



星球永續健康線上直播

量子健康科學 (7)

量子神經網路分類臨床應用

2026 年 9 月 9 日

量子科學近年快速發展，從量子物理、量子電腦到人工智慧的跨領域整合，逐漸成為科學與醫療研究的重要方向。AI 技術持續演進下量子運算能否與人工神經網路結合，並應用於龐大且複雜的醫學影像學習與分類，也成為值得關注新興議題。本週我們將聚焦「量子神經網路 (QANN) 影像分類應用」及「量子神經網路影像分類應用情境」兩大主題，從量子神經元的基本概念出發，探討量子運算與人工智慧如何結合運用於醫學影像分類。

健康科學新知

俄烏戰火威脅全球糧食供應：「殃及池魚」

黑海戰事再度衝擊全球糧食市場。俄烏掌握全球近三分之一小麥出口，但雙方港口、商船與糧食設施持續遭攻擊，合計出口量恐由去年 8 月的 630 萬噸降至今年同期約 250 萬噸。替代航線運能有限，難以補足缺口。儘管全球庫存暫時緩衝衝擊，小麥價格仍較年初上漲約 25%。若港口受損、航運保險及物流問題長期延續，加上其他主要產區供應轉弱，全球小麥價格恐面臨新一波上漲壓力。

澳洲重塑太平洋安全網：「合縱連橫」

澳洲積極與太平洋島國建立新的安全合作網絡，藉由軍事同盟、警務協議及基礎建設投資，限制中國在當地建立軍事基地或掌握港口、電信等關鍵設施。澳洲已與巴布亞紐幾內亞、斐濟簽署防禦條約，並與東加、索羅門群島等國協商合作，未來可能發展為多邊聯盟。中國飛彈試射加深島國安全疑慮，但吉里巴斯與諾魯仍顧慮疏遠中國，顯示區域對是否納入美澳主導的安全體系仍有分歧。

再生能源政策多面向影響：「利弊相生」

在全球推動淨零轉型的背景下，太陽能雖有助於減少溫室氣體排放，大規模設施開



發卻可能透過土地轉用、棲地破碎化及植被結構改變，對生物多樣性造成負面影響。研究團隊分析中國 2,344 個縣於 2014 至 2023 年間的太陽能政策與鳥類觀察資料，發現太陽能政策強度每增加 1 個標準差，鳥類多樣性的 Shannon 指數約下降 2.1%；此影響在較富裕、非沙漠及特定地區尤其明顯，顯示生態代價會受到地方經濟、棲地與地理條件影響。研究亦提出「劣質綠化」概念：土地的綠覆程度增加，並不必然代表生態品質改善。若原有的多樣化植被被單一、密集但生態功能有限的地被植物取代，即使綠化指標上升，仍可能降低棲地異質性與鳥類可利用的食物、繁殖及遷徙空間。因此，再生能源政策不應僅以發電量或減碳成效評估，也應將設施設址、土地利用方式、棲地複雜度及生物多樣性納入規劃。未來應優先避開生態敏感區域、加強開發前後的環境評估與長期監測，並改善太陽能設施周邊的植被管理，以降低能源轉型可能造成的生態成本。

暗維度宇宙起源線索：「撥雲見日」

弦論長期試圖統一量子力學與重力，但因缺乏可驗證的預測而備受質疑。「沼澤地計畫」希望區分符合量子重力要求的理論「景觀」，以及表面合理、實際上無法自洽的「沼澤地」，藉此判斷現實宇宙是否符合弦論。暗能量可能成為檢驗關鍵。傳統模型認為暗能量密度固定不變，但 DESI 在 2024 年公布的觀測結果暗示，暗能量或許會隨時間演化。這與 Cumrun Vafa 等人提出的「de Sitter 猜想」相呼應：具有恆定暗能量的宇宙可能屬於沼澤地，而符合弦論的宇宙，其暗能量應隨時間改變。不過，DESI 的證據目前仍具爭議，尚不足以證實此猜想。Vafa 提出「暗維度」模型，試圖用同一機制解釋暗能量、暗物質與量子重力。弦論通常假設宇宙具有十個維度，其中六個額外維度極度捲曲；暗維度模型則認為，其中一個維度可能比其餘額外維度稍大。暗能量會決定這個維度的尺度，而引力子在其中傳播後可能獲得質量；這些有質量的引力子又可能構成暗物質。這套理論的重要性在於具有潛在可檢驗性。奧地利研究團隊正利用高靈敏度扭秤，嘗試把短距離重力測量從約 30 微米推進至約 10 微米。依模型預測，若暗維度確實存在，重力在這一尺度附近可能偏離牛頓力學與廣義相對論的預測。研究團隊預計在未來五年內取得結果，屆時可能為弦論與量子重力提供罕見的實驗檢驗機會。



軌道煉金術太空生技產業：「化無為有」

火箭發射成本下降及太空實驗設備日益成熟，在微重力環境中製造藥物與生物組織逐漸由研究概念走向商業應用。微重力可大幅減少液體對流與粒子沉降，使蛋白質、藥物晶體及生物薄膜形成得更均勻，甚至產生地面難以製備的晶型，因此特別適合高價值、低重量的生醫產品。藥物製造是目前較成熟的應用。Merck 在國際太空站研究癌症藥物 Keytruda，發現其抗體蛋白能形成較小且均一的晶體，可能有助於開發高濃度、較容易注射的製劑。Varda Space Industries 則於 2023 年在無人太空設備中完成 HIV 抗病毒藥 ritonavir 的溶解與再結晶，並將產品安全送回地球，初步證明藥品可在軌道上加工及回收。微重力也可能改善生物材料與組織培養。LambdaVision 利用感光蛋白 bacteriorhodopsin 製作人工視網膜，發現太空環境有助於形成厚度更一致的蛋白薄膜，並減少材料損耗。癌細胞在微重力中較容易形成三維結構，部分與轉移相關的生物路徑也可能更快活化；幹細胞則可能加速增殖、老化及壓力反應，使太空成為研究癌症、細胞老化與疾病機制的特殊模型。類器官培養也是具潛力的方向。地面培養通常需以流動液體維持細胞懸浮，但流體剪力可能導致細胞團塊融合或受損；在微重力下，類器官能自然懸浮。Cedars-Sinai 團隊初步觀察到，太空培養的類器官數量較多、形態較一致且細胞死亡較少。不過，相關結果尚未正式發表，仍須透過 NASA 資助的後續研究加以驗證。經濟可行性仍是太空製造的主要限制。每公斤物資的發射成本雖已由 2000 年的逾 15,000 美元降至 2025 年的不足 4,000 美元，但整體成本仍然高昂。短期內最可能商業化的產品，將是能明確受益於微重力、價值高且重量低的藥物、蛋白質、生物材料與細胞產品。未來的關鍵不只是證明產品能在太空製造，而是建立穩定、可重複、符合法規且具經濟效益的常規生產流程。

智慧時代專注力科學剖析：「心無旁騖」

數位裝置與通訊工具雖未必使人類的注意力全面縮短，卻會造成頻繁分心，增加錯誤、壓力與挫折，並損害短期記憶、問題解決能力和創造力。所謂「多工」其實是大腦在不同任務間快速切換；每次切換都必須重新建立工作脈絡，因此通常會降低效率。



改善專注力首先需要掌握個人的注意力節律。可將寫作、分析等高認知負荷工作安排在精神高峰期，把電子郵件和例行會議放在較疲倦的時段；若不清楚自己的規律，可短期記錄一天中不同時段的專注程度。減少外部干擾也很重要。手機即使只是放在身邊，也可能誘發查看行為，因此可將手機放在另一個房間、限制社群媒體使用，或封鎖容易分心的網站。同時，應練習察覺查看手機或信箱的衝動，把無意識反應轉化為有意識的決定。休息並非浪費時間，而是恢復注意力的重要方法。散步、離開螢幕和保留完整午餐時間，都有助於補充認知資源。設定具體、有挑戰性但可達成的目標，也能延長專注時間，例如前一晚列出隔日的重要目標，早晨再加以確認。工作環境與組織文化同樣會影響專注力。可選擇安靜、視覺刺激較少或接近綠色環境的空間，並關閉即時通知。電子郵件、Slack 及 Teams 等工具宜在固定時段集中處理，而非每次收到訊息便中斷工作。文章強調，分心不只是意志力不足，因為許多數位平台原本就以吸引和維持注意力為設計目標。較有效的改善方式包括掌握個人專注高峰、避免多工、減少手機與通知、集中處理訊息、安排真正的休息，以及為重要工作設定明確目標。

中國投注機器人產業：「未雨綢繆」

中國人形機器人產業正快速擴張，硬體製造能力已逐漸成熟，但限制商業化的主要因素轉向軟體與訓練資料。倒咖啡、整理貨架或執行工廠作業等任務，需要機器人理解環境並協調全身動作，因此必須累積大量真實世界的操作資料。這類資料無法像文字資料般直接從網路取得，蒐集難度與成本都更高。為解決資料不足，中國正在建立大規模機器人訓練中心。武漢等地的設施安排機器人長時間模仿人類，練習咖啡沖泡、藥局補貨及工業操作等工作。目前中國已有 53 座相關中心，另有 34 座正在興建或規畫；上海更計畫建造可容納 1,000 台人形機器人的大型訓練設施，藉此加速建立可供模型學習的動作資料庫。然而，這套訓練模式成本高、效率有限。一台人形機器人的價格約為 10 萬元人民幣，連續操作八小時可能只能產生三小時的有效資料。若要訓練出能廣泛處理日常工作的通用型機器人，估計可能需要約一億小時的資料。由於商業回報尚不明確，目



前約八成訓練中心獲得政府支持；政府投資也可能吸收部分新增產能，讓企業在技術尚未完全成熟時仍能持續生產與部署機器人。除直接操作機器人外，中國企業也在蒐集第一人稱的人體動作資料。參與者配戴感測手套及頭戴裝置，記錄完成各種工作的視覺與動作資訊。京東計畫在兩年內動員員工及其他人員，蒐集約 1,000 萬小時的真實世界資料。不過，人類與機器人的身體結構、關節限制及動作方式並不相同，因此人體資料不能直接轉化為機器人技能，仍需經過映射、篩選與大量人工標註，其價值通常低於機器人親自操作所產生的資料。中國採取的是以規模換取資料與技術進步的策略：先大量製造和部署機器人，累積訓練經驗，再期待軟體能力提升及硬體成本下降。其風險是未來數年可能生產數十萬台價格昂貴、實際功能仍有限的機器人。相較之下，美國企業較傾向利用既有倉庫作業、影片資料或海外低成本人力控制訓練支出。兩種路線的競爭焦點，將不只是誰能製造更多機器人，而是誰能以較低成本取得高品質資料，並將資料有效轉化為可靠、可泛化的實際工作能力。

LLM 結合世界模型發展 AGI：「知行合一」

大型語言模型（LLM）過去依靠擴大模型、資料與運算量提升能力，但正面臨資料稀缺、成本高及缺乏真實世界經驗等限制。因此，研究者開始發展「世界模型」，讓 AI 透過互動、模擬與試錯理解空間、因果關係及行動後果。目前主要透過模擬環境訓練代理人，或讓 AI 預測不同動作的未來結果，再選擇最佳行動。Google DeepMind 與 Nvidia 等已將世界模型應用於 3D 環境及機器人訓練，JEPA 則著重預測抽象的未來狀態。雖然 LLM 仍可能透過持續擴展產生新能力，但未來 AI 的智慧可能需從「預測文字」走向「預測世界」。

信仰遇上演算法-AI 宗教雙向重塑：「科技向善」

AI 進入宗教領域，可協助整理經典、回答信仰問題，但也引發取代神職人員、世俗價值主導及內容錯誤等疑慮。隨著越來越多人直接向 AI 尋求人生與道德建議，傳統宗教權威可能受到削弱，信仰也可能更加個人化。因此，宗教團體開始參與 AI 的價值設計，希望納入多元宗教與文化觀點。同時，AI 也能減輕教會行政負擔，讓神職人員投入



更多牧靈、研究與信徒陪伴。未來關鍵不只是 AI 是否取代宗教，而是誰能決定 AI 在信仰、道德與人生意義上的價值框架。

AI 協作治理永續思維：「以人為本」

AI 快速發展帶來巨大潛力，也引發安全、濫用與就業衝擊等問題，各國因此開始加強 AI 治理。歐盟採取風險分級監管，中國與美國也逐步建立 AI 管理機制，但治理不應只關注「AI 是否安全」。經濟學家 Acemoglu 指出，若 AI 以取代人類為主要方向，可能擴大失業與所得不平等。因此，可發展「pro-worker AI」，讓 AI 協助教師、醫療人員等專業工作者提升效率，而非直接取代人力。最終，AI 政策不只是限制風險，更要決定 AI 應服務於取代人類，還是增強人類能力與共享社會利益。

AI 量子科技助理開發：「相輔相成」

AI 量子科技助理的發展，是目前量子科學與人工智慧結合的重要方向之一。量子程式設計本身具有相當高的技術門檻，因此研究團隊開始嘗試利用 AI 代理，協助研究人員將研究需求轉換成可以實際執行的量子程式。從理解研究需求、產生量子程式碼，到先在虛擬量子電腦中進行測試，確認可行之後，再送到真正的量子電腦執行，逐步建立從研究構想到量子實驗的自動化流程。目前研究團隊已經利用三個物理模擬任務測試這類 AI 代理。結果顯示，AI 不僅能夠理解 Pasqal 量子硬體本身的限制，也能判斷研究任務是否超出設備的能力；如果任務無法在現有硬體上完成，它可以正確判斷「做不到」，而不是直接產生錯誤的結果。同時，AI 也能自動產生並執行量子程式。這代表未來研究人員不一定需要從最底層開始撰寫量子程式，而是可以先提出研究需求，再由 AI 科技助理協助轉換成量子電腦可以執行的程式。這項技術的重要潛力，就是降低量子程式設計的門檻，並且縮短從研究概念走向實際量子實驗所需要的時間。未來包括醫學研究人員在內的非量子專家，也可能透過 AI 科技助理，將自己的研究問題逐步轉換成可以在量子電腦上測試的任務。這也為後續要談的醫學影像分類提供一個重要基礎：如何將複雜的影像資料與研究問題轉換成量子運算可以處理的形式，再利用量子神經網路進行分類與判斷。不過，目前的 AI 量子科技助理仍然不是「全自動科學家」。不同研究領



域具有不同的專業知識與問題設定，面對複雜任務時，仍然需要專業人員介入修正與判斷。因此，它目前扮演的角色比較接近研究人員的科技助理或代理人，而不是取代研究人員本身。

量子神經網路(QANN)影像分類應用

《Fringe》〈Plateau〉描述一連串看似偶然、實際上經過精密設計的事故。疑犯麥洛只需在特定時間與地點放下一支原子筆，便能觸發由行人、交通和環境變化構成的連鎖反應，最終造成致命事故。另一個平行宇宙的邊緣部門在多個現場發現相同的原子筆後，逐漸確認這些事件並非巧合，而是有人能同時掌握大量動態變數，預測每個細微行動將如何影響後續結果。調查顯示，麥洛原本智商只有 56，後來參與實驗性藥物試驗，經過五次治療後，認知與運算能力大幅提升。他不僅能分析人物、時間、交通及環境等複雜資訊，還能從不同可能路徑中推算事件的發展。因此，他能以極小的介入製造嚴重後果，也能預測追捕者的行動並事先安排逃跑路線。然而，試驗完成後原本必須啟動終止程序，使受試者恢復先前狀態。已經體驗過高度智能的麥洛不願失去能力，因而攻擊相關人員並逃避追捕。由於調查人員的每一步都可能被納入他的模型，邊緣部門始終處於劣勢。麥洛最後的失敗源自一項未被納入計算的關鍵變數。他依照這個世界的奧莉薇亞所具有的生活經驗，預測她看見警示後會停下來，讓後續事件按照計畫發展。然而，執行追捕的奧莉薇亞實際上來自另一個平行宇宙，只是被植入了當地奧莉薇亞的記憶，因此沒有作出預期反應。這個細微差異破壞了整條因果鏈，使麥洛的逃亡計畫失效，最終遭到制伏並被送入機構。本集的核心在於預測能力的極限，即使能處理上百個動態變數，模型仍取決於資訊是否完整。只要遺漏一個重要且不可見的因素，再精密的計算也可能全面失準。奧莉薇亞的真正身分正是麥洛無法觀察的變數，也凸顯人類行為、身分與經驗所具有的不確定性。

醫學影像近年快速發展，影像資料的種類與數量也持續增加，因此接下來要探討一個重要問題：量子電腦能不能學會「看」醫學影像？要回答這個問題，可以分成三個階段。第一個是標準教材 MedMNIST，第二個是量子神經元 Perceptron，也就是感知器，



第三個則是將這些概念應用到醫學影像的量子神經網路，也就是 Quantum Neural Network。首先，無論是人類還是人工智慧，要學習辨識醫學影像，都必須先有一套可以訓練與評估的標準教材。就像醫學教育需要教材、練習題與標準化考題一樣，AI 模型也需要一致的資料，才能進行訓練與比較。但是醫學影像非常複雜，不同檢查所產生的影像格式、解析度與資料規格都可能不同。如果每一個研究使用的資料標準都不一樣，就很難真正比較不同 AI 模型的表現。因此，如何建立標準化的醫學影像資料，是量子神經網路進入醫學影像分類之前的重要基礎。第二個階段就是量子神經元。人工神經網路的發展，本身就是從模擬人類神經元的運作概念開始，其中最基本的單元就是感知器 (Perceptron)。現在量子科學嘗試把感知器轉換成量子運算，在量子硬體運作。若人工神經元可以透過量子方式實現，就有機會發展多層的量子神經網路，並應用於影像分類。然而人類大腦本身極為複雜，目前量子神經網路並不能直接等同於人類神經系統。如果能先證明一個基本的量子神經元可以運作，再逐步擴展成量子神經網路，就可為處理大量醫學影像資料提供新方法。首先要從第一步的標準教材 MedMNIST 開始。MedMNIST 可理解成一套醫學影像界的 AI 練習題庫，將不同來源與不同類型的醫學影像整理成統一規格，讓研究人員可以在相同的資料基礎上訓練與比較不同的 AI 模型。MedMNIST 一共整理了 18 種醫學影像資料集，並將這些影像轉換成標準化格式。這樣做的重要性在於，無論研究者使用傳統人工神經網路，或發展量子神經網路，都能先從相同的「教材」與「題庫」開始。因此，MedMNIST 真正解決的問題，不只是把影像縮小或整理在一起，而是建立一套可以共同訓練、測試與比較的標準。有了這個基礎，接下來才能探討：這些標準化的醫學影像，要如何轉換成量子電腦能夠處理的資訊，再透過量子神經元與量子神經網路完成影像分類。

MedMNIST 是一套標準化的醫學影像資料庫，其概念類似經典的 MNIST 手寫數字資料集：將來源、格式與影像類型各異的醫學資料，整理成具有統一尺寸與正確標籤的「醫學影像題庫」。研究人員可使用相同資料進行訓練、驗證及測試，減少因資料差異而造成的偏誤，更公平地比較不同人工智慧模型的分類能力。目前 MedMNIST 包含 18 套資料



集，其中 12 套為二維影像、6 套為三維影像，總數超過 71 萬張。影像範圍涵蓋病理切片、胸部 X 光、兒童肺炎 X 光、皮膚鏡影像、視網膜 OCT、眼底照片、乳房超音波、血液細胞及腎臟組織等；三維資料則包括腹部器官、肺結節、腎上腺、腦血管、肋骨骨折及神經突觸等 CT、MRA 或立體顯微影像。不同資料集的規模差異很大，從約 780 張乳房超音波影像到約 23 萬張腎臟組織影像皆包含在內。MedMNIST 最基本的二維版本為 28×28 像素，也提供 64、128 及 224 像素等較高解析度版本；三維影像則可整理為 28^3 或 64^3 的標準格式。低解析度資料所需的運算資源較少，適合教學、快速實驗、傳統神經網路及量子神經網路的初步測試；較高解析度版本能保留更多細節，可用於訓練較複雜的模型。不過，影像解析度提高不代表分類表現必然改善，因為資料量、雜訊及模型複雜度也會同步增加。不同醫學影像任務的難度並不相同。血球分類、腹部器官 CT、大腸病理影像及兒童肺炎 X 光通常能取得較高的分類表現；胸部 X 光與眼底病變分級則相對困難。後者往往涉及細微、重疊或主觀性較高的影像特徵，即使臨床專家之間也可能出現判讀差異。因此，模型成效不只取決於演算法，也與影像特徵是否明確、標籤品質及任務本身的複雜度有關。MedMNIST 降低了取得與處理標準化醫學影像的門檻，使沒有醫學背景的研究者也能進行演算法開發與效能比較，並可作為探討卷積神經網路、量子神經元及量子神經網路如何分類醫學影像的基礎。然而，它主要是研究、教育與模型評估工具，不是臨床診斷系統。以 MedMNIST 訓練的模型若要應用於醫療現場，仍須結合高解析度原始影像、完整臨床資料、外部驗證、醫療專業判斷及相關法規審查。

人工智慧最基本的元件—感知器(Perceptron)，為建立量子神經網路基礎。研究團隊不只是利用傳統電腦模擬量子神經元，而是在真正的量子處理器上實現人工神經元。研究團隊來自義大利帕維亞大學，並利用 IBM 的 5 位元量子晶片進行實驗，嘗試把 AI 最基本的感知器真正轉換成可以在量子硬體上執行的形式。先在量子電腦裡建立一個最基本的人工神經元，接下來才有可能把這些神經元逐步組合形成量子神經網路。感知器早在 1957 年就已經被提出，可以視為後來人工神經網路的重要基礎。最簡單的感知器其實只做一件事情：拿到一組輸入之後，與預先學習的樣板進行比較，計算分數，再根



據設定的門檻做出「是」或「不是」的判斷。可以把它想像成門口的警衛拿著一張通緝照片，逐一比對經過的人。長得愈像，得到的分數愈高；當分數超過設定的門檻，就判定「是」，沒有超過門檻，就判定「不是」。這就是最基本的感知器概念。這篇研究使用的也是最簡化的影像，每一格只有黑與白兩種數值。目的並不是一開始就處理非常複雜的醫學影像，而是先證明最基本的圖樣辨識與分類，可以透過量子方式實現。

而量子版本的感知器利用量子位元來編碼影像資訊。 N 個量子位元所形成的量子態，可以表示 2 的 N 次方個基底狀態所對應的資訊。因此，研究中以 2 個量子位元處理 4 個像素的圖樣；如果增加到 4 個量子位元，就可以對應 16 個像素；從概念上來看， 10 個量子位元則可以對應 $1,024$ 個像素，也就是大約 32×32 的影像。相較之下，如果用最直接的傳統方式儲存 $1,024$ 個像素，就需要一格一格記錄每個像素的資料。量子方法則希望利用量子態的高維表示方式，以較少的量子位元編碼更高維度的影像資訊。

經典的人工神經元其實很像一位門口的警衛，把現在「看到的特徵」和「心中的標準」進行比較，判斷兩者到底像不像。如果相似程度超過設定的門檻，神經元就被啟動；如果沒有超過門檻，就不會啟動。這就是最基本的人工神經元運作方式。量子版本則把這個過程轉換到量子電腦上。首先，將輸入的圖樣與權重資訊編碼成量子態，再透過量子運算進行比較，最後利用量子測量得到結果，決定這顆神經元是否被啟動。

量子神經元進行一場圖樣配對。首先，把影像圖樣編碼成量子態，再套用已經設定好的權重模板，比較輸入圖樣與這個標準到底有多相似。兩者愈相似，最後測量到神經元啟動的機率就愈高。整個過程可以分成幾個步驟：先把圖樣寫進量子態，再套用權重模板，接著把兩者的相似程度傳遞到輔助量子位元(ancillary qubit)，最後進行測量，得到「啟動」或「不啟動」的結果。概念如同警衛拿著一張標準照片，逐一比對眼前的人；愈符合心中的標準，就愈容易做出「是」的判斷。量子感知器只是把這個比對與判斷的過程，轉換成量子態的運算與測量。因此可以把量子測量想像成這顆人工神經元的表決：如果輸入圖樣與權重模板高度匹配，就比較容易看到神經元被啟動；如果兩者差異很大，啟動的機率就會降低。這也把前面的概念串了起來：MedMNIST 先提供標準化的



醫學影像「題目」，量子感知器則開始學習如何比較這些圖樣，判斷它到底「像不像」。而這正是從一顆量子神經元走向醫學影像量子神經網路的基礎。

量子神經元判斷輸入圖案與既定樣板是否相似，大致可分為四個步驟。首先，將經過縮小及標準化的影像像素，利用量子閘編碼到量子位元的疊加態中，使影像轉換為量子電腦可以處理的形式。接著，系統將代表權重樣板的反向量子運算套用於輸入量子態，相當於比較輸入影像與神經元所記住的標準圖案。兩者愈相似，運算後的量子訊號愈容易集中於特定狀態；差異愈大，訊號便愈分散。比對結果隨後被傳送至額外的輔助量子位元，由它將複雜的圖樣匹配資訊轉換成可測量的輸出。最後，系統對輔助量子位元進行測量。由於量子測量具有機率性，必須重複執行多次，再計算輔助量子位元處於「啟動」狀態的比例。啟動機率愈高，代表輸入圖案與權重樣板愈相似；機率愈低，則表示兩者差異較大。量子感知器的核心流程可概括為：將圖案編碼成量子態、與權重樣板進行量子比對，再透過重複測量決定神經元是否啟動。值得注意的是，原圖與黑白完全顛倒的負片可能得到相同的相似程度，因為此方法著重於量子態之間的匹配關係，而非單純辨別像素的黑白正負。

研究團隊使用 IBM Q-5「Tenerife」量子晶片，把 2x2 像素所形成的 16 種圖案兩兩進行比較，總共測試 256 種組合。研究團隊比較了兩種不同的量子電路做法。第一種是比較直接的方式，可以把它理解成一格一格修改每個像素的符號。雖然最後大致可以得到正確的判斷，但是需要比較多的量子閘與較長的電路。量子電路每增加一個操作，就可能多增加一些硬體雜訊與誤差，因此最後的平均誤差大約是 0.24。第二種做法則利用超圖態特性，重新設計更有效率的量子電路。因為要表示的圖樣本身具有特定的數學結構，所以不需要每一格、每一步都按照最直接的方法處理，而是利用更適合這些量子態的閘操作，大幅減少最耗損的多量子位元操作。結果可以看到，第二種方法的實驗值和理論值幾乎吻合，所有判斷都能正確完成，而且平均誤差從 0.24 降低到 0.06，大約縮小到原來的四分之一。可以用從臺北到高雄來比喻。第一種方法就像沿著一般道路前進，每經過一個路口都要停下來確認一次，雖然最後也可以抵達目的地，但是路程愈



長，中間受到的干擾就愈多。第二種方法則像找到高速公路，利用更適合的路徑直接抵達目的地，步驟更少，累積的雜訊也更少。所以這個真機實驗帶出一個非常重要的概念：量子電腦不是量子閘用得愈多就愈好，反而要找到最適合問題結構的量子電路。在目前量子硬體仍然容易受到雜訊影響的情況下，能不能縮短電路、減少不必要的量子操作，會直接影響最後的辨識準確度。這也證明了一件重要的事情：量子感知器不只是在數學模型或模擬器裡可行，而是真的可以放到量子晶片上，完成最基本的圖樣辨識。

Landman 等人的研究把量子神經網路從前面的簡單圖樣辨識，推向真正的醫療任務。研究結合 QC Ware、法國 CNRS 以及羅氏藥廠 (Roche)，探討量子方法如何與神經網路結合，並實際應用於醫學影像分類。這項研究所建立的架構，可以分成三個主要階段。第一步是輸入真正的醫療影像，包括胸部 X 光與眼底影像。第二步，由於原始影像包含大量像素，因此先利用 PCA，也就是主成分分析進行降維，保留影像中比較重要的特徵，將原本高維度的影像資訊濃縮成 4 維或 8 維的特徵。完成降維之後，再進入兩種不同的量子神經網路架構。第一種是量子輔助神經網路 (QANN)，也就是把量子電路和傳統神經網路結合，利用量子電路協助進行部分特徵計算；第二種則是量子正交神經網路 (QOrthoNN)，利用量子電路直接實現具有正交結構的神經網路運算。最後再進行二元分類。胸部 X 光要判斷的是肺炎或正常；眼底影像則要判斷視網膜病變或正常。因此，這項研究的核心就是把前面談到的概念真正串在一起：先把龐大的醫學影像濃縮成量子硬體可以處理的特徵，再利用量子與經典神經網路的不同組合方式完成影像分類。

Landman 等人使用前面介紹過的 MedMNIST 資料，包括 PneumoniaMNIST 與 RetinaMNIST，把量子神經網路真正帶入醫學影像分類。但是，即使 MedMNIST 已經把影像縮小到 28x28 像素，一張影像仍然包含 784 個像素。對當時可以使用的量子硬體而言，這樣的資料維度仍然太高，不適合直接全部輸入量子電路。因此，研究首先利用 PCA 進行降維，把 784 個像素所包含的大量資訊，濃縮成 4 個或 8 個主要特徵。也就是先保留最具有代表性的影像資訊，再交給後面的量子神經網路進行計算。這一步非常重要。因為現階段要讓醫學影像進入量子電腦，通常不能把所有原始像素直接送進去，而



是必須先進行資訊濃縮與特徵降維，把資料轉換成量子硬體可以處理的規模。所以，這項研究真正跨出的一步，從簡單圖樣辨識，走向肺炎胸部 X 光與視網膜影像等實際醫療分類任務。研究設計兩種量子運算感知器，第一種 qNN 量子輔助神經網路以經典神經網路作為主要架構，量子電腦比較像是一個「助手」，負責協助計算神經網路中需要的內積。主要的資料處理與神經網路仍然是經典的硬體，把特定計算工作交給量子電路完成。第二種則是 QOrthoNN 量子正交神經網路，而是利用 RBS (reconfigurable beam splitter) 金字塔電路，在量子電路中實現正交矩陣與向量的運算。量子電路本身就成為神經網路中的一個運算層。兩種方法最大的差別為：qNN 是「請量子電腦來幫忙算」，QOrthoNN 則是「把量子電路直接做成神經網路的一部分」。這也是量子神經網路發展非常重要的一個方向。量子電腦可以先與經典神經網路合作，處理特定的計算則可把量子電路直接嵌入神經網路架構之中，形成量子—經典混合神經網路。

量子輔助神經網路(qNN)將計算成本較高的相似度或內積運算交由量子電路處理，其餘資料處理、模型訓練與參數更新仍可在傳統電腦上完成。以降維後具有 8 個特徵的影像為例，系統先將這些特徵編碼成量子態，再以相同方式編碼神經網路學習得到的權重。接著，把代表權重的反向量子操作套用於影像量子態，使量子電路比較輸入特徵與權重樣板。若兩者愈相似，測量時出現特定量子狀態的機率便愈高；若差異較大，該狀態出現的機率則會下降。由於單次量子測量只能得到一個結果，無法直接得知完整機率，因此必須重複執行量子電路並進行多次測量，再根據特定結果出現的比例，估計影像與權重之間的內積或相似程度。這類似反覆投擲一枚可能偏斜的硬幣：單次結果無法反映真正的正面機率，但累積數百次結果後，便能透過統計比例進行估計。混合式架構的優點，是量子電腦只需負責適合量子運算的特定線性代數工作，不必承擔整個神經網路。然而，量子測量需要反覆執行，加上現階段量子硬體仍有雜訊、規模與資料編碼成本等限制，傳統 GPU 在許多實際任務上仍具有明顯的速度與穩定性優勢。因此，近期研究的重點並非證明量子電腦能全面取代 GPU，而是評估量子模組能否可靠地整合至既有 AI 架構，並在特定問題上產生實際效益。



量子正交神經網路(QOrthoqNN)核心概念是「正交」，也就是讓資料經過神經網路的一層轉換之後，仍然能夠維持原本的重要資訊結構，不會任意被放大或縮小。在量子電路中，可以利用許多兩兩相鄰的 RBS 閘排列成金字塔形的電路。每一個 RBS 閘就像一個可以旋轉的小轉盤，而模型真正需要學習的，就是這些不同的旋轉角度。透過這些角度的組合，就可以形成所需要的正交轉換。這種設計的重要優勢，是可以用比較精簡的參數表示正交矩陣，同時避免深層神經網路中常見的訊號過度放大或逐漸消失問題。更重要的是訓練效率。傳統方法如果每次更新都必須重新進行完整的矩陣分解，計算成本可能達到 (n^3) ；利用這種參數化的正交架構，則可以降低到約 (n^2) 。以 100 個特徵為例，運算量可以從約 1 億次降低到約 100 萬次。可以把它想成搬運一整批照片。一般搬運過程可能需要反覆整理與重新排列；正交轉換則像是只改變照片的排列與方向，照片本身的重要資訊仍然被保留下來。因此，它的重點不是單純「算得快」，而是在維持資料結構的同時，降低計算成本。

視覺 AI 模型規模持續擴大，訓練所需的 GPU、TPU、時間與能源成本也快速增加，因此研究者開始探索量子電腦能否成為神經網路的輔助運算工具。目前量子機器學習大致分成兩條路線：理論研究可在理想條件下證明潛在的量子運算優勢，但所需硬體尚未完全實現；實作研究則直接使用現有量子設備，卻受到雜訊、量子位元數量、電路深度及模型可訓練性等限制，也難以直接整合至傳統 AI 架構。這項研究試圖在理論與實作之間建立橋梁，提出既能對應傳統神經網路數學運算，又能在現有量子硬體上執行的方法。重點不是立即建立完全由量子電腦運作的大型神經網路，而是先發展現階段可以執行、能清楚解釋，且可逐步擴充的混合式架構，再朝更大型的量子神經網路發展。研究進一步將相關方法應用於兩套真實醫療影像資料：Pneumonia-MNIST 用於區分肺炎與正常胸部 X 光，Retina-MNIST 則用於辨識視網膜病變與正常眼底影像。由於原始影像的像素維度仍然較高，研究先利用主成分分析 (PCA) 將影像壓縮為 4 維或 8 維主要特徵，再分別交由傳統人工神經網路 (ANN) 及量子模型進行分類比較。在 Pneumonia-MNIST 中，ANN、qNN 與 QOrthoNN 的 AUC 分別約為 0.91、0.90 及 0.89，準確率則約為 0.84、



0.83 及 0.76。量子模型已能接近傳統模型，但 ANN 仍保有一定優勢。在難度較高的 Retina-MNIST 中，ANN 與 qNN 的 AUC 皆約為 0.75，QOrthoNN 約為 0.73；三者的準確率約為 0.70、0.67 及 0.68，彼此差距不大。

這些結果尚不足以證明量子模型優於傳統 AI，但顯示量子神經網路已能處理經過簡化的真實醫療影像，並取得接近古典模型的表現。當特徵維度與任務複雜度增加時，量子雜訊、電路深度及額外的 SWAP 操作可能造成錯誤累積，使實際硬體表現下降。因此，研究從 MedMNIST 標準化影像出發，搭配 PCA 降維及古典—量子模型比較，主要目的在於逐步驗證量子神經網路由簡化資料走向實際醫療影像分類的可行性。

量子神經網路影像分類應用情境

量子神經網路可望應用於兒童急診影像分類與檢傷優先排序。以 5 歲 2 個月兒童就診為例，該個案體溫高於 38°C 、伴隨病容或活動力下降，加上呼吸頻率每分鐘 34 次，依 TTAS 可列為第三級； SpO_2 95%尚未達輕度呼吸窘迫標準，但呼吸頻率已接近第二級切點。若出現胸凹、鼻翼煽動、灌流不佳、意識改變或 SpO_2 低於 92%，則應重新評估為第二級甚至第一級。量子影像分類輔助下可改善兒童夜間急診的影像判讀壓力。當候診病人多、放射科夜間人力有限時，傳統影像多依到達時間排序，未必能即時反映病情急迫性。透過量子運算結合醫療影像，藉助於量子影像輔助可在 X 光產出後提供優先排序建議，協助醫師更快辨識疑似肺炎等需優先處理個案。未來理想的 AI 輔助工具應兼具高敏感度與可接受的偽陽性率，作為臨床判讀支援，而非取代醫師決策。

量子神經網路在醫療影像分類前，需先將高解析度影像轉換為適合量子模型處理的低維特徵。流程從 2048×2048 DICOM 胸部 X 光開始，依序進行去識別化、肺野裁切與影像強度正規化，再降採樣至 28×28 像素。之後透過主成分分析（PCA）降維，最終轉換為 8 維量子特徵向量並完成正規化，降低資料複雜度，也為後續 QNN 分類建立一致的輸入格式。量子神經網路可應用於肺炎風險二元分類，模型以 8 維臨床特徵作為輸入，經由 4 個隱藏節點與量子電路估計內積，再輸出肺炎與非肺炎的分類機率。量子端透過量測單一量子位元估計內積平方，並加入額外量子位元作為同位測試，以恢復內積正



負號。此架構採 $[8, 4, 2]$ 設計，目標並非追求極高精度，而是作為影像分類與臨床分流排序的輔助工具。量子影像二元分類需將量子層輸出讀回古典數值，透過多次量測 (shots) 取得位元字串，再由量子能量測與重建取得輸出振幅及密度矩陣。為降低量測雜訊，可利用量子雜訊抑制過濾非一元字串，再以有效樣本率作為硬體品質指標作為優先判讀的參考。

以上內容將在 2026 年 9 月 9 日(三) 10:00 am 以線上直播方式與媒體朋友、全球民眾及專業人士共享。歡迎各位舊雨新知透過[星球永續健康網站專頁](#)觀賞直播！

- 星球永續健康網站網頁連結：
<https://www.realscience.top/7>
- Youtube 影片連結：<https://reurl.cc/o7br93>
- 漢聲廣播電台連結：<https://reurl.cc/nojdev>
- 不只是科技：<https://reurl.cc/A6EXxZ>



講者：

陳秀熙教授/英國劍橋大學博士、許辰陽醫師、陳立昇教授、嚴明芳教授、林庭瑀博士

聯絡人：

林庭瑀博士 電話：(02)33668033 E-mail：happy82526@gmail.com

劉秋燕 電話：(02)33668033 E-mail: rl1847030@ntu.edu.tw