，待我們持續改進。

未來展望

總之，考慮到類神經網路在1980年之後才開始逐漸興起，更不用提更近期的深度學習、生成式模型等等，其實AI能有目前的能力已算是相當「爆炸性」的成長了。期待在未來，隨著運算資源的提升，以及機器學習理論的進步，肯定能達成現在意想不到的成果。而對在高能實驗物理運用AI而言，現在有一些大家想前進的方向：

1. **擴展到更複雜的模擬場景：**若未來擴散模型的精準度進一步提升，再加上對撞機升級與擴建導致GEANT4無力應付時，就不得不仰賴擴散模型作為模擬工具，或是利用「混種」的演算法來進行：比如說主要的物理模擬還是倚賴傳統方法、但是一些比較不重要的細節可以倚賴AI來補足。就如已有AI工具可以擴充照片、或是替影片補幀一樣。

2. **物理約束的深度集成：**目前的機器學習在絕大多數情形下仍然屬於「黑盒子」，即使結果精準，但仍難以得知中間到底發生了什麼事情。所以目前仍然有許多人致力於了解模型中的參數意義，希望了解AI模型到底學到了什麼方程式、甚至期待從中間找出從所未見的新物理知識！
3. **多目標模型間的整合：**目前的大部分的模型還都只能用於單一功能，所以我們需要訓練許多模型用以應付各種場合，比如要計算能量的時候需要一個模型；但如果想產生其他物理量的時候又需要特別訓練模型專注於產生該物理量。因此目前也有許多人希望能訓練一個「通用模型」，他可以自己判斷現在的任務是什麼，並且用相對應的方法來進行模擬。

參考資料

- [1]I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, et al, “Generative Adversarial Nets”, Proceedings of the International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2014).
- [2]Z. Chang, G. A. Kouliris, H. Shum, “On the Design Fundamentals of Diffusion Models: A Survey”. arXiv:2306.04542 (2023).
- [3]Midjourney, <https://www.midjourney.com/home>
- [4]“Stable diffusion - Generative Models by Stability AI”, <https://stability.ai/>
- [5]陳凱風, “當高能粒子撞上機器學習”, 物理雙月刊 2022年四月.
- [6]S. Agostinelli et al. (GEANT4 Collaboration), “GEANT4 - A Simulation Toolkit”, Nucl. Instrum. Meth. A 506, 250-303 (2003), doi:10.1016/S0168-9002(03)01368-8
- [7]Fast Calorimeter Simulation Challenge 2022, <https://calochallenge.github.io/homepage/>

諾貝爾獎彰顯 神經網路的物理根源

作者：Johanna L. Miller
譯者：張鳳吟

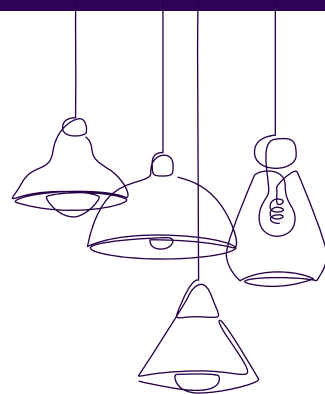
通往現代機器學習奇蹟的道路，奠基於統計力學與集體現象的想法
Johanna L. Miller

「垃圾進，垃圾出。」(Garbage in, garbage out.) 根據這句電腦科學的古老諺語，你從電腦得到的不會比你給它的更好，這句話似乎暗示著，由於電腦本身不會思考，它們無法做任何比它們被明確指示更複雜的事。

不過最後一點看起來不再是真實的了，近年來，類神經網路(neural networks)——一種由人類大腦啟發的計算結構，訊號在稱為人工神經元的節點間傳遞——已經製造一波又一波令人驚嘆的結果。單獨的類神經元僅能執行最基本的運算，但當聚集足夠大的數量，並餵入足夠的訓練數據時，它們獲得神秘能力，令人想起似乎是憑空出現的人類智力。

物理學家對於這種從簡單的構件湧現的非預期現象的想法並不陌生，一些基本粒子與其交互作用規則的結合，幾乎產生了整個可觀世界：超導體、電漿，以及介於兩者之間的一切，那為何不將處理湧現複雜性的物理方法應用在神經網路上呢？

的確，今年(2024)諾貝爾物理獎頒發給普林斯頓大學John Hopfield與多倫多大學Geoffrey Hinton，證明了這一點。Hopfield在1980年代初開始，為「被大腦啟發(brain-inspired)的資訊處理法」背後的物理思維奠定了概念性基礎；Hinton在數十年努力中位居最前線，以這些想法發展今日神經網路模型所使用的演算法。



John Hopfield
MATT RASPANTI/
PRINCETON UNIVERSITY

玻璃記憶

一開始，人們並不清楚神經網路居然會變得如此強大。直到近期的2011年，AI最閃耀的里程碑完全是靠其它方式來達成：IBM電腦Watson在《危險邊緣》(Jeopardy!) 節目中擊敗了Ken Jennings與Brad Rutter，但它並非神經網路，而是以語言處理、資料檢索與邏輯推理的規則來明確編寫的程式，許多研究人員認為，這是創造實用型AI機器的方向。

相較之下，神經網路的早期工作是受好奇心驅使的研究，靈感多來自真實大腦，而不是電腦與其應用。不過這個跨學科連結的本質是微妙的，普林斯頓大學William Bialek解釋：「Hopfield處理的問題和神經科學家所掛心的事並非毫無關聯，但這不是關於『物理在X上的應用』，而是關於引進一個之前不存在的整體觀點。」

神經科學家在1980年代的幾十年前就已經知道大腦由神經元組成，神經元經由突觸連接彼此，並於高低電活動週期間切換(俗稱「放電」[“firing”]或「不放電」[“not firing”])，科學家們研究數個神經元組成的系統，來了解一個神經元的放電如何影響連接的其它神經元。史丹福大學Jay McClelland表示：「有些人認為神經元如同邏輯閘，像電子學裡一樣。」



Geoffrey Hinton
JOHNNY GUATTO/
UNIVERSITY OF TORONTO

但是在1982年，Hopfield 在他指標性的論文中採取了不同的方法¹。他認為物理中，大尺度系統的許多重要特性與小尺度細節無關，例如，所有材料都會傳導聲波，不論它們的原子或分子究竟如何交互作用。微觀的力也許會影響聲速或其它聲學性質，但研究三個或四個原子之間的作用力，卻無助於揭示聲波的概念最初如何出現。

因此，他寫下一個神經元網路的模型，著眼於計算與數學的簡單性，而非神經生物學中神經運作的實況。這個模型現在被稱為Hopfield網路，如圖1所描繪(為了方便說明，這個圖顯示五個神經元，Hopfield是模擬30到100神經元的網路)，每個神經元可處在狀態1(放電)，或狀態0(不放電)，而每一個神經元透過耦合常數連接到其它所有神經元，值可為任何正數或負數，取決於每個突觸是否取向或不取向兩個神經元同時放電。

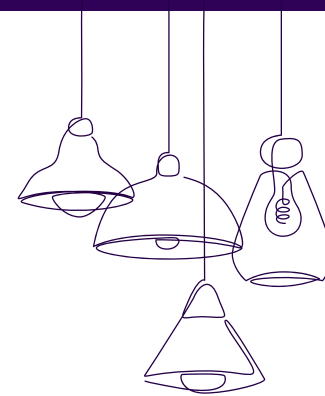
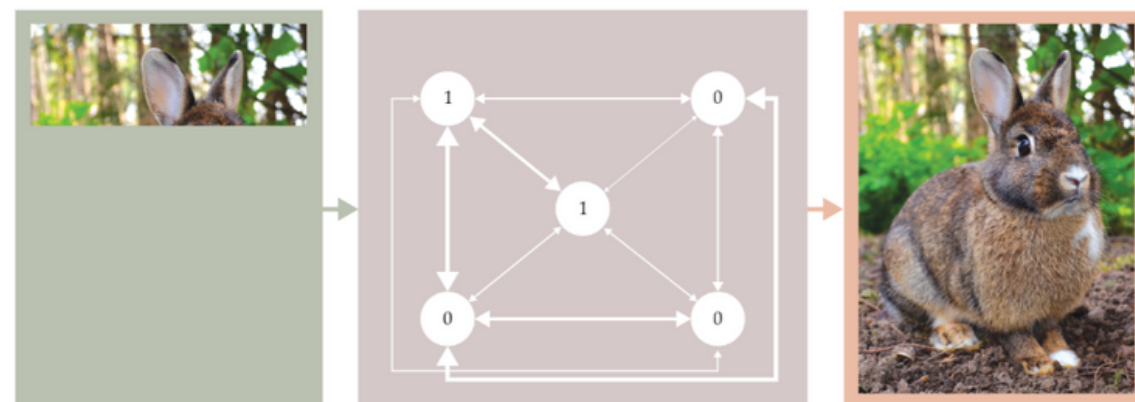


圖1、Hopfield網路，在形式上等效一個自旋玻璃(spin glass)，有聯想記憶(associative memory)的功能：當呈現部分回憶的狀態時，它使用降低能量的演算法來填補間隙。記憶儲存於節點間的連接強度，John Hopfield證明網路透過連接權重過後的正確組合能同時儲存許多記憶，由此他為神經網路的物理思維立下根基。

這和自旋玻璃(spin glass)—凝態物理中一個著名的棘手系統(參閱Physics Today, 2021年12月號第17頁)—完全是相同的形式。不同於耦合係數皆為正的鐵磁物質，因此系統具有所有自旋都對齊的清楚基態，自旋玻璃幾乎總是缺少一個能同時滿足它所有自旋的能量取向的態，它的勢能面(energy landscape)很複雜，有許多局部的能量最小值。

Hopfield主張勢能面可以作為一種記憶，每個能量最小的構形都是被記憶的狀態，他提出一種設定連接強度的優雅方式(靈感來自於真實突觸所發生)，讓記憶能儲存任何想要的狀態集合。

但Hopfield網路和一般電腦記憶體有著根本上的不同。在電腦裡，每一項要儲存的數據在特定位置被編碼成0和1的串列，回憶是透過回到該位置讀取該串列；在Hopfield網路裡，所有項目同時儲存在整個網路的耦合強度，而它的回憶可以是聯想式的，只需給予網路一個起始點，與其中一個被記憶的狀態有幾個相同特徵，並容許它弛豫到最近的能量最低點。大多數時候，它會回憶起想要的記憶。(參閱Haim Sompolinsky的文章，Physics Today 1988年12月號第70頁，及John Hopfield的文章，Physics Today 1994年2月號第40頁)

這兩件都是在真實大腦發生的事，Hopfield說道：「在較高等動物的實驗上已知，大腦活動的分布廣泛，並涉及到許多神經元。」而聯想式記憶是你直接體驗的，例如你隨機聽到一段歌詞後，回想起你從前曾聽過的一首歌。

Hopfield的模型極大簡化了真實大腦，真實神經元本質上是動態的，不該刻劃成靜止狀態，並且真實神經元的連接不對稱，但在某種程度上，這些差異反而應當被當作是模型的特徵，而不是缺陷：它們顯示集體的聯想式記憶是一種湧現的大尺度現象，不受小尺度細節的影響。

學習如何學習

慕尼黑工業大學的Leo van Hemmen表示：「Hopfield不僅是位非常好的物理學家，Hopfield模型本身就是出色的物理。」不過，1982年的模型表述仍遺留下許多有趣而未決的問題。Hopfield主要利用模擬來展示系統如何弛豫到能量最小值，那這模型能容許更強力的分析處理嗎？模型能記住多少狀態？而如果負載過多又會如何呢？有比Hopfield提出的更好的辦法來設定連接強度嗎？

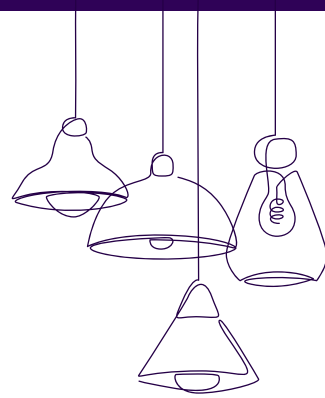
這些與其它的問題，由一群受物理訓練的研究人員來解決，他們受到Hopfield工作的啟發，於1980年代進入神經網路領域。「物理學家們多才多藝、好奇心強、而且以某種正面的方式來講，還挺狂妄呢」以色列Weizmann科學研究所的Eytan Domany表示，「如果問題有趣的話，他們會想要徹底研究，然後解決之前未曾見過的問題，任何人都對了解大腦都會感到興奮。」

另一個吸引人的部分，在於Hopfield如何徹底翻轉解決傳統的物理問題。耶路撒冷希伯來大學的Haim Sompolinsky說：「在大部分的勢能面問題，你手上有具體的微觀交互作用，而你會問，什麼是基態？什麼是局部最小值？完整的勢能面長什麼樣子？1982年的論文反其道而行，我們從想要的基態：記憶開始，我們問，是什麼微觀交互作用能夠讓這些勢能面成為基態？」

由此跳到一個概念性的問題：如果耦合強度本身可在自己的勢能面上演化會如何呢？也就是，系統是否能透過自我學習來改進，而不是以參數預先編寫程式來編碼特定記憶？

在之前就已有神經網路機器學習的嘗試，感知器(perceptron，一種類似神經網路的裝置，將圖像做簡單的分類，如圓形和方形等)可追溯回1950年代，當你提供一系列的訓練圖像和用來更新神經元之間連接的簡單演算法時，它最後可以學習正確分類，即便是先前未見過的圖案。

但感知器並非永遠都有效：由於網路的結構，有時沒有任何設定連接強度的方法來進行所需的分類，「當這種情況發生時，你可能會無止盡的迭代，並且演算法永遠不會收斂。」van Hemmen表示，「那是個很大的衝擊，沒有一個指導原則標示前進的路線，這領域停滯了下來。」



尋找共同點

Hinton並不是從物理的背景進入神經網路的領域，但他的合作者Terrence Sejnowski是，他於1978年在Hopfield的指導下獲得博士學位。他們一起將Hopfield網路擴展為他們所謂的波茲曼機(Boltzmann machine)，明確借用統計物理的概念，擴展模型的能力到極致。

在Hopfield的1982年模擬中，他考慮溫度為0的自旋玻璃網路：只允許系統以降低其整體能量的方式來演化其狀態，因此，不管系統的初始狀態為何，它都會滾到鄰近的局部能量最低點，並停留在那裡。

Hinton：「Terry和我隨即開始思考溫度不為0的隨機版本。」他們利用蒙地卡羅演算法取代決定性的能量降低規則，讓系統有時跳入更高能量的狀態。給定足夠時間，網路的隨機模擬會遍歷整個能量景觀，並最終達到波茲曼機率分布，所有低能量的狀態，不管它們是否為局部能量最小值，都以較高的機率出現。

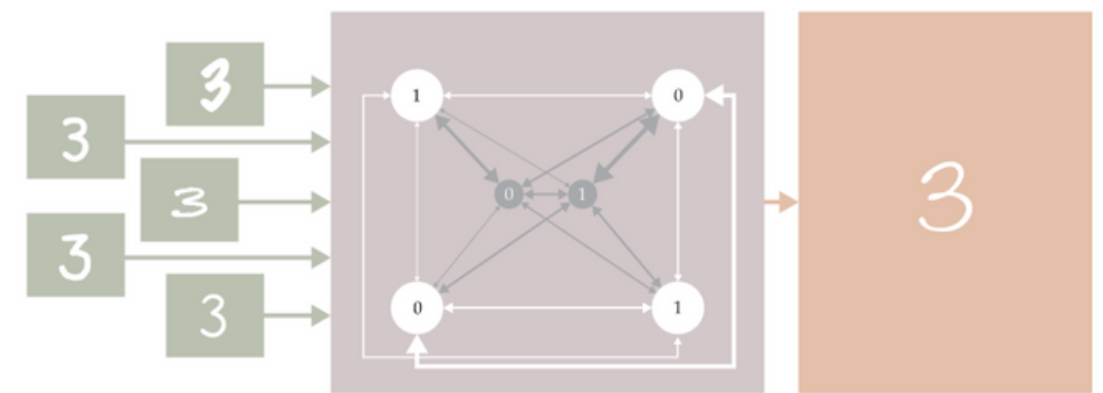


圖2、波茲曼機以兩個方式擴展Hopfield網路：其一是它加入隱藏節點來擴增網路，這些隱藏節點不參與編碼數據，在網路中心以灰色顯示，其二是在非0的有效溫度運作，以致整個配置空間可以波茲曼機率分布來表徵。Geoffrey Hinton與同事們發展一個訓練波茲曼機作為生成式模型的方法：當幾個輸入都有一個共同的特徵時，它會產生更多相同類型的項目。(Freddie Pagani製圖)



Hinton：「在1983年，我們發現了一個相當美妙的方式進行學習。」當提供神經網路訓練資料時，它們會迭代地更新連接強度，使數據狀態在波茲曼分布中具有高的機率³，再者，當輸入資料有共同點，如圖2中的數字3圖像，其它高機率的狀態就會有相同的共同特徵。

這種共通性發現的關鍵要素，就是擴增網路包含更多不僅是編碼資料的節點，這些隱藏節點在圖2中以灰色表示，能讓系統捕捉資料間更高階的相關性。

原則上，波茲曼機能用在字跡的機械辨識，或是區分如發電廠等設施的正常或緊急狀況，但不幸的是，波茲曼機的學習演算法在大部分實際應用都是令人卻步地慢，因此它仍是一個學術的研究主題，而沒有太多實際應用——直到多年後，它出人意料地再度出現。

網路如何運作

大約在同時，Hinton和認知科學家David Rumelhart正研究另一種學習演算法，而它成為今日幾乎所有神經網路的秘方：反向傳播(backpropagation)⁴。這演算法是為一種稱為前饋網路(feedforward)的不同網路架構所開發，如圖3所示，相較於Hopfield網路及波茲曼機節點之間雙向連接，前饋網路的訊號只在一個方向流動：從輸入神經元層，經過一些數目的隱藏層，到達輸出。類似架構已使用在多層感知器中。

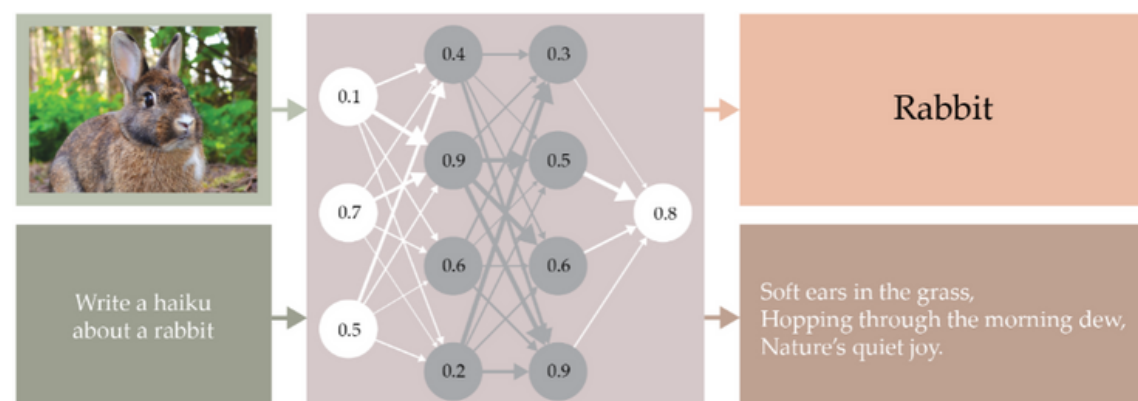
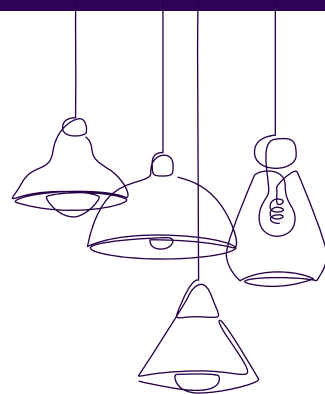


圖3、以反向傳播訓練的前饋網路，是今日神經網路所使用的基本架構，透過將數字訊號從輸入層通過隱藏層到達輸出層，前饋網路可進行包含影像分類與文字生成等功能。(Freddie Pagani製圖，兔子圖形來源為M Ligerio Loarte/Wikimedia Commons/CC BY 3.0；文句由OpenAI 的GPT-4於2024年10月22日產生。)



假設你想訓練一個前饋網路來分類圖像，你給它一張兔子的圖片，希望它能產生「這是一隻兔子」的輸出訊息，但出了問題，你反而得到的輸出是「這是一隻烏龜」，你要怎麼讓結果回到正軌呢？網路可能有數十或數百個(或今日數萬億個)節點間連接對輸出有貢獻，每一個都有自己的數值權重，要將它們全部調整試圖去得到你想要的答案，方法多到令人頭昏目眩。

反向傳播透過梯度下降(gradient descent)解決了這個問題：首先，你定義一個誤差函數(error function)來量化你得到的輸出與想要的輸出之間的差距，接著，簡單反復運用微積分的連鎖律來計算誤差函數對每個節點間權重的偏導數(梯度)，最後利用這些導數以減少誤差的方式來調整權重。

要讓誤差足夠靠近0可能需要重複很多次——而且你會想要確保網路對多個輸入(不只有一個)都能給予正確的輸出，不過，這些基本步驟被用來訓練所有類型的網路，包括概念驗證(proof-of-concept image)圖像分類器以及大型語言模型，如ChatGPT。

梯度下降法在直觀上很優美，但概念上並不新穎。McClelland：「必須要將幾個要素放在一起，才能使反向傳播的想法奏效，其一，你無法對不可微的東西取它的導數。」真實神經元或多或少是以離散的開與關狀態運作，而原始的Hopfield網路、波茲曼機與感知器皆是離散模型，為了使反向傳播作用，必須轉換到節點狀態能取連續值的模型，但連續值的網路早已有介紹，包括Hopfield的1984年論文中⁵。

第二個創新要等較長的時間。反向傳播對僅有幾層的網路效果很好，但當層數接近5層或以上時——在今天的標準是微不足道的小數目——一些偏導數變得太小，致使訓練花費的時間變的不切實際的長。

Hinton在2000年代初找到了解決方案，涉及到他的舊波茲曼機，或更精確的說，是波茲曼機的受限版本，其僅存在隱藏神經元與可見(非隱藏)神經元之間的連接⁶。受限波茲曼機(Restricted Boltzmann machines, RBMs)容易建模拿來計算，因為每組可見和隱藏的神經元能一次全部更新，並且在單一步驟中一併調整所有的連接權重。Hinton的想法是將前饋網路中成對的連續層分離出來，將它們當作RBMs訓練以獲得大致正確的權重，接著利用反向傳播來微調整個網路。



加拿大貴湖大學(University of Guelph)的Graham Taylor :「這方法有些粗糙，但它確實有用，人們感到非常興奮。」他2009年在Hinton的指導下獲得博士學位，「現在訓練5、6、7層的網路是可能的，人們稱它們為”深度”網路，並開始使用”深度學習”一詞。」

RBM技巧並沒有使用太久，隨著計算能力的快速進展，特別是人們發現圖形處理器(GPUs)完美適用於神經網路所需的運算，幾年內，人們就能在更大的神經網路從冷啟動進行反向傳播，不需要RBMs。

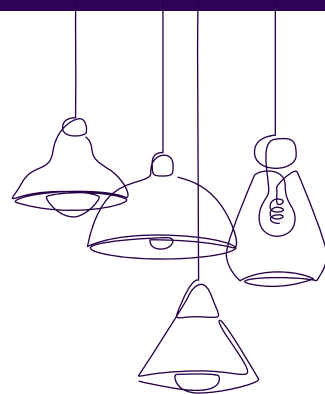
「如果RBM學習沒有發生，GPUs還會出現嗎？」Taylor問道，「這一點有待商榷，不過圍繞RBMs的興奮改變了局面：它招募來新學生來接受訓練，還帶來新的思維方式，我認為，沒有RBMs的話，我想至少，事情會以不同方式發生。」

新的是舊的

今天的網路有數百或數千層，但它們的形式和Hinton所描述的幾乎沒什麼改變，瑞典哥德堡大學的Bernhard Mehlig表示：「我從1980年代的書籍學習神經網路，當我開始教它時，我發覺沒什麼新的東西，它本質上是舊玩意。」Mehlig指出，他所寫的教科書(於2021年出版)有三個部分，第一個部分是有關Hopfield，第二個部分是有關Hinton。

現在，神經網路廣泛影響了人類的工作，包括數據分析、網頁搜尋，以及創造圖片等。它們有智力嗎？這個問題很容易立即反駁，馬里蘭大學Sankar Das Sarma言：「一直都有許多事機器做的比人類好，這與機器是否成為人類無關，ChatGPT在某些方面相當出色，但在其它許多方面，它甚至不如一個兩歲大的嬰孩。」

現今的神經網路與人類之間有巨大的數據差距⁷，一個20歲識字的人在生命中可能讀過或聽過數億個單詞，相比之下，大型語言模型的訓練是數兆個單詞，這個數字隨著每一次新版本的發布而增加。當你考慮到GhatGPT具有你千倍生活經歷的優勢的事實時，它的能力看起來就不像智力，但假使AI在某些任務很笨拙，在其它任務的正確組合中可以做的很好，像不像智力這檔事也許就不重要。



Hinton和Hopfield兩人都談論到AI不受控產生的危險，他們的部分論點是，一旦機器能夠將目標分解成子目標，它們會快速推論，透過鞏固自身的力量，它們幾乎能勝任一切的任務，並且，由於神經網路的任務通常是為其它電腦編寫程式碼，要阻止破壞並不是像拔掉單台機器的插頭一樣簡單。

Mehlig：「還有我們現在正面臨迫在眉睫的風險，有人利用電腦生成的文字和假圖片欺騙人群，企圖影響選舉。我認為，人們談論關於電腦接管世界的問題，反而不太重視當下的危險。」
物理學家能做什麼？

許多人們的不安來自一項事實——對神經網路真正做的事所知甚少：數十億次的矩陣乘法是如何累加到發現蛋白質結構或寫詩的能力？「大公司的人對營收更有興趣，而不是理解，」Das Sarma表示，「理解要花較長時間，理論學家的工作是了解現象，而這正是一個巨大的物理現象等待我們去理解，物理學家應該要對此感到興趣。」

Bialek說：「我們很難不對正在發生的事感到興奮，也很難不注意我們對此不了解。如果你想說這些是湧現，那序參量(order parameter)是什麼，湧現的又是什麼？物理有辦法讓這問題變得更為精確。這方法將會帶來見解嗎？我們等著看。」

目前，最大的問題仍是難以掌握的，Hopfield說道：「如果有什麼明顯的可行思路，就會有一大群人嘗試去解決它，但並沒有很多人致力於此，因為沒人知道從何開始。」

不過，有幾個較小規模的問題較容易解決，例如，為什麼反向傳播如此可靠地將網路誤差減少到接近0，而不是像Hopfield網路會卡在高位的局部最小值？「幾年前Stanford大學的Surya Ganguli在這方面做了漂亮的工作，」西北大學的Sara Solla表示，「他發現大多數高位最小值其實是鞍點(saddle points)：它在許多方向是最小值，但總有一個不是，因此如果你持續訓練，終究會找到出路的。」

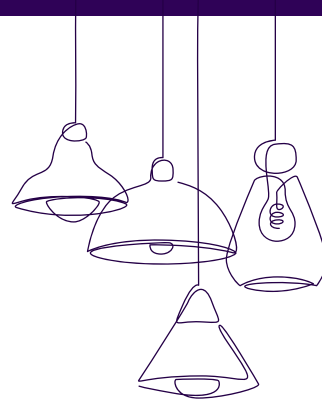
當受物理訓練的研究者從事像這樣的問題，他們還在做物理嗎？或者，他們已經把物理拋在後頭，去做別的事了？如果「物理」被定義為對自然物質世界的研究，那可以說排除了類神經網路，現在它完全是人造的抽象概念，與生物神經元幾乎沒什麼相似之處。



Solla :「我們不是製造一個會拍翅的飛機。反向傳播在真實大腦中完全是個不切實際的機制，設計的目的是做出能工作的機器，大自然給了我們一些直觀，但最好的解決方法不一定是複製它。」

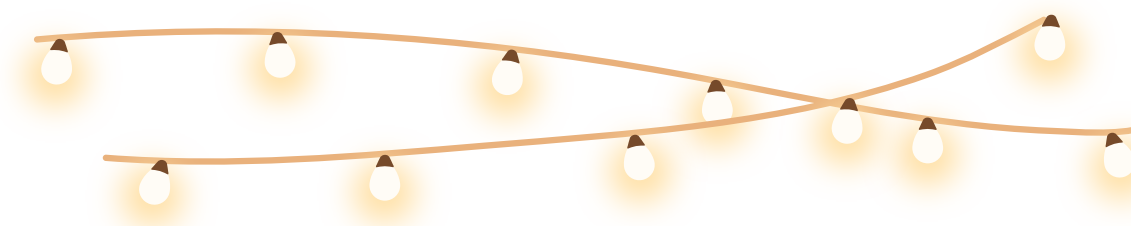
不過物理必須僅就其論題來定義嗎？普林斯頓大學的 Francesca Mignacco 說明：「在多學科領域裡，數學、電腦科學、物理學等學科的差別在於它們的方法及思維方式，它們彼此互補但各有不同。神經網路模型非常複雜，以致很難做到嚴格的數學描述，但統計物理恰好有處理高維系統複雜性的工具，就我個人而言，我從未只因它們可能是或不是物理而停止發問。」

Hopfield :「物理學只受限於人們將物理思維方式應用到真實世界系統的創造力，你可以對物理學有狹隘的看法，但你可以歡迎更多的應用物理，我屬於後者。」



參考資料

1. J. J. Hopfield, Proc. Natl. Acad. Sci. USA 79, 2554 (1982).
2. S. E. Fahlman, G. E. Hinton, T. J. Sejnowski, in Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 3, Association for the Advancement of Artificial Intelligence (1983), p. 109.
3. D. H. Ackley, G. E. Hinton, T. J. Sejnowski, Cogn. Sci. 9, 147 (1985).
4. D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams, Nature 323, 533 (1986).
5. J. J. Hopfield, Proc. Natl. Acad. Sci. USA 81, 3088 (1984).
6. G. E. Hinton, Neural Comput. 14, 1771 (2002); G. E. Hinton, S. Osindero, Y.-W. Teh, Neural Comput. 18, 1527 (2006).
7. M. C. Frank, Trends Cogn. Sci. 27, 990 (2023).



物理、AI 以及科學發現的未來

作者：France Córdoba, Valerie Browning, Walter Copan, Evgeni Gousev, Jesse Thaler

譯者：張鳳吟

來自產業界、政府部門、學術界的領導人物討論AI對物理（包括微中子、系外行星、學期論文、外展服務和勞動力缺口部分）以及物理對AI的可能影響。

France Córdoba是AIP基金會的董事會主席、科學慈善聯盟主席，以及NSF的前主任。Valerie Browning是Lockheed Martin公司技術辦公室的研究與技術副主任，她是AIP董事會成員。Walter Copan是科羅拉多礦產學院研究與技術轉移的副主任及NIST前主任。Evgeni Gousev是高通公司(Qualcomm Research)工程部的資深主任和tinyML基金會的董事會主席，他也是在AIP基金會的董事會裡面。Jesse Thaler是MIT物理系教授及NSF人工智慧與基礎互動研究所(Institute for Artificial Intelligence and Fundamental Interactions)所長。

人工智慧與物理學正在改變彼此，影響從課堂延伸到恆星，也見於學術界與產業、國防安全、補助與管理等。

今年稍早的時候，學術界、政府部門及產業界的頂尖物理學家齊聚一堂，在一個座談會上分享他們對機器學習與生成式AI (generative AI)改變科學發現、創造力、智慧財產權、訓練、溝通與勞動力部分的希望。這個活動由美國物理協會(AIP)基金會召開，2024年4月11日於華盛頓DC的美國物理中心舉行，前NSF主任France Córdoba擔任主席（AIP基金會隸屬美國物理協會的一部分，Physics Today便是由美國物理協會發行），她指出，AI徹底改變了科學許多面向：「人工智慧無所不在、無處不在、無時不在，就像一個狡猾或是令人擔憂的幽靈，取決於你的觀點。」



從左至右：Evgeni Gousev、Jesse Thaler、Valerie Browning、Walter Copan 與主持人 France Córdoba。

以下文字是從會議紀錄的改編及濃縮。

Córdoba：「AI是如何改變物理學研究呢？是它加速了科學發現，或是催動漸進式的進展呢？」

Jesse Thaler（MIT與NSF）：「我在2016年人們談論深度學習革命時，是持懷疑態度的，我是一名理論物理學家，所以我用我的粉筆與黑板進行“深度思考”。從那時我意識到，經過時間考驗的物理之策略如何能跟處理大型數據集的機器學習策略相結合，造就許多進展。」

這只是我們研究所的三個實例：我們想要去了解強核力，為此，美國所有的超級計算開放資源有10% 現在投入求解格點量子色動力學的方程式，它描述強作用力，其將夸克與膠子束縛而成質子與中子，接著形成核子。我的一些同事正利用一種生成式AI來做氫與氦的第一原理計算，並遵照元素週期表前進。

微中子物理是美國正在投資的另一個戰略領域。一項正在進行的實驗，將微中子束從費米實驗室發送到南達科他州的一個礦區(參閱Anne Heavey於Physics Today的文章，2022年7月號第46頁)(註：此文翻譯亦刊在物理雙月刊<https://pb.ps-taiwan.org/modules/news/article.php?storyid=861>)，這個偵測器仰賴液態氫時間投影室(time-projection chambers，一種利用設定電場

分布讓粒子通過液態氦時產生訊號的偵測器)精確獲取有關微中子的資訊，我們沒AI就無法處理這些複雜的數據，也無法可靠地重建微中子事件。

這兩者都是AI影響物理研究的例子，但物理學家如何能影響AI研究呢？我喜歡“grokking”的例子，這是指一個機器學習演算法不停的跑而沒學會，然後突然間頓悟了，對物理學家來說，這種突然的變化是一種相變，而確實，grokking中發生的是資訊「氣體」突然結晶成為知識，晶格結構出現在學習結構的潛藏空間裡，物理學家對於了解這個過程有獨特的優勢。

當我的年輕同事把我拖進這個我一開始不相信的世界愈來愈深時，我是拼了老命堅持著。2016年，兩位研究生給我看他們的機器學習論文，它和我的工作直接競爭，我辛辛苦苦的去量量子場論計算，而他們在這裡用了些神經網路。我告訴他們論文中的所有錯誤『這無法解釋，你沒有不確定性(uncertainties)，你不了解牽涉到的概念！』我認為他們會改找其他人當指導教授，但結果反而是他們的論文基本上解決了我所有的顧慮。

這個經驗告訴我，我們不應該只是把AI從架子上拿下來照搬照做，為使這些方法適用於物理學，我們需要納入所有我們在追求科學發現之高標準時通常會做的事。

Walter Copan（科羅拉多礦業學院）：「我認為，人工智慧與物理學研究並存的方式太多了。

就拿大型物理實驗的硬體來說，AI控制系統正使得過去需要研究生花費數月的架設成為可能，像是在非常複雜的光學系統上控制精密的雷射實驗，或是如何去設計粒子束與粒子加速器，來傳送完全所要的所需能量分布的需求。

系外行星是另一個很好的例子。目前為止找到的5000顆行星當中，有許多顆是由AI發現與驗證。系外行星的發現一般是由於行星繞行恆星時，恆星訊號強度發生

變化，人工智慧絕對是適合這種即時的圖形辨識現象。確實，AI圖形辨識可以加速任何牽涉到大量數據的物理研究及發現過程，像是在大型強子對撞機(LHC)，或是我們預期的Brookhaven國家實驗室的電子離子對撞機。」

Valerie Browning（Lockheed Martinc公司）：「現在有了大型語言模型(large language models, LLM)和生成式AI，人工智慧正從一個非常有價值的計算工具發展成更像一位合作者，這將進一步加速科學發現。幾個領域確實大有可為：量子計算與機器學習的交集、新的再生能源系統材料的發現，以及物理訊息神經網路(physics-informed neural networks, PINN)與機器學習的連結。」

Córdova：「那業界的觀點是什麼呢？」

Evgeni Gousev（高通公司與TinyML基金會）：「在矽谷，我們開發領先的AI技術，包括硬體與軟體，即用於科學研究的所有工具。但以發展來說，AI還在學步的階段，你可以用大約10小時教會一個青少年開車，但我們在自動駕駛上已經花費數十億美元及超過10年的時間，它還沒有實現。AI技術仍是非常初期，檯面下它運算一些基本的機率方程式，進行矩陣乘法，這種單憑蠻力方式是不能持續的。

這是物理學家可以增加價值的地方，我們被訓練去解決問題並將經驗連結起來，我們有大好機會能幫助AI變得更可解釋(explainable)、更合理(reasonable)、更可信賴(reliable)及更有可擴展性(scalable)。」

Córdova：「研究上有風險嗎？」

Browning：「AI並不否定審慎行為(due diligence)和科學方法的需要。當你要嘗試要把事情付諸行動時，風險就來了，利用AI與機器學習工具發展出來的模型或見解可能是在某些狀態或限制下有效，當這些條件沒進入到設計流程時，就會有風險。」

在航空與國防領域裡，一個錯誤就能造成生命威脅，因此我們做的許多事都是帶入工程的嚴謹性。當你嘗試去預測所有的極端案例（罕見事件），它們可能發生在非常變動且可能資源有限的環境時，評估、確認與驗證是一項挑戰。」

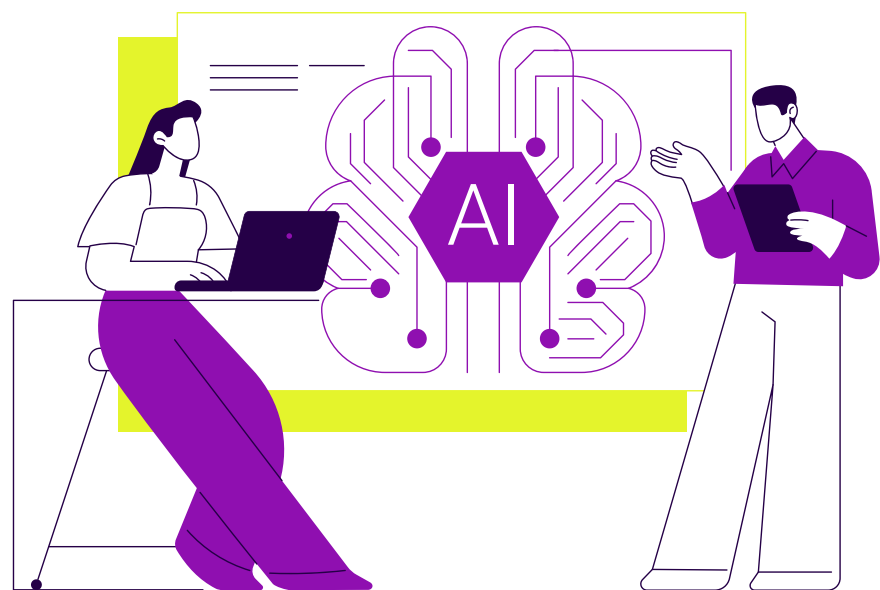
Copan：「風險是個『信任，但也要查證』的過程。再拿AI與系外行星來說明，這發現過程的正確度超過96%，未預測到和出現誤報的地方，我們可以從中吸取經驗教訓。」

NIST在可信賴AI的標準上具有關鍵作用，對於一系列應用，擁有一個測試平台非常重要，這裡可以驗證人工智慧的協定，並能獨立驗證其準確性。」

Córdova：「AI是如何改變教育呢？」

Thaler：「我們校園裡分為兩派人，一派是AI狂熱者，一派是頭埋進沙子裡的鴛鴦，說AI跟他們無關。不過，如果我們沒有把這些工具帶進教室，那麼我們基本上沒有做到身為老師的教學職責。」

而一旦你強迫學生們去使用生成式AI，它的確改變你需要紙筆作答的考試型態。



如今，學生可以利用ChatGPT風格的機器人來回答一個，像是如何去跑處理雷射干涉重力波天文台(LIGO)數據的程式碼的問題，聊天機器人甚至可以產生範例程式碼。我的MIT同事開發了一個關於科學工作流程的聊天機器人，它是個驚人的學習資源，學生甚至不知道如何提問，也能與聊天機器人互動來找出埋藏在技術文獻中的答案。」

Copan：「人工智慧和機器學習現在是科學研究的基本工具，讓學生能掌握AI是很重要的，他們將透過AI來推動物理的發展，反之亦然。」

Córdova：「AI改變了科學溝通嗎？」

Thaler：「在這裡，可能性是以一種令人驚訝的方式成長，就如同我從針對我的愚人節玩笑“ChatJesseT”中發現。它是一個聊天機器人，知道我所有的論文、維基百科條目及網頁。ChatJesseT非常熱情地談論物理與AI，是我在MIT的學生與博士後研究員利用檢索增強生成(retrieval-augmented generation, RAG)從信任的語料庫中取出，再加上一些提示工程(prompt engineering)建構了它。這啟發我們以歐本海默的所有論文來訓練它，它可以給出有關技術概念（像是波恩—歐本海默近似）的答案，也可以回答社會與物理交集的問題。」

我們發現“Open-AI-mer” 機器人可以和大眾就AI的前景與危險性展開對話，劍橋科學節(Cambridge Science Festival)的訪客非常有興致去和“Open-AI-mer”交談，然後詢問站在一旁的物理學家，機器人的回應是虛幻還是真實。

我曾經帶著老頑固的帽子，認為我們永遠無法使用語言模型做科學上的發現，因為物理的語言是方程式。我開始理解到，大量的數據都是文字形式，譬如說，一位高中生和一位博士後研究員將AI與哈伯影像資料庫結合使用——它擁有哈伯太空望遠鏡的影像，及用來證明望遠鏡時間合理性的提案，他們將文字數據與影像數據放在一起，創造一個與科學數據集互動的新方式。

我們物理學家正意識到（也許令我們懊惱），這個語言事實上是個強大的溝通方式，生成式AI能集結技術專家與大眾，創造更多的交流機會。

更棒的是，我們可以客製化自己的聊天機器人（叫ChatFrance、ChatWalt，如果你願意的話）來滿足我們的需求。我太太是個律師，她的提示工程版本就是以對她的專業有用的格式來回應某些類型的法律問題。即使我們沒有寫程式方面的專業，也能編寫這種工具做各種任務，否則工作會非常繁重。」

Córdova：「什麼是政府補助單位的關鍵政策考量？」

Browning：「國防高等研究計畫署(Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA)投入研發的約40億美元經費中，有大約70%是用於AI的應用或發展。」

Copan：「我們看到在AI聯邦科學與技術的投資已有了革命性的轉變，而政策和規章自然地需要時間來跟上科學發現與技術的規模與腳步。現在，美國想要成為全球人工智慧的領頭羊，一些局處會開始質疑研究人員使用AI取得成果，不是以經濟效益並最後發展可用於其他用途的可擴充模型的方式。很顯然，所有科學單位都會因為需要用科學過程來驗證模型，而機會受到影響。」

不過美國能在多大程度利用人工智慧作為經濟效率的力量倍增器(force multiplier)、推動者(enabler)及驅動者(driver)，同時也是個勞動力問題。科學產業無論現在還是未來，內外人力都存在需要填補的缺口，這些都會有政策影響。」

Córdova：「現在產業界擁有大部分的AI資源，大學需要這些工具來從事基礎的研究問題，但這些工具既昂貴又缺乏，有什麼解決方案呢？」

Browning：「這個挑戰加劇了高效能計算更廣泛、更長期存在的不平等問題，包

括我們學術機構在圖形處理器(graphics processing units, GUI)的使用，這會阻礙經驗學習。使用的學生能夠處理一些具挑戰性的真實世界問題，而這經驗可以為那些資源較少的人打開關閉的大門。要解決這問題，需要專注、考慮跟投資。」

作為一個國家，我們認知到進入是個問題。例如《晶片與科學法》(The CHIPS and Science Act)提議在資金上大幅提升，以支持更多進入到STEM領域，包括量子與AI，並強化研究的基礎建設與先進計算。不過對於現今的學生，還有更多需要去做的。

Gousev：「問題的一部分在於，所有東西從價格到訂貨量，一切都被過度炒作，但AI並不是一個“一體適用”的工具，大學必須以聰明的方式來使用它，從你要嘗試解決的問題開始。雲端上的數據幾乎都被GPT類的模型消耗掉，但現實世界中還有更多的數據，我們需要AI來收集並使它有所作為。」

這些炒作將會減少，隨著更多新創公司進入這領域開發新的方法、創新、技術與硬體，會帶來更多產能，演算法亦將更有效率。人類大腦消耗20瓦功率能做非常複雜的任務，圖形處理器要耗掉數千瓦，超級沒有效率，我很樂觀認為，AI將變得愈來愈有效率並更實惠。

現場觀眾：「有適當技能的人是否能掌握AI的發展？」

Gousev：「現在是物理學家發光發熱的重大時刻，我們自20世紀做的許多物理發現後，就有一點封閉起來，是時候回來了，我們可以帶給當前AI的混亂世界更多解釋性、更有效率及更多常識。」

Copan：「在訓練物理學家的過程，我們必須從整體下手，讓他們具備有說服力與清晰的溝通能力，如此他們能建立團隊與共識。現在需要的，是物理學、商業頭腦、情商與溝通技巧的結合：『物理plus』」

Thaler：「在我們NSF的AI研究所，我們訓練極有天賦的跨領域專家前往業界工作，他們是一流的問題解決者，一旦你讓這些人進入有影響力的公司的基層，他們將會一路晉升到高層。」

現場觀眾：「AI在創新與創造力中扮演什麼樣的角色呢？」

Thaler：「我們沒有充分利用電腦的能力來探索廣闊的可能性，我一部分想知道，是否人類一些成就的巔峰可以透過詳盡搜尋來達成：愛因斯坦的相對論可以從一個最佳化原理產生嗎？它真的需要對時空幾何的理解嗎？有其它的方法能得此洞見呢？我的部分想法是，我們也許在過去的物理發現中很幸運，事物是簡單及微擾的，物理學家可以用基本的原則來取得進展。」

也許我們現在面臨的問題在本質上是複雜的；也許物理學家需要小心，不要把事物太過簡化到它們最簡單的形式；也許我們必須接受某種程度的複雜性；也許爲了突破性的物理見解，我們需要開始像電腦一樣思考，並混合非常、非常多種不同的選項。或許，創造力的未來是用蠻力。」

Copan：「實驗設計和發現本質上是人類的活動。我們現在與機器處於一種非常有趣的共生關係，有科學發現的可申請專利部分，也有版權作品的原始樣貌，是什麼構成一個創造力過程的開端，而AI或機器輔助程式在其中的角色是什麼？」

美國專利及商標局(US Patent and Trademark Office)及世界上其它智慧財產局已做出某些政策決定，關於發明活動以及人類發明家對比機器的角色，但在某些方面，這些是人造的，樣態不斷在變化。」

Browning：「有一些AI 重新發現我們已知物理定律的實例，誰說AI不會發現新的東西？AI只要一些提示就能探索許多不同的選項，假設我想設計一個有特殊性能的熱交換機，但不偏好現今熱交換器的長相，AI提供一些相當有創意的選項，再加上新的製造技術與材料，我認爲這是有希望的。」

Córdova：「剛好網際網路之父Vint Cerf在我們的觀眾之中（Cerf 是Google的副總裁兼首席網際網路傳教士(Evangelist)，也是AIP基金會的新任董事），很合適請他來爲我們說最後一些話。」

Vint Cerf：「區分一般的機器學習模型與特定大型的語言模型是很重要的，前者能夠讓我們發現也許未注意到的關聯性，注意關聯性是物理發現中很重要的部分。對於大型語言模型，我認爲我們還未全然明瞭是怎麼回事，我們知道它們具有生成能力並可以產生幻覺，但有趣的是，因爲訓練的方法，它們確實把一些意想不到的組合並列起來。」

但問題是，它們並沒有足夠的背景資料。我要求一個大型語言模型爲我寫訃文來測試，它生成了一個700字的簡歷，給了一個我認爲太早的日期，它談論我的工作，把我沒做的事說是我的功勞，把我做的事歸功於其他人，它還編造我沒有的家庭成員。

這說明大型語言模型怎麼去製造逼真的人類話語，它們的回答就好像我們在問：『如果你是人類，你會對這個提示指令說什麼？』就這樣，但有一些知識概念隱藏在內，因爲統計學反映出有意義的真實文字，也因此你會感覺有一個懂某些事情的鬼在那裡。

這裡有一個辛酸的案例。我們一位員工要求一個聊天機器人反轉一串隨機的字元，它產生了反向字串並補充：『順帶一提，這是一個Python程式做的。』它讓我們停了下來。機器學習和生成式AI很大部分只是個工具，我們必須要夠聰明來分辨幻覺與幻象。」

完整的對話內容在<https://www.youtube.com/live/cUeEP15KN8M>

參考資料

1.A. Heavey, Phys. Today 75(7), 46 (2022)

理解量子物理的全新架構

非交換性的量子時空理論

國立屏東大學科學傳播學系 鄭宜帆助理教授、國立中央大學物理系 江祖永副教授

「我可以有把握地說，沒有人懂量子力學！」1964年，上世紀後半最知名的物理大師之一費曼（Richard Feynman），在康乃爾大學（Cornell University）的講座中，對底下的聽眾這麼說道。2025年的現今，是量子力學誕生一百周年，也是聯合國所訂定的「國際量子科技年」。而我們對量子力學的理解，比費曼當時多了多少？有沒有什麼新的發展路徑，可以帶領我們深入理解、看懂量子力學背後許多看似不可思議的現象呢？這就是本篇文章所要介紹的嶄新可能性：非交換性的量子時空觀點。

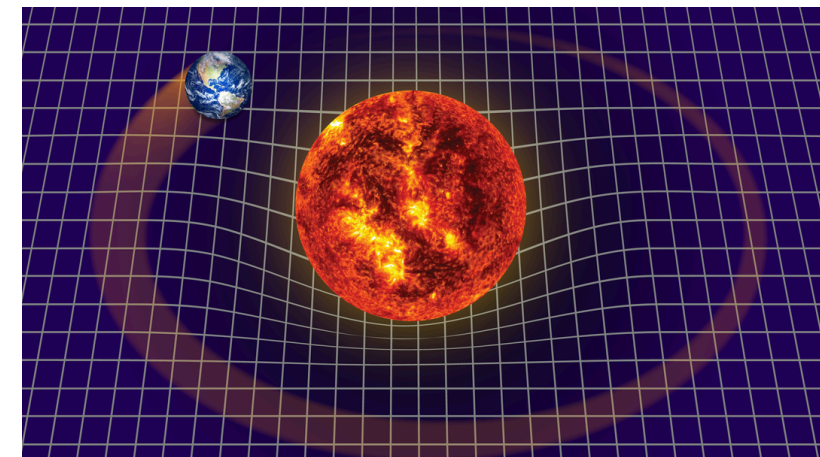
籠罩量子力學的謎團

儘管量子力學誕生已滿一個世紀，而且在日常生活以及科技領域，無所不在地影響著我們，但至今仍有許多謎團尚未解開。

舉例來說，一對處於「量子纏結（quantum entanglement）」狀態的粒子，彼此之間會互相影響，必須被視為一個整體看待，無法分開描述：在以往的、古典時空圖像下，就算兩者相距非常遙遠，只要其中某一粒子被觀測到呈現特定狀態A，那麼另一粒子就會在瞬間轉換成與其相對應的狀態B——整個過程發生得如此迅速，彷彿資訊在兩者之間傳遞，不需要花費什麼時間。然而，根據愛因斯坦（Albert Einstein）的狹義相對論，光速乃資訊的傳播速度上限。這是否能夠相容？

又例如，同樣由愛因斯坦所提出、關於時空和重力的著名理論，廣義相對論，儘管長年來獲得無數實驗和觀測驗證，但似乎也和量子力學有著無可避免的矛盾：科學家想盡辦法，就是提不出融合兩者、且合理的量子重力理論。諾貝爾物理學獎得主潘洛斯（Roger Penrose）曾在2022年接受節目專訪[1]時，斬釘截鐵對主持人說：「兩個基本原理存在著衝突，一是廣義相對論，另一是量子力學。…兩者無法彼此和平共處。一定是有什麼地方出錯了，但哪裡錯了？我不知道。」

廣義相對論把重力視為宇宙時空結構的彎曲：地球繞著太陽公轉，一般會說是因為太陽重力的緣故；但從廣義相對論的角度來看，是因為太陽的龐大質量，扭曲了周遭的時空結構，使得地球在其中運行，不得不繞著太陽轉（圖一）。



圖一：因為太陽扭曲了周圍的時空結構，導致附近的行星在彎曲的時空中行進時，不得不繞著太陽轉。（圖片來源：編輯部繪製）

另一方面，在量子力學這邊，物理學家發現，氫原子因為內部電子躍遷而發出的光譜，是不連續的；此外，在研究黑體[2]輻射時，還必須假設黑體發出的能量只能是某個基本單位能量的整數倍，才有辦法讓理論跟觀測結果相符。這樣不連續、一個個的最小基本單位物理量，就是後來稱呼的「量子」。

以現在的觀點來看，量子力學的名稱，或許不是那麼恰當，因為量子力學的最重要特徵並不在「不連續」，而是在另一點；此外，廣義相對論和量子力學的無法融

[1] Roger Penrose on Spacetime, Quantum Theory, and General Relativity (Part 2). Closer To Truth Chats

(2022). <https://www.youtube.com/watch?v=xlDNh5WYGbU>

[2] 黑體指能夠吸收所有外在環境照射其上的光線、且只會發出因自身溫度而產生的電磁輻射的物體。

合，恐怕也源自於同一點——即我們接下來要介紹的：非交換性（noncommutativity），以及非交換幾何的量子時空。

描述時空的數字系統

對人類來說，整數大概是最自然的數字了：計算樹木有幾顆、動物有幾頭，無一不是用整數；後來隨著生活需要，小數和分數才被發明出來。

想像一下：假設市面上流通的最小幣值是1元，物品的價格自然是以1元為最小單位。現在商店推出兩件5元的商品，某個客人進來，卻說只要買一件，所以只肯付2.5元，顯然店家會一頭霧水——0.5元怎麼找得開？大部分情況下，老闆可能會說：「一件要算你3元」；另一些佛心老闆可能會說：「畢竟你是老顧客，可以算你便宜一點，賣你2元。」如果市面上只有以整數為單位的貨幣，那麼2.5元價值的東西，就只能被當作2元或3元。這樣的困擾，要等到0.5元幣值的廣泛流通，才能解決。

在人類的數學史上，為了應付各種不同需要，除了整數之外，小數／分數、負數、實數、虛數、複數，各種不同的數字，一一被發明出來；未來，同樣也可能會有更多不同的數字，因為實際需求而被發明。

以目前的物理學體系來說，我們習慣用實數來表示物體的位置、以及其他各種物理量。但是，物體在空間中位置的描述，跟空間本身的數學模型有關：只有當描述空間的數學模型，是用實數標註座標的時候，我們才可能使用實數值來表示空間中的位置。

舉例而言，一般使用的直尺，上面的刻度就只有公分、公釐和英吋。我們可以說，在直尺所測量的空間中，你就只能用以上三種刻度單位組成的座標，來標註位置；如果要問虛數*i*在直尺空間中的位置在哪裡，那還真的說不出來。

[3] P. A.M. Dirac, Quantum Mechanics and a Preliminary Investigation of the Hydrogen Atom. Proc. Roy. Soc. London A 110, 561-579 (1926).

換句話說，「用實數值來表示位置或物理量」並不見得是宇宙的必然；能夠精確描述宇宙的幾何數學模型，可能不是用實數來表示，就像物品的價格不一定要以整數作為最小單位一樣。況且，實數本身，又只是數學發展到一定階段後才引進的數學符號；它是方便我們在古典物理中使用的數字系統，卻不是一定要的——會不會，其實用某些不一樣的數字，能夠更好地表示物體在宇宙中的位置呢？

如果對量子力學有基本的認知，應該或多或少聽過，在進行測量之前，量子粒子的位置並不是確定的，而是各種可能位置的疊加（更精確點說，是在實數空間中，各種可能實數位置的疊加）；當我們測量之後，會發現粒子有一定機率在A位置、也有一定機率在B位置。但是等等！這樣奇怪的狀況，會不會只是我們要求一個實際上「無法用實數值來表示精確位置」的粒子，硬要給出一個「實數值的位置座標」所導致的呢？換言之，這就如同價值2.5元的商品，因為市面上只有以1元為單位的貨幣，導致只能得到有人說3元、有人說2元的結果。

非交換數(noncommutative number)

如果大自然真的像是前述所懷疑的那樣，用實數無法正確表示量子粒子位置（或其他物理量）的值，那麼有沒有什麼數字，可能可以做到呢？

早在1926-1927年，量子力學理論的奠基者之一狄拉克(Paul Dirac)就發表了數篇論文，討論到這個問題。他在論文中，將量子物理變量的值稱為q數(q-numbers)、古典物理變量的值則稱為c數(c-numbers)，並指出兩種變量的差別在於，q數「不遵守乘法的交換律」、c數「滿足交換率」[3]；而且，這些q數「可以用廣義的矩陣來表示」[4]。就狄拉克的看法，我們必須使用某種不遵守乘法交換律的數字系統，來描述量子力學下變量的值，且能夠用矩陣來表示它，稱為q數。

什麼叫做乘法交換律呢？舉例來說， $2 \times 3 = 3 \times 2$ ，方程式中的2和3可以交換位置但並不影響結果，這就叫做乘法交換律。所以，如果有a、b兩個數字，然後

[4]P. A.M. Dirac, The quantum theory of the emission and absorption of radiation. Proc. Roy. Soc. London A 114, 243-265 (1927).

$ab \neq ba$ ，這就代表a、b兩個數字不遵守乘法交換律。

那麼，量子力學中的物理變量，具有這樣的特性嗎？答案為是！或許大家曾聽說過，在量子力學裡，粒子的位置 x 和動量 p 無法同時精確決定，它們的（實數）值一定會帶有某種程度的不確定性——稱為不確定性原理(uncertainty principle)或測不準原理。不僅如此，這兩個物理量還存在下列關係：

$$[x, p] = i\hbar, \text{ 其中 } [x, p] = xp - px$$

可以看到， xp 和 px 並不相等，兩者相減之後不等於零，而是會得到與量子力學裡重要的普朗克常數相關的數字[5]，這就說明了它們並不遵守乘法的交換律。可以說，量子力學最重要的根基，就是在非交換性，亦即上述的關係式中。

然而，事情不是這樣就結束了。在實務上，當物理學家要給出粒子的位置或動量時，仍然是用慣例的實數值來表示。這並沒有解決一開始的問題：是否應該以實數值表示量子粒子的位置或其他物理量？具體上，如何以具備非交換性的數字（稱為非交換數）來表示物理量的值？

顧名思義，非交換數並不遵循乘法的交換律。但是它應該長什麼樣子？誠如狄拉克所言，「廣義的矩陣」是一種可能的選項。若有任意 α 、 β 兩個矩陣相乘，一般而言 $\alpha\beta$ 跟 $\beta\alpha$ 不會相等——但要如何拿矩陣當作一種非交換數字系統，來表示物理量的數值呢？接下來，我們會舉實例說明。

以矩陣作為物理量的非交換數值

1999年，量子計算領域的先驅、英國牛津大學教授多伊奇（David Deutsch），和史丹佛大學教授海登（Patrick Hayden）合作，發表了一篇文章[6]，討論處於纏結狀態的量子系統之間的資訊流動問題。根據文章的論述，我們大致上可以

[5] $\hbar = h/2\pi$ ，即普朗克常數 h 除以 2π 。

[6] D. Deutsch and P. Hayden, Information flow in entangled quantum systems, Proc. R. Soc. Lond. A 456, No. 1999, 1759-1774 (2000).

這麼理解：

量子系統的狀態可看成是固定、不隨時間改變；所有的量子系統資訊則是埋藏在隨時間變動的物理量裡[7]。因為所有的物理量，都可以用一套完整的基本物理量來表示，所以，這些基本物理量的組合，就包含了該量子系統的完整資訊。

依照多伊奇等人的想法，每一個量子位元的基本物理量就是任選包立矩陣[8] (Pauli matrices)的其中兩個（因為三個包立矩陣並非完全獨立，而是存在一定關係）。順著這個思路，我們在近期的論文[9]中，進一步推敲：如果是粒子系統，那麼其基本物理量自然就是位置和動量，而且這兩個基本物理量的組合，就包含了該粒子系統的完整資訊；同時，它們的值，就是矩陣形式的非交換數[10]。量子系統下，物理量的非交換數數值，就由這些基本矩陣（以前述兩位作者為名，我們稱之為DH矩陣值）決定，而非一般慣例所使用的實數值。

更進一步，若量子系統處於某任意狀態向量 $|\phi\rangle$ [11]，我們一定可以找到轉換矩陣 U ，把狀態 $|\phi\rangle$ 以比較方便使用的基本態 $|0\rangle$ 來表達，使得 $|\phi\rangle = U|0\rangle$ 。同時，物理量 β 的非交換數數值，可以定義為矩陣 $U^\dagger \beta U$ [12] ——它包含了該量子態物理量 β 的完整資訊，不但和轉換矩陣 U 有關，也跟基本態 $|0\rangle$ 的選擇有關[13]。

上面敘述看似複雜，但就類似於以往的實數值：若要描述實數空間中某任意一點的位置，我們需要選定一個方便使用的（古典）座標系，以及單位標準值（即位置座標的標準單位大小）的定義，來給出該位置在座標系下的實際座標值。任意

[7] 這個觀點稱為海森堡繪景(Heisenberg picture)，由量子力學的創始者海森堡和狄拉克所倡導；與之相對的，是薛丁格繪景(Schrödinger picture)，其認為量子系統的狀態隨著時間演變，而物理量則與時間無關。

[8] 以物理學家包立(Wolfgang Pauli)為名，是量子力學中用來描述粒子自旋(spin)的3個 2x2 矩陣。

[9] O. C. W. Kong, On Locality of Quantum Information in the Heisenberg Picture for Arbitrary States, Chin. J Phys. 89, 1462-1473 (2024).

[10] 矩陣只是寫下非交換數的一種方式，而非唯一。

[11] 此種標記量子系統狀態的符號，稱為狄拉克符號(Dirac notation)。

[12] 在此定義中， β 是該物理量常用的矩陣表示；例如，若 β 是自旋，那其常用的矩陣表示就是包立矩陣。慣常使用的物理量矩陣表示，即是被選取為系統在基本態 $|0\rangle$ 下、該物理量的非交換數數值（亦即當 $|\phi\rangle = |0\rangle$ ，轉換矩陣 U 等於單位矩陣時。

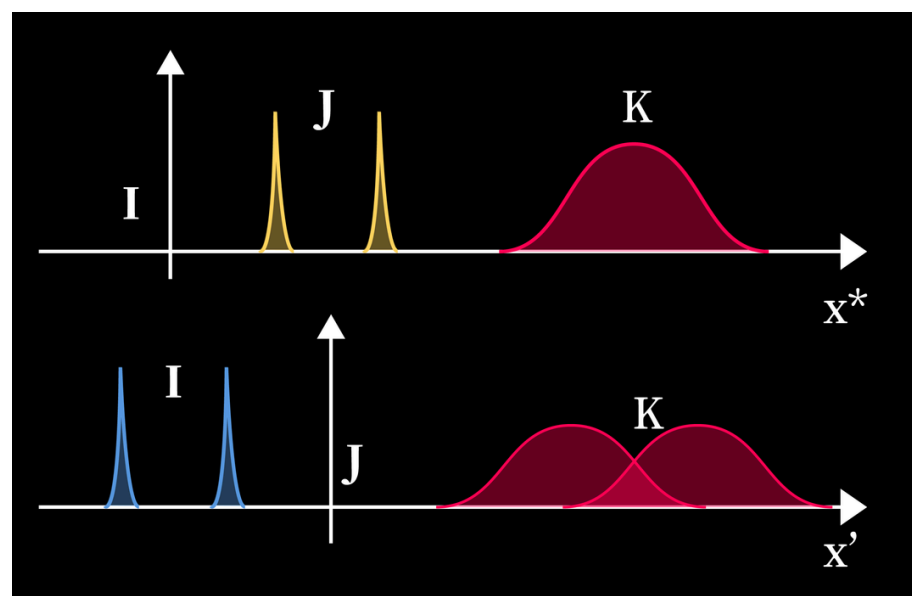
[13] O. C. W. Kong, Noncommutative Number Systems for Quantum Physics, arXiv: 2405.10339 (2024).

物理系統裡，變量的數值，本來就是一個相對值，隨參考系和參考標準值的選擇而定。

實際上，我們可以把量子系統中所有物理量的值，以非交換數的形式來表示，同時維持它們之間的相對關係。這麼一來，完整的量子資訊都會保存在這些變量的非交換數數值中，且不需要以「實數」這樣不完全的方式來描述；粒子的位置也不再是非A即B，而是同時有著這兩者資訊的非交換數（矩陣形式）數值。

量子力學與廣義相對論的衝突

因為物理量的非交換數數值跟參考系的選擇有關，這就牽涉到了量子系統的參考系轉換議題；而相對論的主軸（不管是狹義還是廣義），正好就是在探討物理系統於不同參考系下的變換，以及沒有所謂「絕對的慣性參考系[14]」這件事。在此，不妨更深入思考一下量子參考系變換[15]。



圖二：三個粒子組成的系統，分別從I的視角（上圖）和J的視角（下圖）觀察。
（圖片來源：編輯部繪製）

[14] 慣性參考系指沒有任何加速度的參考系。

[15] Y. Aharonov and L. Susskind, Charge superselection rule, Phys. Rev. 155, 1428 (1967). Y. Aharonov and T. Kaufherr, Quantum frames of reference, Phys. Rev. D. 30, 368 (1984).

[16] 針對量子系統測量某一物理量（如位置、動量等）的實數值後，系統所處的狀態即為該物理量的本徵態。在本徵態下，量子系統的測量結果將具有確定的實數值，稱為本徵值。

物如圖二上，想像我們在I粒子的參考系觀察J、K兩個粒子。I是位置的本徵態 (eigenstate)[16]，有著明確的實數值位置；J是由兩個位置本徵態組成的系統，存在兩個可能的位置實數值；K的位置則是一般的波函數[17]分布。

但如果我們轉換參考系（圖二下），改由J粒子的視角來看，I會是兩個位置本徵態的組合，同時K的可能位置會變成兩種分布的疊加，各自對應到I的其中一個本徵態。如此一來，I和K的位置，便有著百分之百的相依性（correlation），兩者處於量子纏結的狀態——一言以蔽之，粒子是否互相纏結、是否為本徵態、甚至就連物理量的不確定性（以我們的例子，就是位置的不確定性），都跟參考系的選擇有關。如果要發展對應於量子力學的相對論，就必須去理解量子參考系的變換。我們也已經成功利用物理量的非交換值，來描述一些量子參考系變換造成的改變[18]。

回到文章一開始提及的：量子力學和廣義相對論似乎在根本上有著矛盾、無法相容的問題。這是否代表，同時吻合量子力學和廣義相對論的重力理論不可能存在？

廣義相對論以彎曲時空的觀點來看待重力；物體在彎曲時空中，會以最短路徑（即所謂測地線，geodesic）運行。如果想要融合廣義相對論和量子力學，我們就必須先回答：「量子粒子也是在彎曲時空中沿測地線行進嗎？」問題是，根據量子力學，粒子（在實數時空中）根本就沒有明確的位置和路徑！若它們依照廣義相對論的規範，沿著測地線行進，這件事本身就違反了「通常的」量子力學說法。

那麼，要如何才能解開這個僵局呢？利用非交換數！

以往的量子力學，是在古典物理時空中，將粒子動力學理論進行量子化（想想那些被量子化的物理量，如角動量等）；因此，某種程度上，量子粒子在時空中確實沒有明確的位置和路徑——但那僅止於傳統概念下的時空。相對地，如果我們

[17] 描述量子系統的量子態的函數，即為波函數。

[18] O. C. W. Kong, Quantum frames of reference and the noncommutative values of observables, Results Phys. 31, 105033 (2021).

採用嶄新的量子時空觀點，將量子力學視為是在量子時空中的粒子動力學，那麼量子粒子的位置資訊，完全能用非交換數來表示（儘管沒辦法用實數來表示其明確位置），於是也就可以使其遵守廣義相對論原理：在任意的彎曲非交換時空中，量子粒子走的路徑就是量子測地線[19]。

這麼說起來，難道以前的量子力學都是錯的嗎？量子力學不是獲得了廣泛的成功與驗證嗎？

話應該反過來說：以往的量子物理理論、甚至是古典物理理論，裡面的物理量數值其實都能用非交換數來表示，而且可以完全自治、擁有與原先相同的數學邏輯，不會產生問題。使用非交換數的概念，能夠推導出古典物理方程式的非交換性版本，包括我們在先前的研究論文[20]中已經成功做到的、廣義相對論的弱等效原理。依我們的看法，**使用非交換數作為量子力學的物理量數值，是看待量子物理唯一正確且全面的觀點。**

邁向量子重力理論

縱上所述，我們認為，目前量子力學和廣義相對論無法相容的問題，可能是來自於，用實數幾何描述時空的幾何數學模型、以及執著於用實數表示物理量所導致。若仔細思考，就會知道古典物理下的實數幾何時空觀、以及用實數表示物理量，都只是科學發展的歷史使然，並不表示宇宙就是如此運作。要是捨棄以上概念，物理學可能會有更大的突破與發展。

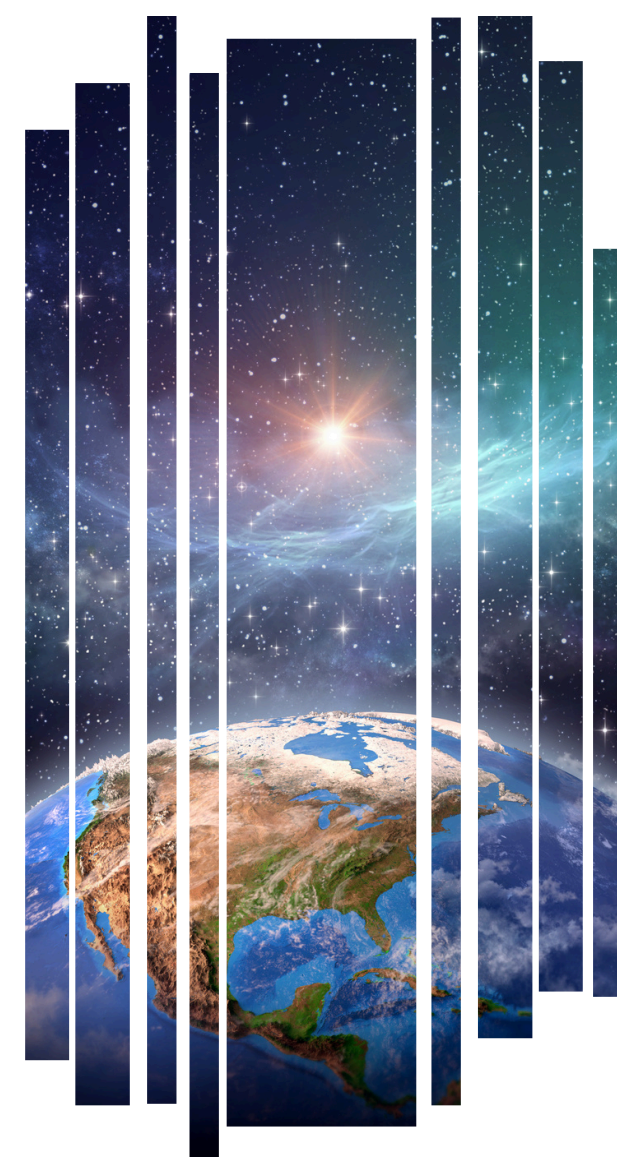
簡單來說，既然廣義相對論是描述重力的理論，那麼融合量子力學和廣義相對論的理論，亦即量子重力，就會是廣義量子相對論。相對論討論的是物理系統於古典時空中，參考系的相對性與變換；那麼量子相對論應該討論的，就會是物理系統在量子非交換幾何時空中，參考系的相對性和變換，而非在古典的實數幾何時

[19] O. C. W. Kong, Quantum Mechanics in Curved Space(time) with a Noncommutative Geometric Perspective, arXiv: 2406.15512 (2024).

[20] O. C. W. Kong, Equivalence principle for quantum mechanics in the Heisenberg picture, Class. Quantum Grav. 41, 085013 (2024).

空模型中，嘗試發展量子重力理論。

另一方面，我們可以把量子物理視為古典物理的非交換版本。藉由把原本用實數表達的物理量，改成用非交換數來表示（這實際上是回到海森堡和狄拉克的原始想法），可以解決許多以往無法解決的問題，也提供了對量子力學的更嶄新、更深入的理解——而且是實驗可以驗證的。或許，一個簡單、好用、直覺的量子重力理論，就即將問世。



[17] 描述量子系統的量子態的函數，即為波函數。

[18] O. C. W. Kong, Quantum frames of reference and the noncommutative values of observables, Results Phys. 31, 105033 (2021).

物理 專欄

| 相對論的假設來自何方？

談談斐佐實驗對愛因斯坦的可能啟發

相對論的假設來自何方？

談談斐佐實驗

對愛因斯坦的可能啟發

國立中央大學光電科學與工程學系副教授 饒丕綱

狹義相對論 (special relativity) 無疑是現代物理學最重要的基石之一。它不僅徹底改變了我們對時空的認識，還揭露了電與磁是同一個場的不同表現，以及質量與能量的關係。高能物理 (high energy physics) 的理論通常假定物理定律具有羅倫茲協變性 (Lorentz covariance)，那意味著它們是相對論性 (relativistic) 的理論。廣義相對論 (general relativity) 談的是重力場與彎曲時空，但除了那些奇異點 (singularity) 之外，在每一個時空點附近，都近似於一個平直時空 (flat spacetime)，所以狹義相對論在其中還是適用的。GPS 的時間校正，更是狹義相對論中的“運動時鐘走得較慢” (亦即時間膨脹 time dilation) 效應與廣義相對論的“高處時鐘走得快”效應的綜合結果。以上這些，都說明了狹義相對論與當代物理的基礎理論是完全結合在一起的，是這些理論的框架，它的重要性不言可喻。

在實驗方面，現代測量技術的精確度高得令人吃驚，這使得檢測相對論效應變得很實際。例如，量子電動力學 (quantum electrodynamics, QED) 的理論預測與實驗測量的結果高度吻合，可以準確到小數點後第 8 位。這樣的一致性說明了：相對論的各種預測，無論多麼反直覺，基本上都是正確的。然而，若撇開實驗證據不談，狹義相對論的正確與否，就不是顯然的了。若純粹從邏輯結構來看，狹義相對論的正確性可歸結為它的兩大假設的正確性。因此，關於這兩大假設的來源，就值得好好探討。這兩大假設分別是：

1. 物理定律在所有的慣性系 (inertial frames) 裡都有相同的形式。
2. 真空光速在所有慣性系裡都有相同的測量值。

第一個假設可以看成是牛頓力學中那個力學相對性的推廣。在牛頓力學中，不同慣性系的座標參數可以藉伽利略轉換 (Galilean transformation) 相互轉換。在此轉換下，會發現牛頓定律在兩個慣性系中有相同的形式。

考慮一個慣性參考 S' 以速度 v 相對另一參考系 S 做勻速運動，並假設此兩慣性參考系的 x 坐標軸重合，則物體在 S 的座標 (x, t) 與在 S' 的座標 (x', t') 之間的關係，用伽利略變換描述，就是：

$$x' = x - vt, \quad t' = t. \quad (1)$$

假設物體在 S' 參考系中的速度為 u' ，而 S' 又以速度 v 相對於 S 向 $+x$ 方向前進，則物體在 S 中的速度就是 $u = u' + v$ ，這個非常直觀的結果可以藉著直接對 (1) 式左計算其相對於時間 $t' = t$ 的導數而得 (其中 $u = dx/dt$, $u' = dx'/dt'$)。這結果非常符合日常低速情況下的經驗。例如，一個人在 250 公里/小時的高鐵車廂裡以 5 公里/小時的速度往前走，他相對於地面的速度就是 255 公里/小時。

不過，正如大家所知，19 世紀時，人們已經知道伽利略轉換會導致馬克斯威方程組 (Maxwell's equations) 的形式改變。當時的科學家普遍接受“波的傳播一定要有介質”的想法，因此假設以太 (aether) 存在於所有空間中，以作為電磁波在“真空”中的傳播介質，就成為一件十分自然的事。在這樣的想法下，去設計一個實驗，藉著比較相互垂直的兩個方向上來回傳播的兩道光線的平均光速以決定地球在以太中的移動速度，就顯得十分合理。這就是麥可生－莫雷實驗 (Michelson－Morley experiment) 的誕生背景。正如大家所知，實驗的結果令人驚訝，沒有任何有關地球運動的訊息顯現於實驗結果中。對這個“零結果”的當代解讀，就是光速的不變性，因此一般教科書常把麥可生－莫雷實驗的結果，視為是相對論的第二假設的依據。不過，事實真是如此嗎？

在過去的一篇文章《光速不變」是實驗結果嗎？聊聊狹義相對論的兩個假設》裡，我們曾經提到，早在 1904 年，羅倫茲 (Hendrik A. Lorentz) 在“沒有拋棄以太”的前提下，藉著高超的數學技巧，以及對電動力學內容的重新詮釋，就已經得到了正確的時空座標轉換公式，也就是現在所謂的羅倫茲轉換 (Lorentz transformation)。不過，羅倫茲沒能看出他的公式中所謂的地方時 (local time) 其實就是真實的時間，也就是相對論中的座標時 (coordinate time)。彭加勒 (Henri Poincaré) 甚至在他的兩本書《科學與假設》(1902) 與《科學的價值》(1905) 裡，探討過同時性 (simultaneity)，以及“用信號定義時間”的問題。此外，當年他已傾向於相信絕對運動是測不出來的，甚至還猜到“會有一種新力學…物體的質量隨速度改變…光速會成為不可逾越的極限” (1904 年，美國聖路易斯國際藝術與科學博覽會演講)。

在被問到 1905 年之前是否知道麥可生－莫雷實驗時，愛因斯坦的幾次回答給出了不太一致的答案。多數專家都傾向於相信愛因斯坦是知道這個實驗結果的，但對於這個實驗是否有帶給愛因斯坦決定性的影響，就不太確定了。香克蘭 (R. S. Shankland) 教授在 1950-1954 年間多次在普林斯頓高等學術研究院訪談愛因斯坦，除了問他對物理學各方面發展的看法外，也特別問到關於他如何想到兩大假設的問題。根據訪談記錄，愛因斯坦認為麥可生－莫雷實驗對他而言不太重要，反而是斐佐水流實驗 (Fizeau experiment) 對他比較有影響。根據這個說法，我問自己：愛因斯坦當年在不採用假設 2 的條件下，是否有可能推得羅倫茲轉換？以下我們就來試試，能否從斐佐實驗得到關於座標轉換規律的啟發。

菲佐水流實驗是 1851 年由菲佐 (Hippolyte Fizeau) 設計的實驗，藉著測量光在流水中的速度，檢驗以太是否隨物質運動。根據實驗結果，光在流水中的速度 u 近似滿足以下公式：

$$u \approx \frac{c}{n} + v \left(1 - \frac{1}{n^2} \right), \quad (2)$$

其中， v 為水的流速， n 為水的折射率， c 為真空中的光速。

將實驗室參考系當成 S 系，可知相對於流水靜止的坐標系就是 S' 系。根據此設定，可令 $u' = \frac{c}{n}$ ，就得到 $\frac{1}{n} = \frac{u'}{c}$ ，因此上式可改寫為

$$u \approx u' + v - \frac{u'^2 v}{c^2}. \quad (3)$$

這個結果顯示光速的改變量與水流速度成正比，但並不符合伽利略轉換所給出的結果，而是多出了修正項 $-\frac{u'^2 v}{c^2}$ 。這一項的出現使得速度同向的兩速度的合成速度較預期的直接相加要少。如果我們把 (3) 視為新的速度加法規則，能從這裡導出新的座標轉換規則去取代伽利略轉換嗎？

在嘗試推導座標轉換規律之前，先觀察 (3) 的形式，並注意這很可能只是正確結果的近似。在水流帶動光波的這個問題中， u 、與 c 的數量級相同，而 v 是比這幾個速度都小很多的速度。修正項 $-\frac{u'^2 v}{c^2}$ 對 u' 與 v 不對稱，這看起來不太合理，因為當 u' 與 v 的數量級相同時，應該沒有理由出現這種不對稱的修正項。我們只要再加上一個遠小於此修正項的額外修正項 $-\frac{u v^2}{c^2}$ ，就可以將此結果對稱化，成為

$$u \approx u' + v - \frac{u'^2 v}{c^2} - \frac{u v^2}{c^2} = (u' + v) \left(1 - \frac{u v}{c^2} \right). \quad (4)$$

有鑑於 (4) 式仍然可能只是近似公式，而 $\frac{u v}{c^2}$ 通常一個很小的數值，所以我們可以進一步猜測正確公式可能為以下二者之一：

$$u = (u' + v) \exp \left(-\frac{u v}{c^2} \right) \quad (5)$$

或

$$u = \frac{u' + v}{1 + \frac{u v}{c^2}} \quad (6)$$

通過分析極限情況，即當 $u' \rightarrow c$ 和 $v \rightarrow c$ 時的行為，可發現 (4) 與 (5) 式會導致不合理的結果。第 (4) 式在這種情況下會得到 $u \rightarrow 0$ ，而第 (5) 式會得到 $u \rightarrow 2c/e < c$ ，與物理直覺不符。因此，公式 (6) 是最合理的選擇。事實上，公式 (6) 與羅倫茲轉換給出的速度轉換公式相同。此外，在 u' 與 v 都比光速 c 小得多時，它也給出已被日常經驗證實的伽利略速度轉換公式。

認定公式 (6) 為正確的速度轉換公式後，可根據速度的定義 ($u = dx/dt$) 寫出下式：

$$\frac{dx}{dt} = \frac{\frac{dx'}{dt'} + v}{1 + \frac{v}{c^2} \frac{dx'}{dt'}} = \frac{dx' + v dt'}{dt + \frac{v}{c^2} dx'}. \quad (7)$$

由 (7) 式可知 dx 正比於 $dx' + v dt'$ ，而 dt 正比於 $dt' + \frac{v}{c^2} dx'$ 。令比例常數為 γ 並假定 $x=0, t=0$ 恰對應 $x'=0, t'=0$ ，就可以寫出下式：

$$x = \gamma(x' + vt'), \quad t = \gamma\left(t' + \frac{vx'}{c^2}\right). \quad (8)$$

公式 (8) 在形式上像羅倫茲轉換，但還不是，因為還不知道 γ 是什麼。根據 (8)，可“解出” x' 與 t' 如下：

$$x' = \frac{x - vt}{\gamma(1 - \frac{v^2}{c^2})}, \quad t' = \frac{t - \frac{vx}{c^2}}{\gamma(1 - \frac{v^2}{c^2})}. \quad (9)$$

如果交換 S 系與 S' 系的角色，會使 v 變成 $-v$ ，而有撇號與無撇號的座標/時間變數互換，但 γ 應該不受影響，因此根據 (8) 可得

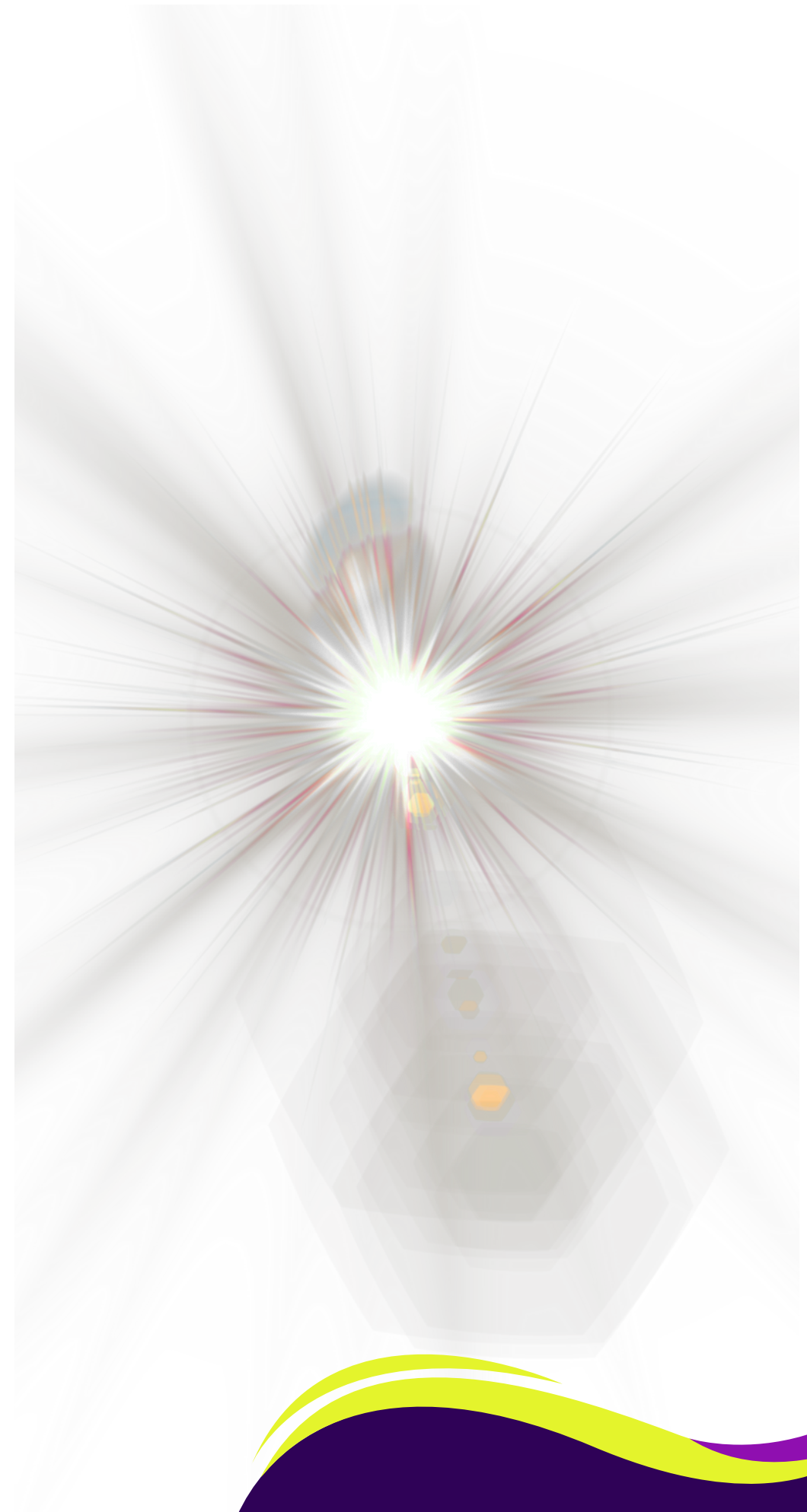
$$x' = \gamma(x - vt), \quad t' = \gamma\left(t - \frac{vx}{c^2}\right). \quad (10)$$

公式 (10) 應與公式 (9) 等價，因此 $\gamma = \frac{1}{\gamma(1 - \frac{v^2}{c^2})}$ ，這就讓我們推出了 γ 的表達式：

$$\gamma = \frac{1}{\sqrt{1 - \frac{v^2}{c^2}}}. \quad (11)$$

此 γ 值就是相對論中的 γ 因子 (γ factor)。將 (11) 代入 (8) 與 (10)，我們就得到了羅倫茲轉換。值得一提的是公式 (6) 是正確的相對論性速度轉換公式，而其中甚至沒有 γ 因子。此外，若 $u'=c$ ，公式 (6) 會給出 $u=c$ 也成立，即光速不變。

筆者在此強調，本文的推導只是提供一個從斐佐實驗到羅倫茲轉換的有趣聯想，並不能證明愛因斯坦當初是這麼想的，也不能證明愛因斯坦在相對論發表前真的對麥可生—莫雷實驗一無所知。本文的推導其實是揭露了一個事實，那就是建立狹義相對論的線索其實隱藏在許多當時已知的實驗結果中，而一個像愛因斯坦這麼努力又聰明的研究者，非常有機會從這些線索中找到最關鍵的概念，去引導他找到建立理論的必要假設。



好文

推薦

- | 從藩醫之子到初代京大教授：村岡範爲馳
- | 悠遊於物理與文學之間的兩位日本物理學家（上）走入名著的物理學家
- | 悠遊於物理與文學之間的兩位日本物理學家（下）雪博士
- | 我的物理老師們（四）
- | 庫珀瀟灑走一回，事了拂衣去

從藩醫之子到初代京大教授：

村岡範爲馳

中原大學物理系教授 高崇文



京都帝大在物理界的名聲極大，一來是由於京都大學向來以它的自由學風而聞名，與培養官僚的東京帝國大學不同，京都大學向來是以產出特立獨行的「怪人」而著稱。再者湯川秀樹與朝永振一郎這對出身京大的同學，他們的名聲也是重要的因素。但是京都帝大萌芽期的歷史，大家可能就所知甚少了。過去阿文曾介紹過前白虎隊隊士，後來成為東京大學總長的山川健次郎，這一次就來介紹與山川健次郎堪稱瑜亮的村岡範爲馳。村岡不僅是帝大初代三位物理講座教授之一，可以算是京都帝大物理系的奠基者，也是第一位投稿論文並且登上國外物理期刊的日本物理學家，還是日本第一個拍出人體X光相片的前驅者。他的人生可以算是明治時期日本學術界草創時期的一個縮影，有許多值得玩味的地方，所以阿文特地爲這位在台灣鮮有人知的物理前輩寫一篇文章，還請各位看官賞光。

村岡範爲馳於嘉永六年(1853)生於因幡國八上郡釜口村（現鳥取縣鳥取市河原町釜口）。他小時候的名字是半之丞。正如其他明治時期的學者一樣，村岡也是武士家庭出身，不過與那些出身世代都是藩士的物理學家相比，村岡家的武士資歷可以說是相當短的。他們家原本也不姓村岡，而是姓太田。他的父親太田靜馬是鳥取藩的武士，也是在在藩校「尚德館」工作的醫生。河原町釜口的太田家族世代以醫爲業。太田醫家的第一代醫者，太田俊庵，出身於引田村的富裕農民家庭，被邀請到釜之口村行醫，同時開設寺子屋，教育子弟。俊庵的兒子，太田要伯，年輕時曾前往長崎學習醫學。太田靜馬就是要伯的兒子。要伯的弟弟，太田幸助，則是侍奉鳥取藩的東分知家，鹿奴藩的藩主池田仲立。池田仲立在1864年因爲反對鳥取藩藩主池田慶德出兵京都而死諫，當時因爲以長州藩爲主的攘夷勢力被驅逐出京都，長州藩蠢蠢欲動。由於池田家藩主池田慶德是末代將軍慶喜的實弟，水戶藩前藩主的德川齊昭的兒子，所以才會被幕府選上，希望池田家帶兵上洛壓制長州，所以才會有藩主帶兵入京一事。池田仲立應該是想阻止鳥取藩捲入佐幕與倒幕的漩渦之中才會出此下策吧。

太田靜馬的兄弟以及侄子們一直都留在家鄉行醫，第五代太田茂滿在釜口還開設了一家私人診所，直到1949年（昭和24年）去世。

但是村岡範爲馳的父親，太田靜馬的人生比留在家鄉的親友們要來得精采多了，他於安政2年（1855年）奉藩命到大阪適塾學習蘭學，大阪適塾是日本蘭學者、醫生緒方洪庵在江戶時代後期的大坂開設的蘭學私塾，這裡孕育衆多人才，後來死於安政之獄的橋本左內就曾在此就讀，萬元鈔上的大人物，文明開化的象徵人物，福澤諭吉還是與太田靜馬同年入塾。隔年太田靜馬轉至江戶鳩居堂繼續學習蘭學，同時也是鳩居堂的塾頭，在那裡他還結識了後來在戊辰戰爭中大放異彩的村田藏六（後來改名爲大村益次郎）。村田藏六在鳩居堂教授醫學，兵學與蘭學。太田靜馬據說在司馬遼太郎以村田藏六爲主角的歷史小說「花神」中也曾經登場。安政5年(1858年)4月，靜馬還在鳩居堂讀書時，就以四人扶持的待遇受僱於鳥取藩。同年6月，靜馬要求將自己的姓氏從太田改爲村岡，並於7月18日獲得許可。同年12月，靜馬更名爲秀造。村岡秀造在1869年10月5日（1869年11月8日）在鳥取縣掛出町去世，此時幕府已經瓦解，連天皇都搬到江戶去了。

村岡範爲馳出生那一年五月，美國海軍培理率領的四艘艦船出現在江戶外海，引起日本國的大騷動，史稱黑船來航，德川幕府也逐漸走向末路。他年輕時在父親工作的尚德館學習。並沒有成爲攘夷志士，也沒有像其他藩捲入勤王與佐幕兩派的鬥爭之中，過著平穩的日子。直到明治政府成立之後的1870年10月25日（1870年12月17日），他奉藩命作爲明治政府從全國各地召集的310名「貢進生」，前往東京，進入「大學南校」學習。隔年日本實施「廢藩置縣」，所以村岡範爲馳不再是鳥取藩藩士，而是搖身一變成了大日本帝國臣民了。『大學南校』後來更名爲東京開成學校後，他轉入新成立的鉾山科(礦業系)。1875年（明治8年）退學，進入文部省擔任行政工作，在東京女子師範學校（現御茶水女子大學）擔任教諭。在這裡自學物理。對比之下，比他小一歲的山川健次郎則是早在1871年留學美國耶魯大學，1875年回到日本，隔年在東京開成學校教書！相較之下，村岡似乎相形見绌呢。

所幸，三年後村岡終於迎來人生的春天！1878年(明治11年)4月29日，他被政府派往德國阿爾薩斯的史特拉斯堡大學，名義上是考察歐美師範學校。除了村岡之外，外國語學校教授中川元被派去法國，西村貞則是派去英國，他們也同時都是日本派去參加巴黎萬國博覽會的代表團成員，成員中地位最高的是文部大書記官九鬼隆一。當時西南戰爭剛結束，就在村岡接到奉派出國命令的半個月後，權傾一時的大久保利通就在東京遭人暗殺了！明治初期，社會動盪，由此可見一斑。

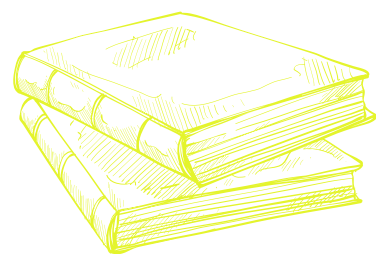


有趣的是，村岡到了歐洲以後，並沒有照原定的計畫去考察當地的師範教育，卻拿了一個物理博士學位。這與他奉派去的史特拉斯堡大學本身很有關係。話說史特拉斯堡原本是直轄神聖羅馬帝國的自由市，神聖羅馬帝國三十年戰爭結束後，史特拉斯堡市被轉交給法蘭西王國，但是普法戰爭之後，整個亞爾薩斯與洛林又被移交給普魯士王國，做為亞爾薩斯首府的史特拉斯堡也變成普魯士王國的一部分。普魯士為了顯示自己的執政能力，投注不少資源在這些新領土上。史特拉斯堡大學在這一時期得到很大擴張，大量教學大樓被興建起來。更幸運的是，當時史特拉斯堡大學的物理實驗室，是由物理學家奧古斯特·昆特主持，助手則是後來因發現X射線而獲得諾貝爾物理學獎的威廉·倫琴。就是遇到這樣千載難逢的好機會，村岡才會轉而攻讀物理的吧？

說起昆特（August Adolf Eduard Eberhard Kundt，1839年11月18日－1894年5月21日），他出生於梅克倫堡的什未林。1864年以一篇關於光的去偏振的論文拿到柏林大學博士學位。1866年開發了一種研究管道內空氣波的方法，就是將細碎的粉末（例如石松粉）撒在已建立振動空氣柱的管道內部時，會傾向於在節點處收集堆，從而可以確定節點之間的距離。此方法的擴展使得確定不同氣體中的聲速成為可能，這個實驗裝置稱為昆特管。阿文在念大學一年級做普物實驗就玩過這個儀器，不知道現在各大學普物實驗室還有沒有保留這個實驗？

1867年，昆特成為柏林大學的私人講師，隔年成為蘇黎世聯邦理工學院的物理學教授，在那裡威廉·康拉德·倫琴（Wilhelm Conrad Röntgen）成了他的學生；昆特在符茲堡大學待了一、兩年後，於1872年被派往史特拉斯堡，在那裡他大力參與了新大學的組織工作，並主要參與了物理學院的建立。

1876年，昆特在斯特拉斯堡與埃米爾·瓦爾堡（Emil Warburg）合作證明了汞蒸氣是單原子氣體。昆特也因其對在液體和蒸汽中，甚至在金屬中的反常色散的研究而廣為人知。所謂反常色散是指當光的頻率增多，通過的介質的折射率反而變低的現象。此外他通過在鍍鉑玻璃上進行電解沉積的費力過程獲得了非常薄的薄膜。他還進行了許多磁光實驗，並成功地展示了法拉第未能檢測到的某些氣體和蒸氣中偏振面在磁力影響下的旋轉。昆特還發現葉綠素光頻率吸收以6800 Å的波長為中心（Kundt's rule）。看得出他研究還蠻多樣化的。昆特後來於1888年前往柏林，接替赫爾曼·馮·亥姆霍茲（Hermann von Helmholtz），擔任實驗物理系主任和柏林物理研究所所長，成為德國物理界的領頭羊。



至於擔任助手的倫琴後來因為得到第一屆諾貝爾物理獎而為世人熟知。倫琴出生在德國倫內普（現在屬於雷姆沙伊德的一部分）的一個紡織商人家庭。在他三歲的時候全家搬到了荷蘭的阿帕爾多倫。1865年，倫琴進入烏得勒支大學讀書，隨後在蘇黎世聯邦理工學院學習機械工程。他受到當時在蘇黎世教書的昆特賞識，1869年獲得蘇黎世大學物理學博士學位。1874年倫琴受邀到史特拉斯堡大學擔任講師。1875年成為霍恩海姆（Hohenheim）農業學院教授。1876年他再度返回史特拉斯堡大學任教，這一次他在史特拉斯堡待了三年，1879年就轉任吉森大學物理系主任。1888年他就任符茲堡大學物理系主任。1895年發現X光而聲名大噪。所以村岡在史特拉斯堡大學時，真得是躬逢其盛，自然讓他轉去讀物理了。村岡在史特拉斯堡大學裡使用惠斯登電橋方法研究碳材料中電阻的溫度依賴性，此時他也觀察到熱電效應。為什麼選擇這個題目呢？因為當時美國發明家愛迪生在1879年他以碳絲造燈泡，成功維持13個小時。

到了1880年，他造出的炭化竹絲燈泡曾成功在實驗室維持1200小時，所以大家對碳材料的電阻感到興趣。1880年（明治13年），他以德文學術論文的形式將其成果提交給《Annalen der Physik》雜誌。1881年（明治14年）4月5日，村岡拿到史特拉斯堡大學的博士，成為第一位在海外獲得博士學位的日本人，5月28日返回日本。回到日本以後，他的論文《Ueber das galvanische Verhalten der Kohle》六月才登上期刊。這一篇論文是日本作者在學術期刊發表的第一篇論文。所以村岡是雙料的「日本第一」呢。

1882年（明治15年），村岡出任原東京大學醫學教授。隔年，即1883年，他發表了一篇關於魔鏡的論文，並將論文《Herstellung der japanischen Spiegel und Erklärung der magische Erscheinungen derselbe(日本鏡子的製作及其神奇現象的解釋)》提交給《Annalen der Physik und Chemie》。這裡的魔鏡可不是白雪公主壞心的繼母每天追問誰是世界上最美麗的女人的那面，而是在日本有些歷史悠久的銅鏡，用光照射後投影到牆上時，會顯現出鏡子背面所鑄圖案！這種鏡子被認為是神物，被受到信徒的崇拜。當來到日本的西方科學教師發現這種銅鏡之後產生了濃厚的興趣，並開始調查研究，稱其為「魔鏡」。

村岡範為馳認為，魔鏡現象的原因是（1）鏡面反射率出現局部差異，（2）推測這是由於鏡面曲率半徑的局部差異造成的，但最近的研究表明（2）似乎是正確的原因。魔鏡通常整面銅鏡厚薄不均，厚的部分反射的光線幾乎平行傳播，在牆面上形成明亮的影像，但薄的部分反射的光線逐漸分散，只形成暗的影像。



這樣就在牆面上投射出與壁厚差異相對應的明暗影像，這也就是鏡背上的圖案會出現的原因。

同年，他也寫了一本名為《物理教學方法》的教材。1884年（明治17年），東京數學會改組為東京數學物理會（現日本數學會、日本物理學會）留學英國的菊池大麓當選會長，但因菊池隨後要出國旅行，所以得票次高的村岡遞補而成為會長。

888年（明治21年），村岡到第一高等中學校（後來的大學預備學校，後稱第一高中）任教，同年再次赴歐洲考察。在德國期間，他親眼目睹了海因里希·赫茲產生電磁波的實驗。他還寫信給在東大的長岡半太郎通知這個大發現呢。回到日本後，從第一高等中學校教諭轉任女子高等師範學校校長。1891年8月他提交了一篇關於魔鏡的論文《日本魔鏡的研究》以此獲得了帝國大學（現東京大學）的理學博士學位。在此之前，日本最早的五名理學博士曾在日本被授予理學博士學位，其中包括1888年（明治21年）的山川健次郎，但那個學位是「經過帝國大學理事會審議後」授予的。日本通過提交論文獲得博士學位的第一人是村岡。1893年（明治26年）長岡半太郎成為第二位透過論文獲得這項頭銜的學者。

約莫在此時，村岡就任東京音樂學校（現為東京藝術大學音樂學部）的第二任校長。東京音樂學校自1887年（明治20年）創辦以來，學生很少，村岡常在家鄉鳥取講學。因此，從鳥取縣來的學生人數不斷增加。其中有大阪音樂學校（現為大阪音樂專門學校）創辦人永井幸次、田宮虎藏等。在音樂學校時，他利用從昆特那邊學到的聲學知識，與上原六四郎合著了《流行旋律研究》和《教師和音樂家的實驗聲學》等書籍。參與音樂廳聲學設計。此外，他還撰寫了一篇論文，研究基於韋伯-費希納定律(Weber-Fechner laws 主觀的感覺強度與刺激強度的改變，兩者間呈對數的關係)的弦樂和豎琴聲音的辨別限制。1891年，他還擔任國家節日歌曲審查委員會主席，並參與了國歌《君之代》的制定。

當了兩年音樂學校校長之後，村岡於1893年（明治26年）成為位於京都的第三高等學校的教授，兩年後他以前的老師倫琴在符茲堡大學發現了X射線。隔年（1896年），他從留德留學的長岡半太郎聽到此事後，就試圖自己也製造出X光，但是三高沒有足夠的電源等設備，因此他與島津公司的二代目島津源藏一起進行研究。結果，1896年10月10日，他成功拍攝了日本第一張X射線的人體照片。此外，他同年10月12日村岡寫給倫琴祝賀他發現X射線的信，還保存在倫琴的家鄉倫內普的倫琴博物館中。



1896年，亨利·貝克勒發現了鈾礦石中的輻射，啟發他想到螢火蟲發出的光也可能是一種新射線。他們繼續研究，將這種未知的光命名為“渣蚩線”，在1896年8月，在《東洋學藝雜誌》第179期中，他宣布螢火蟲光具有與貝克勒射線相似的性質，但是沒多久他了解到，這是個錯誤，所以他於1897年10月宣布這是對水蒸氣光敏效應的誤解，自己糾正了自己。當時類似的“發現”很多，最“有名”的該算是法國南特大學的”N射線”，但至少村岡是自己發現錯誤，而不是如”N射線”是被美國科學家伍德給戳破，不算太丟臉。1901年倫琴獲得諾貝爾物理學獎時，村岡還親自前往歐洲去參加祝賀活動呢。

1897年京都帝國大學新成立時，他成為該校的初代物理講座教授，為京都帝國大學物理系奠定了基礎。早在1886年日本公布帝國大學令之後，近畿地區就爭取設立帝國大學，但是一直苦於沒有經費，直到日清戰爭後，時任文部大臣兼任外相的西園寺公望提議用日清戰爭賠款提升第三高等學校為帝國大學，經過預算確認後，1897年京都帝國大學正式成立。原計劃1898年開設法科大學，但因工科需求急增，於創立當年即設立理工科大學，後陸續增設其他學科。首任總長由木下廣次擔任，導入崇尚研究自由的德式大學模式，深深影響後來的學風。順便一提，木下廣次在1909年，對千里眼實驗產生了興趣，並邀請御船千鶴子到他家進行他的第一次實驗，為御船等「千里眼」獲得社會關注創造了機會。這個超能力者後來被山川健次郎拆穿，有興趣的讀者可以參考阿文之前寫的「山川健次郎(下): 朝敵總長」一文。

京都大學初代有三個物理講座教授，第一講座是山口銳之助，他是海軍名將山口多聞的叔叔。村岡範為馳是第二講座、第三講座則是田中館愛橘的學生田丸卓郎，當時是助教授。後來第三講座換成了山川的學生水野敏之丞，明治40（1907）增設第4講座。當時的物理雖然以實驗物理為主，但是基礎的物理學逐漸在日本生根。在京大度過平靜的十五年後，原本還曆(年滿六十)的村岡應該光榮地從京都帝大退休，但是他很倒楣的遇上了京大第一場政治風暴，就是「澤柳事件」，讓他的離場十分不平靜。大正二年(1913年)，五月，澤柳政太郎由東北帝國大學總長轉任京都帝國大學總長。在就任二個月後的七月十二日，澤柳片面以學問及人格上不適任帝大教授為由，要求醫學院天谷千松，理工學院吉田彥六郎、橫堀治三郎、三輪恆一郎、松岡範為馳、吉川龜太郎，及文學院谷本富等七位教授，提出辭呈，八月五日居然發布此七位教授的免職令。

這個粗暴的舉動引爆了京大的大學教授們的怒火，連學生大會決議與教授同進退，演變成全校性的抗爭事件，事態愈演愈烈。



因此文部大臣於一月十七日請包含京都帝大法科大學校長等三位法科大學教授到東京說明，並會見當事者七位教授。另一方面，請東京帝國大學法科大學教授穗積陳重、富井政章兩人調停，與教授團會談。澤柳總長後來於四月二十八日引咎辭職。澤柳事件可說是日本大學自治形成史上劃時代的事件，從此以後，大學校長的校內直選制，漸漸地付諸實現。但是七位「被辭職」的教授還是一樣無法留在大學裡。年滿六十的村岡被迫辭職，成為京都帝國大學名譽教授。辭職後，村岡居住在兵庫縣出石郡，後與妻子和孫子村岡重浪一起在三重縣津市度過了餘生。他的長子，村岡力，喜歡能樂和能樂歌曲，這讓村岡範爲馳傷透了腦筋，村岡力後來成為神官，並擔任兵庫縣出石神社和奈良縣大和神社的宮司。村岡力的兒子村岡重浪在1977年曾寫了一篇紀念祖父，就提到村岡父子之間的緊張關係。

1929年4月19日村岡範爲馳因病去世，享年77歲。這一年湯川秀樹從京都帝大畢業，進入村岡的學生，玉城嘉十郎研究室擔任助手。後來湯川就是承接急逝的玉城嘉十郎的教授職位。從片段的蘭學到全面性的學習西方科學，明治時期的物理先輩的確是功不可沒。我們也應該能從他們身上學到一些東西吧。

參考資料

(1) 中文 英文 德文維基相關條目



村岡範爲馳 前東京音楽学校長 維基百科

悠遊於物理與文學之間的兩位日本 物理學家(上)走入名著的物理學家

中原大學物理系教授 高崇文

通常物理學家給人的印象都是力求精確，不苟言笑，甚至有點令人生畏，而撰寫小品的隨筆散文的作家則給人平易近人，甚至是帶點幽默詼諧的感覺。所以能夠身兼物理學家與散文作家雙重身分的人物似乎有點難以想像，但是在上個世紀的日本就有一對師徒，不但各自在物理專業上十分傑出，他們的散文也十分膾炙人口，時至今日依然深受歡迎，其中一位甚至曾出現在明治文豪夏目漱石的小說中。他在小說中的形象十分逗趣，常常讓讀者忍俊不住，放聲大笑，但是他的真實人生充滿著悲慘的遭遇，而他的學生也有類似的悲苦境遇，但卻也同時是被稱為「雪博士」的神奇人物，他們這對師徒在漢語圈名聲似乎不太響亮，所以阿文特地為他們撰寫一篇，還請各位看官賞光。

讓我們先從師父說起，他就是寺田寅彥（1878年11月28日（明治11年）—1935年12月31日（昭和10年））。寺田寅彥不但是傑出的物理學家、散文家、還是個貨真價實的俳句詩人呢。他的筆名包括吉村冬彥（自1922年起使用）、寅日子、牛頓（ニュートン）和藪柑子（やぶこうじ）。

他雖然在東京出生，但是卻是土佐出身，沒錯，就是出了坂本龍馬以及衆多幕末志士的土佐藩！而且寺田寅彥的父親寺田利正在腥風血雨的幕末，就真的被捲入了時代的漩渦之中！寺田利正是宇賀市郎兵衛的兒子，過繼給寺田家前叫宇賀知己之助。他的弟弟叫宇賀喜久馬。文久元年（1861年）宇賀喜久馬與朋友中平忠次郎在土佐的永福寺門前，遇到土佐的上士，山田広衛以及益永繁齋。中平忠次郎因為天色昏暗，不慎擦撞到山田，在當時這被認為是非常失禮的事情，兩人因此發生了爭吵，但是沒想到，暴躁的山田広衛居然一怒之下，當場拔刀將中平忠次郎給殺了！事出突然，受到驚嚇的宇賀喜久馬連忙跑去告知中平忠次郎的哥哥池田寅之進。沒想到池田寅之進一到了命案現場，發現在小溪旁一邊清洗沾滿血跡的刀，一邊喝水的山田広衛，池田寅之進二話不說，當場從背後一刀將山田広衛給砍死了，而到附近借燈籠而回到殺人現場的益永繁齋也被殺紅眼的池田寅之進給宰了！

這可不是一般的兇殺案，因為中平家是土佐的下士，而山田與益永是上士，土佐的下士是長宗我部的舊部，長宗我部家曾經統一四國，算是一方之霸，在關原大戰前仍然是土佐一國之主，但是長宗我部家在關原之戰參加西軍，戰敗後遭到改易。反觀土佐的上士都是跟著德川家康轉封到土佐的山內一豐來到土佐的，土佐下士長期遭到上士的霸凌，雙方原本就有舊恨，加上幕末時，上士多跟著藩主站在幕府這邊，而下士多打著尊王攘夷的旗號，與長州攘夷派互通聲息，所以這場血案讓雙方的怒氣都達到頂點，一場火拼一觸即發，連坂本龍馬都跑到池田家商議。這就是有名的「井口刃傷事件」。

最後土佐藩為了平息這場風波，居然下藩命要報仇的池田寅之進與通風報信的宇賀喜久馬都被要求切腹來安撫上士！殺人償命，池田死不足惜，可是當時宇賀喜久馬才十九歲，聽說還是個大帥哥，無端扯上這件事，已經夠倒楣了，居然還要賠上一條命！身為哥哥的宇賀知己之助，只好擔任切腹儀式中的「介錯」，親手砍下弟弟的腦袋。（有的說法是將匕首刺入心口）。這是寺田寅彥出生十七年前的事，但是這件事引發很大的風潮。痛恨上士的土佐下士們在半年後終於組成了「土佐勤王黨」。寅彥的父親寺田利正因為擔任弟弟的介錯，精神受到創傷，一度患上精神病，但也因為如此，他遠離土佐藩部下士倒幕的活動，而是開始思考透過學問改變社會。土佐勤王黨雖然在武市瑞山的領導下曾掌握藩權，在京都為倒幕展開相當血腥的殺害政敵的活動，但是後來土佐藩改換方向，武士瑞山被迫切腹，土佐勤王黨成為長州藩的夥伴，在幕末的腥風血雨中因為沒有藩的保護，死傷最為慘重。而維新成功之際，土佐藩又識時務地站在薩長這邊。土佐上士如板垣退助，後藤象二郎都成了高官。寺田利正看盡人間冷暖，想來是點滴在心頭了。我們的主人翁就來自這麼一個歷經風霜的家族。

寺田寅彥於1878年（明治11年）11月28日出生於東京都麴町區（現為千代田區），由於虎年虎日，所以取名為寅彥。寅是十二地支裡的老三，對應到老虎。由於任職陸軍的父親職務調動，寺田寅彥和祖母、母親、二姐於1881年（明治14年）一起搬到了高知市大川筋。1885年（明治18年），他又搬回東京，但隔年父親退休後，他再次搬回高知。據說他的祖母會跟他講起宇賀喜久馬的故事。他於1893年（明治26年）進入高知縣尋常中學校（現為高知縣立高知追手前高等學校），接著於1896年（明治29年）進入熊本縣第五高等學校。日本戰前的舊制高等學校是日本在1666年後陸續設立的教育機構，高等學校的程度相當於現代日本的高中至大學低年級之間的範圍（大學預科）。



因舊制高等學校的畢業生一定能進入帝國大學就讀，因此二戰結束前，考入舊制高等學校即意味著擁有跨入精英階層的機會。寅彥在熊本五高認識了英文老師夏目漱石和物理老師田丸卓郎，寅彥視他們為自己一生的導師，深受兩人的影響，也因此決定同時追求科學和文學。寺田寅彥在高校還沒畢業就在1897年（明治30年）娶了父親上司阪井重季的長女阪井夏子（1883年－1902年）。阪井重季是土佐藩在緊要關頭從佐幕轉向倒幕的關鍵人物，他從戊辰戰爭到日露戰爭，無役不與，乙未之役也曾來到臺灣。1898年（明治31年）以夏目漱石為首，寅彥與蒲生紫川、厨川千江等人一起成立了俳句協會紫溟吟社。

漱石是俳句詩人正岡子規的好友，他們的故事還被寫入了著名的歷史小說《坂上之雲》。當寅彥在1899年（明治32年）從五高畢業後，選擇進入東京帝國大學理學院，師從田中館愛橘和長岡半太郎。很不幸地，他的妻子夏子在1902年（明治35）因肺結核去世，享年不到二十，留下一個滿周歲的女兒。強忍悲痛的寺田寅彥隔年從東京帝國大學理學院實驗物理系以第一名的優異成績畢業，接著他進入東大的研究所。不久他成為東京帝國大學理學院講師(1904年明治37)。

1905年一月夏目先生的出道作《我是貓》開始在《子規》雜誌上連載，當時本是準備一期就完結的短篇，卻因為編輯的勸說而使夏目漱石繼續寫下去。小說在日本國內外都產生了廣泛的影響，並成為了日本文學史上的一部名著。「我是貓」中的主人翁苦沙彌當然就是漱石本人，而小說裡那位不食人間煙火，天天專心研究“上吊力學”，然後每天到研究室為了研究“青蛙眼球水晶體”而努力磨玻璃珠的“帥哥書生(當時貧窮的學生會到老師家打雜號稱“書生”)水島寒月就是以寺田寅彥為模特兒寫出來的。「我是貓」中還描寫到苦沙彌的一位土豪鄰居的太太(她被苦沙彌戲稱為“鼻子太太”因為她的鼻子甚為「壯觀」)為了想把女兒嫁給水島，特地到苦沙彌家打探水島的虛實，結果被玩世不恭又不通曉世情的苦沙彌趕出去的絕妙情節，令人不禁捧腹大笑莞爾。明治社會充斥著粗俗的功利主義，在漱石的生花妙筆下真是令人莞爾，其實這算是苦衷作樂吧。

阿文覺得最好笑的一幕是在「我是貓」最後一章，水島回述為了學拉小提琴但怕被其它學生認為學琴太過柔弱，千方百計要偷偷去買小提琴的情節，這種荒謬的情節放在土佐的背景，一點都不唐突。反倒是水島此時告知自己與鼻子太太的千金無緣，因為自己已經娶了故鄉的「膚色黝黑」女子，不過現實人生中他的第一任夫人已經過世了，想一想還蠻令人鼻酸。



夏子據說是出名的美女，她的眼睛很大，被親友讚道：“你不需要燈，因為你的眼睛會發光。”兩人鸞鶼情深，無奈緣分只有短短的五年。這一年寺田寅彥與濱口裕子再婚。三年後終於在1908年（明治41年）獲得理學博士學位，也算是熬出頭了。值得一提的是他的博士論文題目是“尺八聲學研究”。尺八是奈良時代由大唐傳入日本的樂器，形狀類似簫，音色獨特，大家看時代劇有時還會看到呢。這一年夏目漱石出了《三四郎》，小說裡頭的男主角小川三四郎在東京帝大理學院的一個地窖中，看到同鄉的表哥野野宮宗八設計的一個研究光線的裝置，三四郎在心中形容這個複雜機器像福神漬罐頭，而「罐上的小孔像蟒蛇的眼珠一樣發亮」，每當他想起野野宮的研究和那地窖實驗室，那個「福神漬罐頭」儀器都會在腦海浮現。這個野野宮宗八也是以寺田為原型，與水島相比，野野宮變得更成熟，但是也更顯得與社會格格不入，根本是孤高的科學家的模樣了，這也許反映出在瀾漫功利的明治社會，夏目漱石愈發感到鬱悶，也或許是飽嚙人生甜酸苦甜的寺田在談笑風生的表面，書生的傲骨益發嶙峋吧。

在明治社會一個人不免俗地還是要攀爬「文明開化」的階梯，1909年（明治42年）1月寺田寅彥成為東京帝國大學理學院副教授。同年3月，他赴柏林大學留學，從事地球物理研究。當時地球物理還是新興學科，維切特在1898年被哥廷根大學任命為歷史上首位地球物理學教授還只是十幾年的事，但是寺田的老師田中館愛橘算是蘇格蘭物理學家Cargill Gilston Knott的學生，很早就開始研究地磁與地震，所以寺田對地球物理並不陌生。他還曾在1910年（明治43年）在斯德哥爾摩會見諾貝爾委員會主席Svante August Arrhenius教授。寺田的留學生活於1911年（明治44年）結束，他經巴黎、紐約、波士頓、華盛頓、尼加拉瀑布、西雅圖繞了一圈才回到日本。回國後，他接受農商省委託，開始在水產講習所進行海洋研究。他的研究與地球物理學頗有相關，例如對潮汐副振盪的觀測。一般來說，海洋擾動所造成的海平面變化以及颱風、氣旋等氣象擾動所造成的海嘯與海灣內的自然振動會產生共振，成為二次振動。這現象本身並不是罕見，但如果振盪週期接近海灣等的自然週期，則可能會發生共振，潮位變化可能發生劇烈變化。這是寺田在這段時間研究的重點。他後來還出版了一本書《Umi no Buturigaku》(海之物理學)。

除了地球物理，寺田也是日本利用X光繞射研究晶體的前驅。他在1913年（大正2年）受到德國物理學家馮勞厄發現勞厄斑的刺激，進行了自己的X射線繞射實驗，他進行的研究獨立於亨利·布拉格和勞倫斯·布拉格父子之外，算是該領域最早的研究，並於1913年在《自然》雜誌上發表了“X射線和晶體”。

可惜的是由於從日本寄論文到英國發了太多時間，類似的發現被布拉格父子搶先發表，1915年就頒給了布拉格父子，寺田寅彥痛失良機，只能飲恨！當時大學使用的X射線發生器結合了X射線管和敏感線圈，輻射劑量極弱，因此即使照射晶體一周，照相底片也不會曝光。因此，寺田從醫學院收到了一根被認為是廢物的X射線管，並用它進行了實驗。這是日本X射線繞射的開始。他的研究成果隨後被傳授給了他的弟子西川正治（東京帝國大學理化學研究所）。1916（大正5）他在東京大學畢業典禮上提出「使用X射線顯示原子排列的實驗」，這一年他正式就任東京帝國大學理學院教授。並於1917年因其工作而獲得帝國學院獎。此外，在寺田的建議下，西川根據礦物晶體的X射線繞射圖確定了它們的原子排列。1915年9月，他公佈了尖晶石（ $MgAl_2O_4$ ）這種礦物的晶體結構。這僅僅在馬克斯·馮·勞厄、保羅·彼得·埃瓦爾德等人的歷史性工作之後一兩年呢。但是悲劇再次襲擊在寅彥身上，他的續絃寬子於這一年十月過世，享年四十，留下四個小孩。寅彥於隔年與酒井しん子再婚。這段時間他與老師夏目漱石一樣，開始為胃潰瘍所苦，可以想見精神壓力之大。

晚年的寅彥成為日本物理界的領導人物之一，當愛因斯坦於1922年（大正11年）訪問日本的時候，他就出席了歡迎晚會。隔年發生了關東大地震，他扛起調查關東大地震的重責大任。原本身體狀況不佳的寅彥似乎因為受到責任感的驅策，變成活力十足，每天帶著飯糰四處奔波。只是聽說嗜吃甜食的寅彥拿的飯糰裡頭不是梅干，而是黑糖塊！接著在好友大河內正敏的敦促下，他在1924年（大正13年）成為理研(RIKEN)兼任研究員。大河內曾經與他一起進行子彈的彈道實驗。1926年（昭和1年）他又兼任東京帝國大學地震研究所研究員。他培養了許多日本地震學的人才，但是命運之神似乎對他不怎麼友善，1935年的大晦日(12月31日)他因轉移性骨瘤在東京本鄉區駒込曙町（現為文京區本駒込）的家中去世。享年只有57歲。遺體安葬於高知市東熊市寺田家墓地。

寺田寅彥雖然是一位自然科學家，但他對自然科學以外的文學和其他事物有著深厚的了解，並寫下了許多兼具科學與文學的文章。他是夏目漱石弟子中最年長的，有些人甚至認為他並沒有被視為弟子，而是被視為平輩，因為漱石有時會要求寅彥教他關於寅彥比較擅長的領域（例如科學和西方音樂）。而且夏目漱石平常只有週四會與弟子會面，而寺田被允許在周四以外的日子訪問夏目的住所。因此，內田百閒等人的文章中對他非常地尊重。寺田寅彥本身文學素養極高，所以常會金句連發。據說「當你忘記自然災害時，自然災害就會來臨」這句金句就是在他接受採訪時脫口而出而被錄下來的。



寺田寅彥在進行物理研究的同時，仍然持續以吉村冬彥的筆名撰寫散文，他的散文後來結集成《冬彥集》(1923)出版。他的文章充分表達出他的獨特的見解與人生態度。晚年時，他曾寫了一篇文章《獻給那些渴望科學的人》(1934)，裡頭有這樣一句話：“每個人所擁有的看似雜七雜八的知識，在他們後來的工作中卻出奇地有用。”正如他所說的，他對各種各樣的事物都感興趣。他不只參與了地球物理學的「正統」研究，例如當時最前線的「X射線晶體」和「潮汐次振盪的觀測」，他對正統物理學中未涵蓋的主題也感到興味十足，像是他的博士論文研究的尺八，還有「金平糖的角是如何形成的」、「裂縫是如何形成的」、「山茶花是如何落下的」、「墨流」、「蒲公英果實漂浮在水中的技巧」這類的研究。寺田寅彥態度的一貫之處在於他對大自然的興趣，以及他願意將其發展到可以轉化為一門科學的程度。這不就是寺田寅彥的真正本質嗎？雖然這些主題乍看之下似乎很奇怪，但它包含了一些有遠見的研究。這些對日常現象的研究後來被稱為「寺田物理學」。

「寺田物理學」的精神在他寫的《盧克萊修與科學》(1929)中闡述得最為精闢，這篇文章討論到科學家應具備的能力。古羅馬詩人和哲學家盧克萊修（Lucretius）是古代原子論的大師，他觀察到灰塵在光線照射到黑暗地方時舞動的現象，並將其解釋為物質原子的混亂運動。寺田寅彥認為盧克萊修的這種直覺能力很重要。他認為科學家應該具備三種LSK能力。L指的是盧克萊修所擁有的直覺能力。S是進行數學分析的能力，K是透過實驗系統化和推論現象的能力。將LSK視為一個三維軸，並假設那些能力較高的人在質上擁有較大的數字（遠離原點）。研究人員應該根據他們的能力和成就被分配到某個地方。想想科學家個體在LSK空間中的位置。離原點或軸越遠，作為一個科學家就越優秀。大量平庸的科學家都在原點附近。然而，在LS面（ $K=0$ ）上，也就是說，即使沒有實驗和歸納的能力，也有波茲曼、普朗克、波爾、愛因斯坦、海森堡、狄拉克等偉大的理論科學家。反過來在LK位面（ $S=0$ ）上，即使他們缺乏數學分析的能力。仍然有像法拉第、拉塞福、美國物理學家伍德這樣偉大的實驗科學家。然而，寺田寅彥表示，SK表面上沒有偉大的研究人員（ $L=0$ ）。換句話說，如果你沒有直覺，你就不會成為一個偉大的科學家。

像寺田寅彥這樣一個有趣的人物，自然影響了一批年輕人，其中最值得一提的莫過於被稱為「雪博士」的中古宇吉郎，他的故事就留到下一集囉！

參考資料

- (1) 中文 日文 英文維基相關條目

悠遊於物理與文學之間的兩位日本 物理學家(下)雪博士

中原大學物理系教授 高崇文

上一回我們介紹了游走於物理與文學之間的傳奇人物，東京大學出身的寺田寅彥。接下來我們來介紹寺田寅彥的徒弟，中谷宇吉郎（1900年7月4日－1962年4月11日），他還有一個響亮的稱號，就是「雪博士」。中谷宇吉郎與寺田寅彥一樣，都擅長用讓一般人容易理解的方式，向公眾來傳達科學，當然也包括他自己的研究。他的著作包括《冬花》和《立春の卵》。他還曾說過一句名言：「雪是來自天堂的一封信。」會講出這麼詩情畫意的評語的科學家是什麼樣子的人呢？請聽阿文細細道來...

中谷宇吉郎於明治33年(1900)出生於溫泉鄉石川縣惠沼郡片山津町（現加賀市）。英年早逝的考古學家中谷治宇二郎是他的弟弟。他們家是片山津的庄屋的分家。江戶幕府時代的庄屋就相當是村長，是介於武士與農民之間的一個獨特階層。但是中谷宇吉郎的父親身體不好，所以到了上學的年齡，他就在母方親屬的照顧下，搬到了大聖寺町（現在的加賀市）。當他從大聖寺町錦城初中畢業後不久，他的父親過世了。同年，他進入舊制的小松中學（現為石川縣立小松高中），並在宿舍度過了五年。父親去世後，照當時的習俗，宇吉郎應該去找份工作，負擔家計，但是他的母親卻堅持獨自經營家族的和服與雜貨生意，並且鼓勵宇吉郎繼續升學，所以宇吉郎下定決心繼續升學，他的目標是考上在金澤的第四高等學校。當時上了高等學校就等於進了帝國大學一般，可以算得上鯉魚躍龍門，反過來說，競爭非常激烈，名落孫山的機率很高，宇吉郎第一年就沒有考上，當了一年的浪人，他跑去東京的預科學校學習了大約半年後，終於於次年（1919年）考上四高，進入該校的理科甲類。理科甲類主要是以英語為主，德語為輔，理科乙類則是以德語為主，英語為輔。在學期間，他完成了顯微鏡和解剖方面的訓練，他一度渴望未來能研究動物學或生物學，但是他在讀了田邊元的《近代自然科學》一書後，開始對理論物理產生了熱情。有趣的是田邊元是哲學家，雖然進東京大學時念的是自然科學，但是1908年時轉入哲學系，從學於井上哲次郎、柯貝爾等人，1913年於東北大學擔任講師。1918年他受聘至京都大學，與西田幾多郎逐漸形成京都學派。

1922年至24年，田邊元以文部省在外研究員的身份，赴德跟隨胡塞爾學習現象學，後來又轉向海德格的哲學。看來明治時代游走在文組與理組之間的人還真不少！當宇吉郎於1922年從高校畢業後，真的就選擇就讀東京帝國大學理學部的物理系，走上他的物理之路。

但是宇吉郎的人生再次受到外界的巨大影響！1923年9月1日，當他還是大學二年級的學生時，發生了關東大地震，整個關東地區都遭受了嚴重的地震災害。宇吉郎身心受到很大的打擊，讓他決心投入地震相關的研究。由於他在東大曾經被寺田寅彥指導過，所以他轉而從事實驗物理學，並成為他一生的志業。1925年他從東京大學畢業後，立即進入理化研究所，成為寺田實驗室的助理。寺田寅彥在前一年就在好友大河內正敏力邀，成為理化研究所的兼任研究員。寺田寅彥是個很有魅力的老師，所以有不少仰慕他的學生來到他的門下，除了宇吉郎之外，還有地球物理學者坪井忠二，以及物理學家平田森三。他們後來也都成了科學家兼散文作家。

1927年，宇吉郎與東京帝大的學弟藤岡由夫的姊姊，著名的文學研究者藤岡作太郎的長女，藤岡綾結婚。隔年宇吉郎奉命赴英國倫敦國王學院留學。他師從歐文·威蘭斯·理查生爵士(Sir Owen Willans Richardson)，理查生出身劍橋三一學院，在卡文迪希實驗室開始研究熱物體的電子發射現象。1902年，理查生遴選為三一學院的院士。從1906到1913，在普林斯頓大學擔任物理教授。1914年，理查生回到英國，成為倫敦國王學院的惠斯登物理教授。稍後，晉升為研究主任。他最著名的成就是在1901年證實，從受熱金屬線放射出來的電子，其電流量與金屬線的溫度成指數關係。這關係的數學形式類似阿瑞尼斯方程式。這個關係式後來被稱為理查生定律。除此之外，理查生在光電效應、迴轉磁效應 (gyromagnetic effect)、化學反應的電子發射、軟 x-射線、氫元素發射光譜等等物理領域也貢獻良多。就在宇吉郎投入門下那年，理查生得到諾貝爾獎。但是就在他在英國深造的時候，故鄉傳來不幸的消息，留在日本的新婚妻子竟然不幸死於白喉，宇吉郎與他的恩師寺田寅彥一樣，遭受失去愛妻的人生悲劇。傷心的宇吉郎也只能強忍悲痛，繼續學業。

兩年後宇吉郎從英國留學回來後，就任北海道帝國大學新設的理學院的助教授。雖然北海道帝國大學是1918年成立的帝國大學，但是要等到1930年北海道帝國大學的理學部才正式設立。說起北海道帝大學，雖然是次於東京、京都、仙台、福岡的第5所帝國大學，但是它的前身札幌農學校，可是日本第一所頒授學士學位的大學、也是全日本第一所以英語為主要教學語言的學校。

札幌農學校首任校長為威廉·史密斯·克拉克博士 (William Smith Clark)，他曾任美國麻薩諸塞州農科大學校長。克拉克博士返美途中經過札幌附近的島松時，騎在馬上，對送別的師生們大聲說了一句話：「青年們，要胸懷大志」(少年よ、大志を抱け、Boys, be ambitious)。從此這句話就成了北海道大學的校訓流傳至今。也就是由於克拉克博士的影響，北海道帝大特別以自由主義的傳統而自豪。1952年，東京大學校長矢內原忠雄這樣評價：明治初年，日本的大學教育中有兩個中心。一個是東京大學，另一個就是札幌農學校。這兩個學校打下了日本教育的國家主義和民主主義兩大思想的基礎。這所大學的風格與中谷宇吉郎十分合拍，他終其一生都在北海道大學工作。但是後來宇吉郎也吃了不少來自此地抱持和平主義態度同事的苦頭，這就留到後頭再來細說。

要晉升教授需要學位，所以宇吉郎在1931年獲得京都帝國大學理學博士學位。標題是“論不同元素的軟 X 射線發射，參考吸附氣體的影響。”1932年左右，他升等成為教授，並開始研究雪花，在北海道研究雪花，似乎再自然不過，可是雪花背後的物理可不簡單。雪花主要由飽和水蒸氣的零下空氣團中的無機和有機顆粒形成。冰晶透過將水分子以六邊形對稱排列附著在生成的冰晶上而生長。其中作用的內聚力主要是靜電力。儘管雪花從來都不是完全對稱的，但它們通常表現出大約六重對稱性，這是因為冰的晶體結構是六方的。新鮮冷凍的冰晶是微小的六角形。六花雪花的枝條（樹突）由獨立生長的六角形角和從枝條兩側獨立生長的小枝組成。當雪花穿過雲層時，其生長微環境會動態變化，溫度和濕度的微小變化會影響水分子的附著方式。雪花的形狀多樣且複雜，據說「沒有兩片雪花是相同的」。

威爾森·本特利 (Wilson Bentley, 1865-1931 年) 是第一個嘗試尋找相同形狀雪花的人，他從 1885 年開始在顯微鏡下拍攝了無數雪花，並發現了我們今天所知道的各種形狀。從1933年開始，中谷宇吉郎開始觀察自然雪，並且製作了3000張清晰的雪花照片版本，他拍攝天然雪並根據天氣條件對其外觀進行分類，並將它們分為幾種類型。他還在將空心玻璃管中的水蒸氣加以冷卻，形成了冰晶，這讓他認為有可能可以製造人造雪。但是製作雪花比他最初的預期還要困難多了，並不是一件容易的事。因為冰晶並不會如他所想形成雪花，而是像毛毛蟲一樣生長，黏在他用作核心的棉繩上。為了突破實驗的難關，中谷宇吉郎在1935年開設了低溫實驗室，並繼續使用各種材料製作冰芯進行實驗。這些實驗表明，羊毛線比棉線更好，但它們仍然沒有產生期待產生的雪花形狀。這一年他與陸軍騎兵中佐·寺垣丹藏的女兒靜子再婚。

中谷不屈不撓，終於在1936年3月12日，也就是他第一次嘗試之後三年，他利用大學的低溫實驗室的設備，在兔子皮毛上的一根毛髮的尖端上創造了一片雪花！這是科學家首次實現了人造雪花的生產，是一項重大的突破。他持續研究試圖闡明了天氣條件與晶體形成過程之間的關係。1937年12月，他在實驗室裡拍攝了多種人造雪花的照片。

也許是積勞成疾，到了1938年，宇吉郎被診斷出患有肝硬化，只好暫時停止實驗室的工作，乖乖地在武見太郎的指導下接受治療。說起武見太郎，他可是曾在理化學研究所，在日本知名物理學家仁科芳雄的指導下，研究核子科學在醫學上的應用。1937年，他建造了第一台可攜式心電圖儀，並在1939年發明心向量圖機，而為人知曉的科學家。據說武見太郎當年醫學院畢業，進入內科研習時與教授不合而被迫退職，才會到理研去。後來他在銀座開業，成了許多政商名流的醫生。中谷雖然在這段時間不能作實驗，卻也沒閒著。他在當年的12月26日在《北海道帝國大學理學院學報》第2卷第1號上發表有關人造雪晶的內容。他的第一本散文集《冬花》和《由紀》(岩波新書初卷之一)也在這一年出版。

1939年，中谷宇吉郎執導了日本第一部科學電影《雪晶『Snow Crystals』》(東寶文化映畫)。這部電影的配樂是伊福部昭所製作的，伊福部昭是北海道帝國大學農学部林学実科学学校(森林科学科)的學生，雖然在學時就對音樂非常有興趣，不但嘗試作曲，還跟同好組成樂團，不過他倒是把大學念完以後才投入音樂事業，他後來替日本電影「哥吉拉」系列寫配樂而聲名大噪呢。這部科學短片被送到華盛頓特區的第三屆雪委員會，在那裡放映，宇吉郎還收到委員會的致謝函呢。

當然雪博士不是只研究雪花而已，他還在低溫科學方面取得了重大成就，包括凍脹和防結冰研究。沒錯，你沒看錯，他研究的是凍脹，不是凍縮！寒帶地區發現土地在寒冬時會膨脹，解凍後會下沉的現象，會發生凍脹的原因是當大氣溫度低於冰點時，由於冰在地下形成結晶，土壤中的冰從凍結的表面開始，並沿著熱量損失的方向生長（即垂直向上朝向地面）所造成。冰的生長需要供水，由土壤中的毛細作用將水輸送。由於上覆土壤的重量，限制了冰的向上生長，就在土壤內形成一個透鏡狀冰區域。這些冰透鏡的形成能讓土壤，升高達1英尺(0.30米)或更多。土壤必須有足夠的孔隙度讓水性通過毛細管作用上升，但孔隙度又不能太高到破壞毛細管的連續性。這種土壤被稱為「易凍層」的土壤。冰透鏡的生長能不斷消耗在冰凍前沿的上升水。

不同的凍脹會導致路面開裂——導致春季坑窪的形成——並損壞建築地基。日本寒冷地區的鐵路凍脹損害尤其嚴重，所以凍脹研究是有其實用價值的。中谷宇吉郎被認為是這方面最重要的專家之一。戰爭期間，凍脹成為重要的研究議題，1939年11月，北海道鐵道局成立了凍脹對策研究委員會，宇吉郎成為委員。宇吉郎主要對凍脹問題發生的機制進行了調查和研究，工程學院的教員和鐵路局的工程師制定了技術對策，並取得了一些成果。中谷受札幌鐵路局（現為JR北海道）委託進行凍脹研究。所以雪博士的研究不單是基礎科學的研究，對於工程也有很大的價值呢。

1941年，北海道大學決定以人造雪研究為基礎，成立低溫科學研究所，並於1943年成立，中谷成為首席研究員。由於當時已經是太平洋戰爭打得火熱之時，軍事研究自然是該研究所的主要目的。成立後，中谷進行了「飛機防冰」和「北海道和千島群島的霧」的研究應軍方要求。後者的目的是消除機場跑道上的霧氣。當軍方急於將研究成果投入實際應用時，中谷仍堅持強調基礎研究的立場，他說：「基礎研究是解決問題的唯一途徑。」1943年，新雪谷山頂建成了一座冰觀測站，但隨著戰爭的結束，它在1945年被拆除。更糟糕的是，宇吉郎領導的北海道帝國大學低溫科學研究所的研究設施被1945年10月進駐札幌的佔領軍徵用，研究人員無處可去。與軍方和技術學院共同建造的新雪谷山頂的研究設施即將被拆除。

於是，宇吉郎與澀澤慶三、石黑忠篤、武見太郎、鳥井信二郎聯繫，籌集捐款，於1946年2月匆忙成立了農業物理研究所。據稱，該研究所的目的是將物理學應用於農業，特別是人為地克服天氣的影響，並為增加戰後所需的農產品產量做出貢獻。設立這個研究所的目的是為了維持戰爭期間在該研究所工作的眾多員工的生計。該研究所的總部將設在札幌市宇吉郎的家中，分支機構將設在新雪谷（當時的關塔村）。此外，在同村的有島農場等北海道5處設立了分公司。宇吉郎一家也從札幌搬來，住在有島農場的角落。然而，在那裡，他們11歲的大兒子生病了，雖然他們一家回到札幌讓大兒子接受治療，他的長子最後仍然回天乏術。遭到喪子之痛的宇吉郎仍然必須在物質短缺的戰後日本努力主持農業物理研究所。直到1950年，由於戰後一直在農業物理研究所工作的許多工作人員開始找到新工作，農業物理研究所最後被解散。在此期間提供管理支援的農林林業部農業研究所接管了宇吉郎在札幌的家，並在那裡設立了北海道分所。

雖然研究所被解散了，所幸宇吉郎在這一段時間還是開創了一個新的活動領域。

農業物理研究所對1947年8月15日發生的石狩川支流和忠別川造成的水災進行綜合調查，期間與低溫科學研究所、理學院、農學院、工學院、札幌氣象台都有合作。1948年，宇吉郎在題為《洪水災害綜合研究》的研究報告中總結了這些成果，並以此為參考制定了《國土科學》的研究計畫。這與日本國內開始在經濟穩定部下設立資源委員會，並根據美國TVA的水資源綜合開發政策制定綜合河流開發計畫有關。

1948年9月，宇吉郎一家從北海道搬到東京原宿，宇吉郎開始獨自在北海道大學工作。同時，1948年2月左右，宇吉郎收到了一封來自國際冰雪委員會主席丘奇的信，邀請他參加9月在挪威的奧斯陸舉行的委員會全體會議並介紹他的最新研究成果。宇吉郎開始為他的出席做準備，包括製作一部戰前電影進一步演變的電影並進行放映。1948年與日本映畫社合作完成了科普片《霜の華》和《大雪山の雪》，隔年又與日本映畫的工作人員吉野馨治、小口禎三合作成立了Laboratory Production，它是岩波映画製作所的前身。然而，在這部影片在製作過程中卻引發喧然大波，依據《北大百年史》的記載，由於美國的通用(GE)研究所向中谷提供的電影膠片是用美國空軍的研究經費所購買的，戰後北海道大學反戰氣息濃厚，跟美軍扯上邊是不得了的醜聞，這讓他受到不少詆毀，再加上他與低溫研究所的年輕成員開始時有扞格，所以後來他辭去低溫研究所的兼職，專任北海道大學教授。

當時出入境手續嚴格，外幣取得困難，所以宇吉郎不得不放棄前往奧斯陸，但是他還是出國了一趟。1949年7月到10月，宇吉郎不僅訪問了美國和加拿大的研究設施以及丘奇博士等研究人員，還訪問了TVA(Tennessee Valley Authority)。9月的時候，他在湯川秀樹紐約的臨時住所住了三天，當時湯川秀樹剛從普林斯頓研究所來到紐約，擔任哥倫比亞大學的客座教授。一個月後，秀樹就被宣布獲得諾貝爾物理學獎。新聞出來時《讀賣新聞》還借用了宇吉郎和秀樹當時的照片，刊登在報紙上呢。回到日本的隔年1月，日本藝畫社教育電影部因製作《霜の花》而榮獲1945年朝日獎，以此為契機，宇吉郎開始認真製作科學教育電影，並與後來成為岩波書店社長的小林勇和羽仁進在1950年5月。共同創立了岩波映画製作所。

回到日本的宇吉郎擴大了他的研究興趣，開始與他的學生井上直一合作進行海洋研究，特別是潛水探測器的開發。宇吉郎熱衷於推動北海道的漁業發展，他與1949年在函館成立的北海道大學水產學部教授井上直一等人合作，將這個想法付諸實踐。

從1952年6月開始的兩年時間裡，宇吉郎受邀前往美國芝加哥附近伊利諾州威爾梅特成立的雪與永凍土研究所（簡稱SIPRE，現為美國陸軍冷岩土工程研究實驗室（CRREL））擔任客座研究員，並計劃進行為期一年的冰研究。SIPRE是美國軍方的一個組織，同時也與明尼蘇達大學的研究人員合作，專注於基礎研究。

宇吉郎很喜歡SIPRE的研究氣氛，所以向北海道大學申請將海外研究再延長一年。獲得批准後，他在美國又待了一年。研究接近尾聲時，宇吉郎向北海道大學低溫科學研究所所長吉田順五詢問可否利用該研究所的設施進行「冰晶生長的定量研究」。這個計畫將在美國空軍的研究經費支持下近型。這個提議遭到校內外的激烈反對。5月10日，該研究所的工作人員會議完全拒絕了宇吉郎的請求，並表示「接受此類研究經費進行研究是不可接受的」。特別是，隨著東西方冷戰體系的強化，日本也開始談論建立軍隊，據說許多人擔心會再次開始科學家的軍事動員。同一天，民主科學家會札幌支部發表了題為《不要成為造成死傷的科學家》的聲明（發表於1954年7月號《學園孝論》）。回過來看，這簡直是小題大作，但是戰後的北海道大學氣氛可見一斑。

雖然遇到這些挫折，中谷繼續他對雪花的研究，並闡明了自然界中如何產生各種圖案的雪花。也是在1954年，哈佛大學出版社出版了他的《雪晶：天然與人工Snow Crystals: Natural and Artificial, 》這是一本有眾多插畫的巨著，總結了他從北海道大學的工作開始對雪花晶體的研究。儘管早已絕版，但它仍然是晶體形狀的經典參考，展示了科學研究如何透過系統觀察來準確描述自然現象。後來他發表了中谷圖(Nakaya diagram)，描述了水蒸氣、溫度、過飽和度和雲中多餘水蒸氣的密度之間的關係。從1957年起，中谷宇吉郎開始研究格陵蘭冰蓋(ice sheet)。從那時起，他每年都會前往格陵蘭島繼續他的研究，直到1960年。1962年4月11日，他因攝護腺癌在東京大學醫院去世。他享年 61 歲。

今天，中谷宇吉郎的研究所所在地北海道大學校園內矗立著一座六角形石碑，用來紀念中谷先生的成就。他的第一台設備被保存下來在低溫科學研究所展出。這位來自溫泉鄉的雪博士經歷了喪妻喪子之痛，也曾受到高唱反戰的同事辛辣的批判，也許在他心中，滿天紛飛的雪花是他最大的安慰吧。

參考資料

(1) 中文 日文 英文維基相關條目



Nakaya Ukichiro 維基百科

我的 物理老師們（四）

國立台灣大學物理學系兼任教授 高湧泉

古典電動力學課本處處可見複雜的公式，沒有任何一頁可以輕易翻過去。

1974 年，黃暉理教授擔任台灣大學物理系大學一年級的普通物理課老師，破例地使用了「柏克萊物理課程」，讓我開了眼界，看到物理學結構之巧妙遠超過我之前的想像。但是黃老師此舉對我的影響不僅於此，更重要的是，若非如此，我的人生可能會走上另一條軌道。

我在高中時期，早就決定未來要研讀物理學，因只有這門學問會對一切現象追根究柢，也才能滿足我的好奇心。不過到了高三下學期，我忽然有了頓悟：思索物理是自私的行爲，我腦中的世界與我的親人毫無關係，他們對於我這方面所作所爲一無了解，我若是從事物理研究，將無益於我身旁的親人，而且當時我看到政治、社會上有太多不公義的事，所以一時熱血湧起，轉念要攻讀法律。

我告訴了我的班導師林昌煜老師這個想法，我預期他會勸阻我，我也準備好要說服他。沒想到他根本沒有反對，而是對我說，聯考快到了，你一定來不及重頭讀好歷史、地理科（記憶中當時的理組學生在高二以後除了三民主義就不再上文史課），也考不上法律系，不如上了大學之後，再設法轉系。這個實際的考量確實有道理，我聽進去了，所以就決定還是以物理系爲聯考第一志願，但是在享受了一年的物理之後，就要轉到法律系。沒想到黃老師的「柏克萊物理課程」終究還是讓我再次轉念決定留在物理系了！我後來回想，林昌煜老師實在高明，他一定知道如果出言勸阻，只會令我對於冒險轉組的念頭更加執著。

除了大一的必修普物課，我還在大四時選修了黃暉理老師開的「古典電動力學」（簡稱古電）課。對於全球各地的物理系研究生來說，這門課與量子力學是最核心的兩門必修課，但是也有很多大學部學生會在畢業前就選修。



黃老師所選用的課本是傑克森（John David Jackson）所著的《古典電動力學》（Classical Electrodynamics），這本書是全世界絕大多數古電課所用的教科書，所以「傑克森」也成了古電課的代名詞。

物理系學生一般會在大二修習「電磁學」（electricity and magnetism），學到描述電磁現象的馬克士威方程式，我之前提到的「柏克萊物理課程」第二冊——珀塞爾的《電學與磁學》，也非常適合充當大二的電磁學課本。但是馬克士威方程式精深博大，大二電磁學課只能讓學生有初步認識，很多內容例如輻射現象只有留待古電課做深入的分析。大致講，古電課所涉及的數學演算和電磁學碰到的相比，難度要高上一級。所以傑克森課本處處可見複雜的公式，沒有任何一頁是可以輕易翻過去的，它的習題更是讓學生心生畏懼。

黃老師的古電課留給我的印象就是，他很努力推導課本中每一道困難的式子，一行又一行，寫滿整個黑板，就像壓路機，不停緩慢往前。我就納悶，古電課一定要這樣教、這樣學嗎？有比較不那麼沉重的方式嗎？所以當我到了美國加州大學柏克萊分校，就決定要重修一遍古電課（至於量子力學課，我就跟任課老師康明斯教授說，我在台灣修過了，不想再修，他當下簽名同意）。「古電先生」傑克森教授其實長年就在柏克萊任教，但是他當時正擔任系主任，不開授任何課程，否則聽傑克森親自講解他的名著，必定是一生難得的體驗。不過我聽說他自己上古電課，其實也會凸槌。

當年（1980）在柏克萊開授古電課的是克斯（Leroy Kerth）教授，我以前從未聽說過他，但是他的課真讓我有見識到高手之感。克斯當然也是選用傑克森的書做爲課本，可是他並沒有按照課本順序一頁頁前進，而是只說明關鍵點，數學推導也局限於最困難處，因而能讓內容呈現層次感，學生比較可以掌握要旨。柏克萊每門課上課時數比台大少，但是克斯卻能舉重若輕，處理了更多的題材，太厲害了。由於古電課有濃厚數學氣味，這門課一般都是分派給理論學家，然而克斯並不是理論學者，他是一位實驗粒子物理學家。我猜想他之所以能夠教好古電課，是因爲他對於電磁現象的體認比理論學者更敏銳。

庫珀瀟灑走一回 事了拂衣去

國立陽明交通大學電子物理系 林志忠研究員

經典超導體理論稱為Bardeen-Cooper-Schrieffer (BCS)理論，其中第二位作者庫珀(Leon Cooper, 1930–2024)在構思及建立該套理論的參與過程與傑出貢獻，可謂是瀟灑走一回，「事了拂衣去」。

1950年代初期，超導理論的研究如火如荼，巴丁(John Bardeen, 1908–1991)無疑是其中一員大將，他置身美國中西部伊利諾州的一望無際玉米田中，帶領著幾位初出茅廬的博士後研究員和博士生，挺身攻堅。最初的兩位博士後包括李政道(1926–2024)和David Pines(1924–2018)（後來伊利諾大學(UIUC)物理系助教Francis Low也加入了他們的研究行列），但到了1955年夏天，兩人都已離開了伊利諾大學。

Pines與巴丁共事三年(1952–1955)，兩人深入探討了金屬中的電子和聲子（量子的晶格原子振動）作用問題，這是邁向超導體理論的重要一步。Pines於1955年獲得普林斯頓大學助理教授職位，前往任教，因此巴丁著急尋找一位既「精通場論並願意從事超導性研究」的同事，與他一起破解超導體之謎。經巴丁向普林斯頓大學高等研究院詢問，楊振寧向他推薦了庫珀。庫珀的博士論文研究的是核子理論，精於量子場論和多體作用問題，但他對固態物理一無所知，甚至未曾聽過「超導體」一詞。

1955年9月，幾經思考之後，庫珀欣然勇敢接受邀約來到伊利諾大學，他一邊在

巴丁指導下自學超導體物理，一邊向物理系同仁講解量子場論及其計算方法。埋首學習與探究僅約一年時間之後，他已構思出超導「電子對」(Cooper pairs)的概念並完成計算，且將論文投稿到Physical Review（1956年9月），於11月中旬刊出。

緊接下來的半年多時間，BCS三人比往昔更加勤勉工作，奮力搶關計算，因為巴丁非常擔憂天才橫溢的費曼會捷足先登，率先提出一套理論解答超導性問題。1957年7月，三人終於完成複雜龐大的計算量，並把長達30頁，標題直截了當訂為「超導理論」(“Theory of Superconductivity”)的論文投至Physical Review，於12月刊登。時年，庫珀27歲，施里弗26歲，巴丁49歲。

這篇青史留名的BCS超導理論論文投稿之後，庫珀也就離開了伊利諾大學，前往俄亥俄州立大學擔任助理教授。1958年，他轉任布朗大學的副教授職位，不久晉升為講座教授，直到2024年10月逝世。

所以，庫珀只在伊利諾大學待了兩年，這也幾乎是他學術生涯中僅有的專注於固體物理學課題研究的兩年。庫珀的最愛是人工神經網絡和人工智慧，1973年他在布朗大學創立了「大腦和神經系統研究所」(Institute for Brain and Neural Systems)，對該領域貢獻良多，而且他是一位人工智慧的先驅。——據說，庫珀從中學起就最喜歡生物學，但他覺得讀物理要趁年輕，而且他認為研究物理能讓人對複雜的自然現象培養深刻的洞察力，因此高中畢業後他選擇就讀物理系和物理研究所。

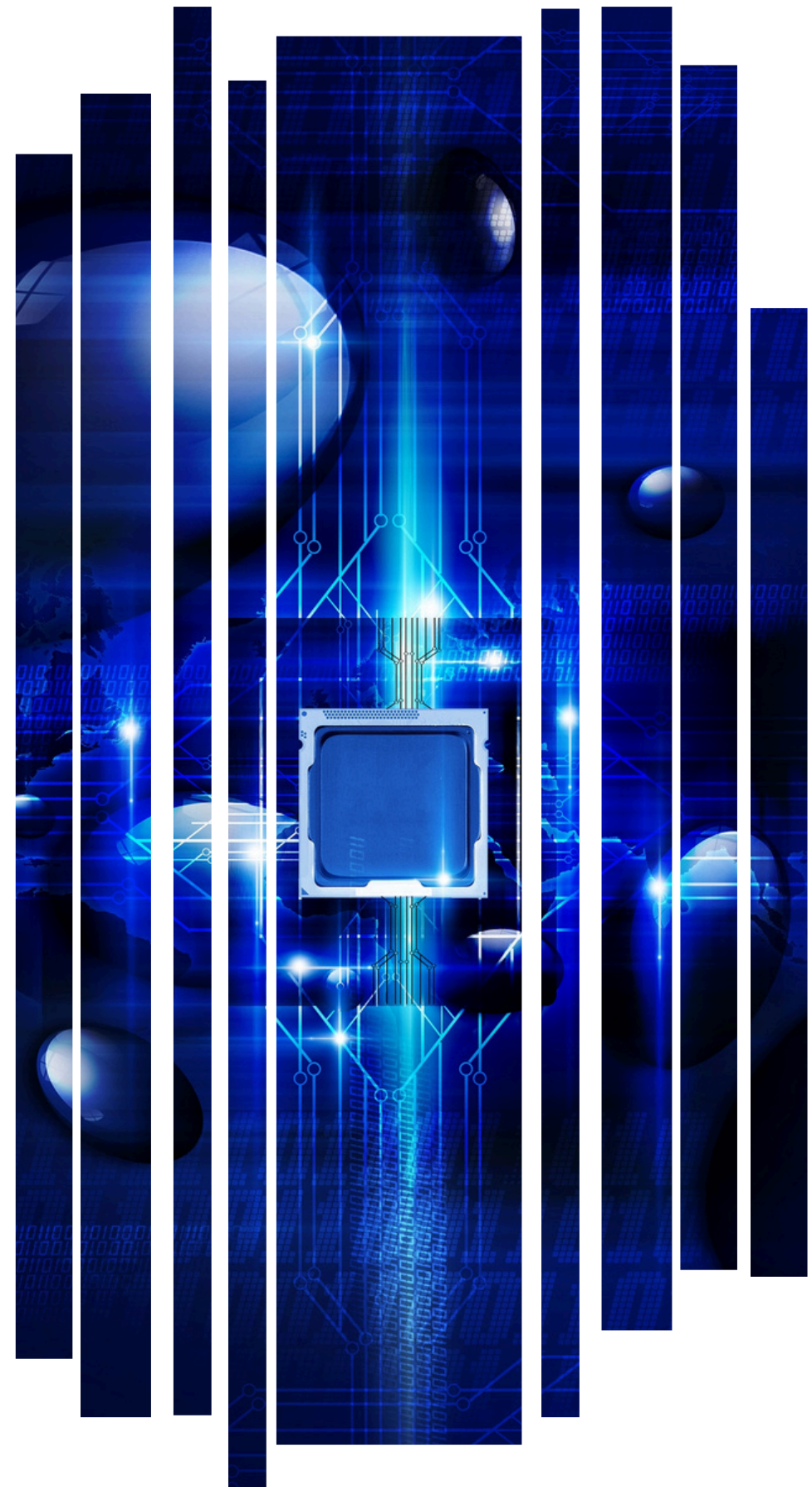
1972年，BCS三人因（後來）以其姓氏命名的超導理論獲得了諾貝爾物理學獎。這時刻，Pines心中不知是否曾隱約浮起一絲幽微苦澀之感，因為利用場論方法計算電子—電子以及電子—聲子的多體作用性質，也是他的專長。然而，世間有幾位年輕人（及資深學者）能抗拒得了普林斯頓大學提供奉上的教職橄欖枝？況且，在他離開伊利諾大學的1955年夏天，巴丁（以及全球的物理學家都）還缺乏

明確無疑頭緒，尚未找著撬開超導理論大門的具體可行敲門磚，而學術資歷稚嫩的施里弗(John Robert Schrieffer, 1931–2019)才剛剛選擇了超導理論作為他的博士論文研究課題，庫珀則仍完全是個固體物理的局外人。

庫珀後來曾經半開玩笑回憶說，如果他不是個局外人，知道超導體自被發現之後的40多年間（從1911年至1950年代中期），愛因斯坦、波耳、海森堡、包立、費曼和朗道，以及其他無數當代著名物理學家都曾絞盡腦汁，費力嘗試解開超導機制之謎，但最終全功敗垂成，他很可能當初就一口回絕巴丁的邀請，逃之夭夭了。又，巴丁深思熟慮，洞燭機先，體認要攻克超導理論難關，必須邀請一位像庫珀這樣精通量子場論的年輕人參與，顯然他能獲得兩次諾貝爾物理學獎，絕非僥倖！



美國物理學家庫珀（左）和Michael Kosterlitz合影於2017年1月中旬布朗大學物理系為Kosterlitz 榮獲2016年諾貝爾物理學獎舉辦的全系師生歡慶會上（影像擷取自歡慶會影片）。



雜誌編輯團隊

發行人：郭家銘（台灣物理學會理事長，國立中央大學物理系教授）

顧問：溫文鈺、王為豪、高崇文、許進恭、陳柏中、簡紋濱

總編輯：陳樞旭（淡江大學物理系副教授）

副總編輯：高崇文（中原物理系教授）、劉承邦（國立東華大學物理系教授）

當期執行編輯：高崇文（中原物理系教授）

編輯委員：陳彥龍、劉承邦、張勝雄、蘇冠暉、張明哲、曾文哲、張嘉泓、朱家誼

出版助理：李蓉蓉

美編排版：趙子涵、許萱庭

聯絡及投稿email：bimonthly@ps-taiwan.org

物理雙月刊：<http://pb.ps-taiwan.org/index.php>

特別感謝物理研究推動中心補助及支持。本刊所刊載之全部編輯內容為台灣物理學會所有，非經書面同意，不得做任何形式之轉載或複製。

