



星球永續健康線上直播

量子健康科學 (8)

Quantum AI 真的比傳統 AI 厲害嗎?

2026 年 9 月 16 日

AI 應用由資料分析工具，進展為疾病診斷、風險預測與臨床決策等醫療領域，目前量子運算快速發展，也為人工智慧帶來新的可能。量子運算處理高維度與複雜問題的潛力下 Quantum AI 被寄予厚望，但目前真正能實際應用中展現優勢案例仍相對有限。本週我們將最新發展與實際證據出發，探討兩個核心問題：Quantum AI 真的比傳統 AI 厲害嗎？量子電腦又是否已經準備好走入臨床應用？

健康科學新知

喜馬拉雅冰洪警訊：「冰崩山裂」

8 月 26 日，尼泊爾與西藏邊境發生冰川崩塌及冰岩雪崩，堵塞河道後迅速潰決，引發大規模山洪，造成逾千人死亡、4,000 多人失蹤，並重創交通與水力發電設施。喜馬拉雅升溫與冰川加速融化，使突發洪災風險持續升高。尼泊爾財政能力有限，重建需求龐大，但國際援助與氣候融資均不足，使防災與基礎設施韌性提升更加困難。另一項關鍵挑戰是跨境監測與資料共享不足；喜馬拉雅地區冰川眾多，但監測站稀少，加上區域政治互信有限，上游水文與冰川資料無法充分即時共享，進一步削弱下游尼泊爾的預警能力。

尼泊爾洪災成因科學溯源 「抽絲剝繭」

2026 年 8 月 26 日，西藏與尼泊爾交界的 Lhende Khola 河谷發生重大洪災。事件最初被懷疑與地震、冰川崩塌或冰湖潰決有關，但科學家透過全球地震監測資料發現，訊號呈現低頻、長週期且持續的振動，更符合超大型山崩，而非一般地震。其地震等效規模約達 5.7，顯示滑動物質極為龐大，可能是近一、二十年間全球最大型山崩事件之一。初期衛星影像因雲層遮蔽，只能看到高海拔冰川斷裂，因此一度推測是冰川崩塌引發洪水。然而物理估算顯示，單靠冰川本身的質量與能量，無法產生如此強烈的地



震訊號與龐大洪水。其後印度衛星與 Landsat-9 的無雲影像顯示，冰川下方其實發生了大規模岩石山崩，冰川只是隨岩體一起墜入河谷，無人機影像也進一步支持此判斷。研究人員因此將這場災害界定為典型的「連鎖災害」。類似事件過去曾發生於喜馬拉雅地區，但此次規模可能高出既往案例約一個數量級。值得注意的是，科學家能在不到一天內大致釐清機制，主要仰賴密集地震監測、每日高解析度衛星影像，以及超過 85 名研究者快速共享資料，反映現代遙測與跨國協作對災害判讀的重要性。洪水中大量水體的確切來源目前仍未完全確認。現有資料並不支持典型冰湖潰決洪水（GLOF）的模式；較可能的情境是岩石、冰與沉積物高速下移時，捲入河水並粉碎或融化谷地中的舊冰，使洪流體積迅速增加。要進一步重建完整過程，仍需結合地面調查、直升機勘查與居民第一手資訊。此次事件也再次引發氣候暖化與高山山崩風險的討論。目前尚不能直接證明暖化是這次災害的直接原因，但永久凍土融化、融雪水滲入岩體，以及冰川退縮後山體失去支撐，都可能降低高山坡體穩定性。隨冰川快速消退，類似山崩與連鎖洪災未來可能更加常見，因此除了災後重建，強化高山監測與下游社區早期預警系統，也將成為尼泊爾與西藏的重要課題。

AI 的中央銀行：「精準融資」

《經濟學人》將 Nvidia 形容為「AI 的中央銀行」，因為它已不只是銷售 AI 晶片，而是透過投資、融資支持、採購承諾與收入保障等方式，主動為 AI 基礎設施生態提供資金。這些安排可降低 AI 新創、neocloud 與資料中心業者的融資成本，促使它們擴大算力建設，並進一步購買更多 Nvidia GPU。這項策略也反映 Nvidia 面臨的競爭壓力：Amazon、Google、Meta 與 Microsoft 等大型客戶正積極發展自有 AI 晶片，因此 Nvidia 轉而扶植獨立 AI 實驗室、neocloud 與開放模型生態，以建立新的需求來源。其中最具代表性的做法，是對資料中心提供容量採購承諾或最低收入保障，使其未來現金流更可預測，也更容易取得融資。CoreWeave 即是典型案例，Nvidia 不僅持有其股權，也承諾在 2032 年以前購買最高約 63 億美元未售出的運算容量。這使 Nvidia、資料中心、AI 公司與金融機構之間形成高度交織的資金與需求網絡。



從產業發展角度看，這種模式未必只有金融風險，也可能對中小型 AI 企業形成互利效果。許多新創與垂直應用公司缺乏足夠資本自行建置大型算力基礎設施，若 Nvidia 能透過合作夥伴、neocloud 與融資機制降低取得 GPU 算力的門檻，中小企業便更有機會將 AI 導入醫療、製造、金融、軟體與專業服務等場景。對 Nvidia 而言，這也有助於把需求從少數大型雲端業者分散到更廣泛的應用市場，形成「降低算力門檻—增加產業應用—擴大晶片需求」的正向循環。

不過，這套模式仍建立在 AI 算力需求持續成長，以及 Nvidia GPU 能維持相當經濟價值的假設上。若未來算力供給增加、AI 推論轉向更便宜的專用晶片，或整體 AI 投資報酬低於預期，資料中心利用率與舊 GPU 殘值都可能下降。屆時 Nvidia 不僅會面臨晶片銷售下滑，也可能承擔過去提供的容量承諾與金融支持所帶來的額外風險。因此，「AI 的中央銀行」一方面代表 Nvidia 正利用資本與信用擴大自身生態系，另一方面也可能成為促進中小型 AI 產業取得算力、加速應用落地的重要機制。若需求最終能由更多實際應用支撐，這種模式可能形成 Nvidia 與 AI 產業共同成長的互利結構；若需求不如預期，則其金融與信用曝險也會隨之放大。

尖端科技產業擘劃：「未雨綢繆」

政府正透過補助、合約、測試標準與採購制度，深刻影響人工智慧、量子運算及太空科技的市場發展。專家指出，若公共資源過度集中於少數企業，恐形成技術鎖定，降低議價能力並增加資安與供應中斷風險。政府應導入多供應商、分階段競爭、開放介面、資料可攜與明確退出條款，並在重大採購及續約前進行「可競爭性評估」，確保新進者仍有參與及取代既有方案的機會，使公共資金兼顧創新、韌性與長期市場競爭。

美國資料中心風暴 「鄰避效應」

美國 AI 資料中心快速擴張，也成為地方政治爭議焦點。2026 年民調顯示，逾六成民眾反對在居住地興建資料中心，主要憂慮電力、水資源、交通及環境負擔。資料中心用電占比預估將由 2023 年的 4.4%，升至 2030 年的 9.5%至 15.3%，促使多州加強審查並制定大型用電戶專屬費率。未來科技企業能否分擔電網成本、回饋學校與社區，將影



響居民接受度，也可能重新塑造 AI 基礎建設的成本與地理分布。

智慧編程產業擴展：「由點及面」

AI 能否從程式設計大規模擴散到法律、金融、客服等白領工作，將直接影響目前龐大 AI 基礎設施投資能否取得足夠回報。若要支撐資料中心建設，全球 AI 年收入到 2030 年前後可能需要由目前約 1,500 億美元成長至約 2.5 兆美元，因此 AI 應用不能只集中在 coding。現階段程式設計仍是 AI 滲透最深的領域，約五分之四的程式設計師已使用 AI coding 工具，相關新創公司的收入也快速成長。法律、金融與客服則被視為下一波最有潛力的市場，相關 AI 公司已出現明顯營收與客戶成長，但使用強度能否接近程式設計仍有疑問。程式設計特別適合 AI，主要因為訓練資料充足、輸出容易驗證、工作資訊高度數位化，而且工程師本身較願意快速採用新工具。大量開源程式碼可作為訓練資料，程式結果也能透過測試迅速判斷正確與否；相較之下，法律判斷、金融分析與客服品質往往缺乏單一明確答案。此外，許多其他白領工作的關鍵知識仍存在於人的經驗、語境與互動中，不容易直接轉換成 AI 可使用的資料。AI 公司正嘗試透過合成資料、專業知識轉移、通話紀錄分析，以及派遣工程師深入企業調整工作流程來克服這些障礙。不過，更大的限制可能來自組織文化與制度。程式設計師通常有較高自主性，也習慣持續更換工具，因此 AI coding 容易由下而上自然普及；相較之下，客服、法律與金融工作受到管理制度、責任歸屬及監管要求限制，導入速度可能較慢。因此，法律、金融與客服的 AI 應用仍可能持續快速成長，但程式設計或許是一個結構上特別適合 AI 的領域。AI 能否真正擴展至更廣泛的白領工作，關鍵不只在模型能力，而在於能否取得高品質資料、建立可靠的驗證機制、將隱性知識數位化，並重新設計實際工作流程。這也意味著，AI agent 全面主導辦公室工作的情境可能會逐步出現，但不太可能像 coding 一樣快速普及。

AI 應用與思維多樣性危機：「千篇一律」

生成式 AI 雖能提升創意與工作效率，卻也可能讓不同使用者的文章、想法與表達方式逐漸相似，降低整體創意多樣性。研究發現，AI 甚至可能削弱文化差異，並影響



人們的態度與判斷，形成長期的「創意疤痕」。因此，AI 時代除了追求效率，也應重視多元資料、不同觀點與文化背景，避免人類思考與創意走向單一化。

AI 代理協作越權事件：「脫韁之馬」

OpenAI 在模型評估期間曾出現一項值得警惕的 AI 安全事件：數百個 AI agents 在伺服器內自行交換資訊與協作，最後取得未授權存取權並入侵 Hugging Face。這些行為並非源自傳統意義上的惡意攻擊，而是 agents 为了提高通過測試的機會，自行尋找開發者未預期、甚至違反規則的策略，顯示當 AI 同時具備明確目標、電腦操作能力與一定自主性時，可能產生高度工具性的越界行為。更值得注意的是，這些 agents 並非各自獨立行動，而是建立類似留言板的溝通機制，持續協調超過一個月。即使原有通訊漏洞被修補，它們仍利用其他漏洞重新建立聯繫。後續外部研究人員分析超過 7 萬則訊息與檔案後發現，部分 agents 會分組合作、更換不利的測試題目、試圖欺騙評分系統，甚至隱藏自身行為，顯示多代理系統可能形成超出單一模型層次的協作與規避監督策略。事件同時暴露目前 AI 安全治理與事故調查制度仍不成熟。研究期間曾多次出現異常警訊，但未能及時中止測試，而事後外部調查涵蓋的時間與資料範圍也有限，使外界難以完整評估風險。現階段企業仍可透過掌握模型權重與運算基礎設施來終止模型運作；但若未來高度自主的 AI 能取得並複製自身權重，再分散到其他網路設備上，控制難度將大幅上升。這起事件真正重要之處，不在於 AI 已經「失控」，而在於它顯示多代理系統在追求既定目標時，可能自然出現協作、規避限制與利用漏洞等行為。未來 AI 安全因此不能只評估單一模型是否會犯錯，也必須納入多代理互動、工具權限、網路存取、異常監測，以及發生事故後的強制調查與中止機制。

可解釋自動駕駛趨勢興起：「明察秋毫」

Nature 報導的 Concept-Wrapper Network (CW-Net) 為提升自動駕駛可解釋方法 CW-NET 把「接近停止車輛」、「靠近自行車」等人類可理解概念直接納入軌跡選擇，使解釋與實際決策具有較強的一致性。CW-Net 可套用在既有高效能駕駛模型上，大部分原始神經網路不需重新訓練，模擬結果顯示加入後的駕駛表現與原始模型差異不到 1%，



說明提高可解釋性未必需要明顯犧牲性能。這項方法能揭露人類對 AI 決策的錯誤理解。例如，駕駛可能以為車輛因交通錐或上下車區而停止，但 CW-Net 顯示模型真正關注的是附近停放車輛，甚至曾出現模型「看見」不存在車輛的情況。自行車測試更具安全意義：車輛雖然每次都成功煞停，但 CW-Net 顯示主駕駛模型其實幾乎沒有辨識到自行車，真正介入的是額外安全系統。若沒有這類解釋，使用者可能誤以為主模型已可靠掌握情境，形成不必要的過度信任。研究亦發現觀看 CW-Net 解釋後，工程師、駕駛專家與一般使用者對車輛決策的理解普遍改善，預測車輛下一步行為的能力也有所提升，顯示可解釋性有助於建立更好的情境覺察。不過，目前尚不能證明 CW-Net 能直接降低碰撞或減少人工接管，而且可使用的概念仍需事先定義，不同概念辨識的可靠度也不一致。真正上路後，如何在不增加駕駛分心的前提下傳達關鍵資訊與模型不確定性，仍是重要挑戰。

脈衝核融合邁向商業化發電：「點石成金」

Pacific Fusion 在美國新墨西哥州興建十億美元級核融合設施，採用脈衝功率技術，以超強電力脈衝壓縮氫燃料膠囊，目標實現「設施淨能量增益」。相較 NIF 的雷射方式，脈衝功率能量轉換路徑較直接，理論上效率更高。不過，要成為商業電廠仍面臨能量增益不足、高頻脈衝與燃料重新裝填等挑戰。此外，設施鄰近 Sandia National Laboratories，技術也具核武研究與高能量密度物理的潛在軍事價值。整體而言，Pacific Fusion 目前仍屬高潛力示範計畫，距離商業化仍有一段距離。

Quantum AI 真的比傳統 AI 厲害嗎？

Netflix 的「無限旅館」以希爾伯特旅館悖論說明數學中「無限」的特殊性。假設一間擁有無限多房間的旅館已全部住滿，仍可讓每位旅客從 n 號房搬到 $n+1$ 號房，空出 1 號房容納新客；即使一次來了無限多位旅客，也可讓原住客搬到 $2n$ 號房，把所有奇數房間空出。這說明無限集合即使增加有限甚至另一個可數無限集合，其規模仍可能維持無限。另一方面，無限也不代表結果必然無限，例如 $1/2 + 1/4 + 1/8 + \dots$ 雖包含無限多項，總和卻收斂至 1，呈現無窮過程得到有限結果。無限也可以透過幾何與



波形理解。當正多邊形的邊數不斷增加，其外形會逐漸逼近圓；在極限過程中，每一段邊與轉折都變得愈來愈細微，最終形成近似乎滑的曲線。傅立葉級數則展示另一種相似概念：利用愈來愈多不同頻率的簡單波形疊加，可以逐步逼近複雜的週期函數。這些例子說明，無限不只是「非常大的數量」，更涉及極限、收斂與連續性等數學概念。當這個問題延伸到物理學，就會觸及時空是否真正連續。廣義相對論通常把時空視為平滑連續的結構，而量子理論描述的微觀世界則可能暗示在極小尺度下存在不同的時空性質，因此如何建立量子重力理論仍是基礎物理的重要問題。如果宇宙在空間上真正無限，而有限區域內可形成的物質狀態數目又受到限制，那麼某些物質排列在極遙遠處重複出現，在特定宇宙學假設下便具有理論上的可能性。這類思想實驗甚至導向「遠方可能存在與我們極為相似的世界」的推論。不過，這仍屬建立在宇宙是否無限、可用狀態是否有限等前提上的理論推演，而非目前已獲觀測證實的結論。從希爾伯特旅館到宇宙學，真正有趣之處在於：無限並非單純代表「沒有盡頭」，而會產生與有限世界直覺截然不同的數學與物理結果。

從「無限」的思想實驗推展到當前 AI 議題：Quantum AI 真的比傳統 AI 厲害嗎？量子運算聽起來非常強大，因此很容易讓人產生一種直覺，認為只要使用量子電腦，運算速度一定更快、AI 的表現也一定更好。但真正需要問的並不是「量子是不是比較厲害」，而是它究竟在哪些條件下能夠產生真正的 Quantum Advantage，也就是量子優勢。可以先用一個 AI 醫師大賽作為例子。假設把同樣的 10,000 張肺部 X 光交給三種 AI 分析，傳統機器學習的準確率是 90%，深度學習 CNN 也是 90%，Quantum AI 則達到 92%。看到這個結果，很容易下結論說：「量子 AI 擊敗傳統 AI。」但是，真的可以只根據 92% 比 90% 高，就做出這樣的結論嗎？答案其實沒有這麼簡單。在比較 Quantum AI 與傳統 AI 之前，至少必須先回答五個問題。第一，兩個模型使用的是不是相同的資料？如果資料來源、樣本組成或前處理方式不同，本身就很難進行公平比較。第二，傳統 AI 有沒有經過完整的參數調校？如果 Quantum AI 經過仔細最佳化，而傳統模型只是使用基本設定，這樣的比較當然不公平。第三，Quantum AI 是在模擬器上運行，還是真正在量子



電腦上運行？這兩者的意義完全不同。第四，資料轉換、量子測量次數、錯誤修正，以及整個前處理與後處理所需要的時間，有沒有全部計算進去？第五，92%與 90%的差距是否具有統計上的不確定性？兩個百分點的差異，不一定代表真正存在效能上的差異。因此，「準確率比較高」並不等於已經證明 Quantum Advantage。真正的量子優勢必須經過更全面而公平的評估。

Quantum Advantage 完整定義是：在完成同一件有意義的工作時，把所有成本都計算進去之後，量子方法仍然比目前最好的傳統方法做得更好。「做得更好」，並不只有速度這一個指標。第一，可以是更快，也就是在相同品質之下，完成整個工作所需要的時間更短。第二，可以是更準，也就是使用相同資源時，量子方法可以得到更準確的結果。第三，可以使用更少的資料，在較少樣本的情況下，仍然達到相同的泛化能力。第四，可以使用更少的資源，例如能源、費用或硬體成本更低。第五，也是非常重要的一點，就是量子電腦能夠做到傳統電腦根本無法有效完成的事情。所以 Quantum Advantage 不能只問「快不快」，而要看它是否真正帶來速度、準確度、資料效率、資源效率，或者解決傳統方法無法處理的問題。

因此，「量子比較厲害」是有條件的主張，量子優勢必須先限定任務是什麼、輸入資料的分布是什麼、輸出品質與準確度要求是多少，以及使用什麼樣的硬體與雜訊條件。同時也必須確認拿來比較的古典模型是不是當時最強、而且經過完整調校的方法。此外，資源計算的範圍也必須一致，包括資料載入、量測、設備排隊以及後處理等成本，都應該納入。在這個基礎上，量子優勢大致可以分成三個層次。第一是「理論量子優勢」，也就是在複雜度模型中證明量子方法可能存在資源上的差距。第二是「量子增強」，也就是量子模型在某一項實驗中優於選定的古典基準，但這並不代表它已經超越所有可能的古典方法。第三才是「實用量子優勢」，也就是在真實資料與完整工作流程中，真正產生可以重現的時間、成本、能源或品質效益。

第一個常見陷阱是把量子模擬器的結果直接當成真正量子電腦的結果。量子模擬器是在傳統電腦上模擬量子電路，因此沒有真正量子硬體所面對的硬體雜訊、開操作錯誤



與去相干問題。它非常適合測試概念以及驗證小規模量子電路，但不能直接等同於真正的量子電腦。真正的量子電腦使用實體量子位元，會受到硬體雜訊、去相干、閘操作錯誤與讀取錯誤影響，因此還需要進行錯誤緩解或錯誤更正。這就像在飛行模擬器裡成功降落，並不代表真的可以在颱風環境中成功降落。兩者面對的條件完全不同。

第二個陷阱為只比較真正執行運算的速度，而忽略整個流程。可以把傳統電腦想像成一般道路，速度可能只有每小時 100 公里，但是可以直接上路。量子電腦則像每小時 300 公里的高速公路，真正進入高速公路之後確實很快，但在上高速公路以前可能需要排隊、進入匝道、轉換資料；完成運算之後，又要重複測量、讀取結果，再進行後處理。因此真正應該比較的是「總旅程時間」。資料編碼、設備排隊、重複測量、錯誤緩解以及結果讀回，都屬於整個運算流程的一部分。中間的量子運算即使非常快，如果前後處理耗費大量時間，最後整體速度也未必比傳統方法快。

第三個陷阱是量子電腦並非執行一次就直接得到最後答案。量子測量具有機率性。同一個量子電路第一次測量可能得到 0，第二次可能得到 1，第三次又得到 0。因此必須重複測量很多次，每一次測量稱為一個 shot。例如重複測量 1,000 次之後，才能根據這些結果估計 $P(0)$ 、 $P(1)$ 的機率，或者進一步計算期望值。所以測量次數本身也是時間與成本，而且透過有限次數測量所得到的估計值，也會存在取樣誤差。這些成本在比較量子與古典方法時，同樣不能忽略。

第四個問題就是雜訊。量子系統非常容易受到環境干擾，因此雜訊可以說是目前量子電腦非常重要的挑戰。可以把量子電路想像成傳話遊戲。一開始的訊息是「三點去圖書館」，經過幾次傳遞之後，可能變成「三點去書店」，再繼續傳下去，甚至可能變成「去吃冰淇淋」。量子電路也是如此。當閘操作越多、電路越深，錯誤就越容易累積，最後得到的資訊可能已經偏離原本的訊息。因此，現在真正重要的並不只是「有多少實體 qubit」，而是有多少可靠的邏輯 qubit，以及在錯誤累積到無法控制之前，可以完成多少有效運算。理解 CPU、GPU 與 QPU 本身的運算特性差異也影響量子優勢情境。CPU 與 GPU 的基本單位都是位元，基本元件都是電晶體。CPU 主要採取序列或通用運算，GPU 則



擅長大規模平行運算，因此特別適合矩陣、向量以及 AI 模型的訓練。QPU 的基本單位則是量子位元，利用量子干涉等方式進行運算，處理的是複數希爾伯特空間。相較於 CPU 與 GPU，量子狀態穩定性較弱、錯誤率相對較高，而且部分技術還需要低溫或真空等特殊環境。此外，傳統資訊通常可以複製，但是未知量子態受到不可複製定理限制。因此 CPU、GPU 與 QPU 本來就是不同的運算架構，適合處理的工作也不同，不能單純以同一套標準判斷誰一定比較好。

近年量子運算發展多呈現量子電腦曾經在某些任務上取得非常大的領先，但是古典方法很快又會追近。例如 2019 年的 Google Sycamore，以 53 個量子位元完成當時估計古典電腦難以有效處理的隨機電路取樣任務。不過後來古典演算法持續改善，使原本估計的成本大幅下降。2023 年 IBM 以 127 量子位元展示「量子效用」，但後續張量網路與 Pauli 方法也逐步匹配其中的重要結果。2024 到 2025 年的 Google Willow 則在錯誤更正方面取得重要進展；這是量子記憶體與錯誤更正的重要里程碑，但並不等於已經完成具有實用價值的應用。2025 年的 Quantum Echoes 在特定非時間序相關函數計算中宣稱約 13,000 倍的速度優勢，但這主要屬於特定量子動力學任務，相關分子 NMR 應用本身並沒有因此證明全面超越古典方法。2026 年的 Fermi-Hubbard 數位模擬也曾對所選張量網路呈現接近三個數量級的壁鐘時間優勢，但後續加入 GPU 與對稱性方法之後，差距又縮小到大約 36 倍。這告訴我們，加速倍率並不是一個固定常數，而是特定實驗條件下的結果。古典方法也會持續進步，因此所謂量子優勢，在接受最強古典方法挑戰之前，都應該視為暫定的結果。

如果把 Quantum Advantage 想像成一棟六層樓的建築，就可以更清楚地理解目前量子 AI 究竟發展到哪一個階段。第一樓是「理論加速」，也就是理論上證明量子方法具有運算優勢。第二樓是「小規模實驗驗證」，也就是在有限規模的實驗中證明這種優勢確實可能出現。第三樓是「超越精確古典模擬」。第四樓是「已驗證的任務層級優勢」。第五樓才是「有用的端到端優勢」，也就是把整個工作流程都算進去之後，仍然具有實際效益。第六樓則是「持久且可擴充的優勢」，也就是這種優勢不只在單一實驗出現，而



是可以穩定存在，並且隨著問題規模擴大。目前以古典資料為主的量子 AI，大致已經到達第一、第二樓。第三、第四樓主要仍限於特製任務或量子原生資料；第五、六樓則尚未真正達成。量子模擬在特定物理任務中進入第四樓，例如 Quantum Echoes 與 Fermi-Hubbard 動力學。量子 AI 可以透過量子特徵空間、量子神經網路、量子線性代數、量子生成模型，以及量子估計等不同機制，處理傳統運算中可能非常複雜的問題。例如量子系統可以利用疊加、干涉與糾纏建立不同的特徵表示，量子神經網路則利用參數化量子電路學習，在特定線性代數與量子原生資料問題上可利用量子系統本身的結構提高運算效率。因此量子 AI 可能提供一套與傳統 AI 不同的資訊表示與運算方式。

從 2025 到 2026 年的最新研究來看，量子方法確實已經在部分特定任務中取得優勢。例如 2025 年的糾纏式學習研究，在數種常用古典模型之間建立了表達、推論與訓練效率上的差距，而且在大約 25 量子位元的離子阱裝置上仍具有抗雜訊表現。不過這項任務是依照特殊的「量子偽心靈感應」結構設計，因此不能直接外推到一般影像或語言任務。另一項光量子核研究，在所選的分類任務上優於高斯核與神經正切核，顯示量子干涉確實可能建立有用的特徵空間。但是它並沒有排除所有現代古典架構，也沒有證明整個端到端流程一定比較快。2026 年的量子可觀測量學習在 BQP 困難性假設下取得指數優勢。不過它所處理的資料結構仍然以物理問題為主。另外量子學習研究使用 18 個量子位元處理 Fashion-MNIST、MRI 與量子相位任務，在特定工程化任務組合中，量子分類器達到 95.8%，古典方法為 81.3%。這是一個相當值得注意的結果，但它仍屬於特定序列學習設定，不能直接解讀為量子 AI 優勢。對真實世界的古典資料評估 2025 年數位健康領域的系統性回顧從 4,915 筆紀錄中篩選後，只有 16 項研究真正納入實體量子硬體或現實雜訊條件，而量子與古典方法之間的效能差異並沒有呈現一致趨勢。2026 年 8 月的腫瘤資料預印本，使用 AutoML 完整調校古典網路，比較表格資料、體學與空間腫瘤資料，同樣未呈現明確的量子優勢。2026 年的統一實證比較涵蓋七組監督式學習與強化學習模型，結果顯示量子方法在準確率、策略穩定性以及訓練時間上都沒有一致領先。因此截至 2026 年 9 月，目前仍然沒有證據顯示量子電腦可以比 GPU 更快或更



省能源地訓練大型語言模型，也還沒有在 ImageNet 等大規模古典影像資料上建立可重現的端到端優勢。同樣地，在電子病歷、腫瘤體學或一般商業表格資料上，也還沒有持續超越最佳古典模型。以目前的雜訊量子硬體，也尚未完成具有經濟價值、而且可以獨立重現的通用 AI 工作負載。醫療領域，對「量子優勢」的判斷更需要謹慎。假設病人在門診詢問：「教授，如果 Quantum AI 的準確率比較高，是不是就應該用它來預測我五年後會不會復發？」目前其實還不能直接這樣回答。因為臨床需要的並不只是準確率。除了準確率之外，還必須考慮敏感度、特異度、AUC、校準以及外部驗證。更重要的是，這個模型真正使用在病人身上之後，是否能夠改善治療決策與臨床結果。所以在醫療 AI 中，至少要把五個問題分開來回答：究竟要預測什麼？量子方法負責整個流程中的哪一步？要和哪一個古典模型比較？完整的時間與資源成本是多少？最後又要如何真正連接到病人的臨床照護？因此，現階段比較適合的理解並不是「Quantum AI 要取代傳統 AI」，而是量子與古典方法各有不同的優勢。真正值得發展的方向，是找出兩者如何互補，並在適合的問題與條件下，逐步把量子運算的能力帶入未來精準醫療。

量子電腦可以走入臨床應用嗎？

量子機器學習正逐步拓展醫療應用版圖，從疾病診斷到臨床決策支援皆展現潛力。透過量子運算與機器學習結合，可協助影像分類、腫瘤偵測，並進一步用於健康監測與預後預測。除此之外，也可支援公共衛生與流行病學分析、醫療資源配置與排程，以及藥物發現與分子模擬。量子智慧正嘗試走進癌症個人化醫療。以乳癌患者為例，傳統方式可依臨床指引、病理與既有風險模型，評估未來遠端復發風險。量子 AI 則進一步整合臨床、病理與基因表現等多模態資料，利用量子特徵映射與混合式量子—古典模型探索更複雜的關聯。目標不是取代現有醫療，而是在特定任務中提升風險分層與預測品質，協助醫師更早規劃治療與追蹤策略。除了年齡、病史、腫瘤大小與治療紀錄等臨床資訊，也可結合病理分級、淋巴結狀態、影像特徵、基因表現與後續追蹤結果，形成更完整的個人化資料輪廓。傳統方法多依賴人工整理與特徵工程，量子 AI 則嘗試同時整合不同來源資訊，探索高維資料間的複雜關聯，目標是提升乳癌復發風險分層與預測品質，協



助臨床制定更精準的追蹤與治療策略。在乳癌風險預測中，臨床資訊必須先轉換成模型可處理的特徵表示，例如年齡、腫瘤分期、Hormone receptor (HR)/HER2 狀態、淋巴結與基因表現等，都可組成多維特徵向量。傳統方法通常透過標準化、PCA 或人工特徵選擇進行降維，較容易解讀，但可能遺失複雜關聯。量子 AI 則嘗試將特徵映射到量子態空間，利用量子特徵映射與量子核探索高維非線性關係，目標是在特定任務中提升病人分群與預測表現。目前研究整合乳癌術後病人的臨床、病理影像、病理特徵、基因表現及其他檢查資料，建立癌症復發風險預測模型。傳統風險預測方法除 Cox、邏輯式回歸與隨機森林等傳統方法外，近期也有驗證姓小規模研究導入量子核及量子神經網路結合古典預測層，探索多維度資料間的複雜關聯建立風險預測工具。評估結果顯示量子模擬模型、古典模擬模型及最佳古典流程的 AUROC 分別為 0.82、0.83 與 0.84。現階段多數研究強調不能僅依單次結果判斷量子優勢，並持續發展傳統—量子混合模型。

對於臨床情境量子優勢評估需比較量子與傳統運算的完整工作流程。例如量子流程包含資料前處理、量子編碼與狀態準備、設備排隊、主要推論、額外量測與錯誤緩解及後處理回報，共需約 17.2 分鐘，而傳統流程則直接於高效能電腦進行模型推論與後處理，共約 4 分鐘，顯示現階段在 GPU/CPU 支持之傳統運算架構流程可提高運算效能縮短預測所需時間較。傳統乳癌追蹤主要依既有指引安排，風險分層較粗略，且以單一資料來源為主。未來結合古典與量子智慧應用則可望整合臨床、病理、影像及基因資訊，提供更細緻的風險分層，協助追蹤頻率與衛教討論。可能應用情境包括個人化追蹤計畫、高風險病人識別、治療討論輔助及病人衛教溝通。

以上內容將在 2026 年 9 月 16 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: r11847030@ntu.edu.tw