



星球永續健康線上直播

量子健康科學 (6)

量子分群(QSVM)乳癌精準治療

2026 年 9 月 2 日

量子科學與量子電腦快速發展與傳統人工智慧及機器學習形成相輔相成應用。如何結合量子運算與既有的機器學習方法處理複雜高維度資料，並應用於疾病分類、風險評估與精準醫療，已成為重要的研究方向。本週我們將聚焦量子分群(QSVM)應用於乳癌精準治療，探討量子技術如何結合支援向量機進行乳癌病灶分類，從病人相似度分析與分群，延伸至個人化預後評估與精準照護。

健康科學新知

尼泊爾-西藏交界冰川崩塌災難：「山崩地裂」

2026 年 8 月 26 日上午，尼泊爾與中國西藏交界的喜馬拉雅山區發生大規模冰川與岩體崩塌，隨後引發山洪、土石流與泥流，洪水沿博特科西河等河谷快速向下游推進，造成聚落、道路、橋梁及水力發電設施受損。災害初期因地震儀記錄到相當於規模 5.2 的震動，一度被認為是地震引發山崩。然而美國地質調查局後續認為，訊號主要來自巨大冰川崩塌撞擊谷底及碎屑流，而非典型構造地震。衛星分析顯示，約 0.2 平方公里冰體從海拔約 5,200 公尺處斷裂，垂直落差約 1,200 公尺，大量冰、岩石與河水、泥沙混合後形成高速碎屑洪流。受狹窄且陡峭的山谷地形影響，下游河流水位在約 30 分鐘內暴升 7 至 9 公尺，使災害具有預警時間短、流速快及破壞力強的特徵。目前冰川失穩的直接原因仍未確定，但災前快速融雪、異常溫暖及永久凍土退化，都被視為可能因素。科學家同時強調，尚不能將這次單一事件完全歸因於氣候變遷。喜馬拉雅地區長期快速暖化，冰川退縮及永久凍土弱化正增加山崩、雪崩、碎屑流與冰川湖潰決洪水等複合災害風險。此次事件也因道路、橋梁、供電及通訊中斷而增加救援難度。截至 8 月 28 日，馬來西亞外交部表示，原先失聯的 57 名馬來西亞人中已有 2 人確認安全，仍有 55 人無法聯繫；尼泊爾方面則通報已有 528 人獲救。此次高山災害冰川或冰岩體失穩墜落，進



入河谷後與水及泥沙混合形成碎屑流，再迅速轉化為破壞性洪水向下游擴散，也凸顯快速暖化下喜馬拉雅高山環境日益複雜的災害風險。

中國供應鏈海外擴張佈局：「另闢蹊徑」

中國製造業正從過去「在中國生產、出口全球」的模式，轉向直接赴海外設廠，並將供應商、物流與產業鏈一併延伸至其他國家，形成新的全球製造網絡。埃及 Ain Sokhna 是代表案例。自中國企業進駐後，紙業、光纖與電力設備等製造商陸續設廠，並帶動港口與碼頭擴建。目前蘇伊士運河經濟區近期約一半投資來自中國。類似布局也已擴展至沙烏地阿拉伯、匈牙利、巴西與印尼等地，過去三年間中國企業海外建廠支出超過 2,000 億美元。這波海外擴張主要具有三項特徵：生產據點更加全球化；大型企業的上游供應商跟隨出海，在海外重新形成產業聚落；投資則集中於潔淨能源、電動車及 AI 資料中心設備等戰略產業。推動企業出海的因素包括中國內需疲弱、國內競爭激烈，以及美國關稅壓力。部分企業透過第三國生產降低貿易壁壘，而埃及等國也積極提供投資優惠，希望吸引中國製造業服務本地市場並建立出口基地。歐洲同樣成為重要目的地。2025 年中國企業在歐洲的新建綠地投資增加約一半，達 89 億歐元。匈牙利與塞爾維亞尤其受到青睞，中國企業也逐漸進入歐洲本地汽車等產業供應鏈。值得注意的是，出海的不只是最終組裝，上游材料與零組件供應商也同步跟進。例如中國電池企業在摩洛哥設廠後，相關材料供應商亦在附近布局，相當於將中國完整的製造生態系部分複製至海外。然而，現階段海外工廠仍高度依賴中國提供設備、零組件與材料。2026 年上半年，中國資本財出口年增 14%，中間財出口成長 27%，顯示海外建廠短期內反而可能增加對中國本土供應鏈的需求。此外，中國物流企業已營運或投資至少 132 座海外港口，並參與鐵路與機場建設，使分布各國的製造基地得以相互連結。這顯示中國製造業並非單純向海外轉移，而是在潔淨能源、電動車與 AI 等產業中，逐步建立以中國企業與供應鏈為核心的全球化生產體系。

北極航線前景與隱患：「利弊相生」

中國正測試經北極「北方海航道」連結亞洲與歐洲。2026 年 8 月，中國貨櫃船自寧



波啟航前往英國，預計約 20 天抵達，航程僅為傳統蘇伊士運河路線的一半，並可避開紅海與麻六甲海峽等風險。隨北極海冰減少，這條「北極快線」的商業與戰略價值逐漸升高；但目前僅適合 8 月至 10 月航行，仍面臨破冰船成本、高額保險、搜救設施不足、生態衝擊及對俄羅斯服務的依賴。短期內難以取代蘇伊士運河，較可能成為傳統航線受阻時的季節性備援選項。

氣候變遷睡眠損失效應：「夜不成眠」

氣候變遷使夜間高溫成為健康威脅。2020 至 2025 年間，全球逾 1,300 座城市居民平均每年因熱夜損失近 56 小時睡眠；東亞研究也發現，嚴重夜間熱浪與死亡率增加約 3% 相關。臥室過熱會阻礙散熱、提高脫水風險，並影響注意力及心血管調節，老年人、慢性病患與低收入家庭衝擊尤深。熱浪治理除關注白天高溫，也應納入連續熱夜與室內過熱風險，強化住宅隔熱、通風及空調支持。

產業巨資扭曲股市指數：「一柱擎天」

現代股票指數愈來愈受到少數大型企業主導，未必能完整代表整體市場。美國 S&P 500 中，Nvidia 一家公司即占約 8% 權重，因此其股價單日變動 3%，即使其他 499 檔股票不動，也足以使整個指數移動約 0.25%。這使指數表現愈來愈取決於少數科技巨頭及市場對 AI 前景的判斷。台灣的集中程度更加明顯。TSMC 市值約 2 兆美元，占 TAIEX 超過 40%，加上 MediaTek、Foxconn 等大型企業同樣受 AI 與科技景氣影響，使一個包含逾千檔股票的指數，實際上高度依賴少數科技公司。南韓 KOSPI 也有類似現象，Samsung Electronics 與 SK Hynix 合計權重一度超過 40%，市場對 AI 及記憶體投資預期的變化，也使指數波動明顯增加。不過，市場集中不必然代表高波動。瑞士 SPI 約一半市值集中於五家大型企業，但這些公司橫跨製藥、食品、工業及金融等產業，獲利相對穩定，因此波動仍較低。相較之下，台灣與南韓不僅個股集中，產業也高度集中於半導體與科技硬體，使市場更容易同時受到 AI 投資週期及科技股估值變動影響。文章指出，股票指數本來就不是經濟結構的精確縮影，而是市場對上市企業未來價值的反映，而且企業的主導地位可能迅速改變。在 AI 時代，許多高成長企業仍由私人資本持有、尚未上市，



也使傳統股票指數與整體企業市場之間的差距進一步擴大。投資人即使持有看似高度分散的指數型產品，實際上仍可能承擔相當集中的個股及產業風險；判斷投資組合是否真正分散，不能只看指數包含多少家公司，也要注意權重及企業之間的產業相關性。

通訊衛星軌道破片風險：「連鎖效應」

近地軌道衛星迅速增加，研究警告太空碎片恐引發惡性循環的「凱斯勒症候群」，使部分軌道無法安全使用。分析顯示，在 16 個巨型衛星星座計畫（如 Guowang、Project Sunrise 及 Starlink）中有 6 個可能觸發失控的碎片增長，且缺乏避碰的小型星座風險亦嚴峻。在缺乏統一規範下，可透過增大衛星面積加速脫軌或延長壽命減少發射來降溫；政策制定者與企業須即刻建立嚴格規範以維護太空永續。

AI 人類夥伴助力與挑戰：「亦友亦敵」

《經濟學人》將 AI 比喻為人類馴化的「狼」：樂觀者期望它如狗般擴大人類能力且受控，但其極快的進化速度讓操控變得極具挑戰。歷史學家 Jill Lepore 擔憂 Sam Altman 與 Elon Musk 等科技富豪權力過大、威脅民主，但《經濟學人》認為決定未來的關鍵在於技術本身與社會如何使用；經濟學家 Daron Acemoglu 則警告 AI 可能加劇貧富差距與取代工作，主張發展提升勞工生產力的「pro-worker AI」。在美中強烈競爭下 AI 發展已無法停止，核心問題不再是「要不要使用 AI」，而是我們能否將這隻新狼馴化為可靠的夥伴，而非任其成為失控的威脅。

AI 矽晶片類腦運算：「殊途同歸」

《經濟學人》探討 AI 若要產生意識是否需擺脫傳統 LLM 限制，因傳統電腦採運算與記憶分離的馮紐曼架構且能耗極高，而人腦功耗僅 20 瓦且能同時處理與儲存資訊。為突破瓶頸，科學家透過「神經形態運算」模擬大腦，甚至結合真實神經元打造「生物電腦」（如 Cortical Labs 或神經類器官）。神經科學家 Anil Seth 指出結構越接近大腦越可能產生意識；若現有矽架構無法突破門檻，未來機器意識或許須仰賴類神經硬體或真實生物組織。

AI 與意識的距離：「似是而非」



隨著大型語言模型的能力快速提升，一個新的問題開始受到科學界關注：人工智慧是否可能逐漸具備某種形式的意識？Anthropic 研究團隊在分析 Claude 的神經網路時，發現模型內部存在一個稱為 J-space 的資訊整合空間。這個空間可以在模型產生答案之前，整合不同神經網路中的資訊，讓相關訊息被進一步調用與推理。不過，這並不代表人工智慧已經具有真正的主觀感受。意識可以區分為「現象意識」與「存取意識」。另一個需要注意的問題是「擬人化錯覺」。大型語言模型學習了大量人類文本，因此能夠模仿人類談論情緒、自我與意識的方式，容易讓使用者誤以為人工智慧真的具有感受。此外，目前 AI 雖然在推理、自主代理與資訊整合能力上持續提升，但仍缺乏與真實世界直接互動的物理實體與具身性。因此，人工智慧與真正具有意識的生命之間，仍存在重要差距。

乳癌精準量子分群 QSVM

《邊緣危機》第二季〈白色鬱金香〉從一場離奇列車事故開始。一列通勤列車突然斷電，恢復照明後，車上十二名乘客全部死亡，電子設備也完全失去電力。華特檢驗後發現，死者體內 ATP 濃度異常偏低、粒線體功能衰退，顯示不只是電子設備，連人體細胞的能量也像被瞬間抽走。Fringe 小組循線找到量子物理學家艾利斯塔爾·皮克博士。他曾與 NASA 合作，研究相對論、粒子與時間旅行，身上也裝有特殊的法拉第網。華特因此推測，皮克可能透過抽取周遭巨大能量來進行時間跳躍，而列車乘客正是實驗造成的犧牲者。分析皮克的研究後，華特發現他的時間旅行理論存在一項關鍵錯誤，但修正後確實可能實現更長距離的時間回溯。然而，回到愈久以前需要的能量愈龐大，也可能造成更多人死亡。華特因此試圖阻止皮克，並以自己的經歷提醒他：即使有能力改變過去，也不代表應該這麼做。這段對話也觸及華特長期以來的罪惡感。他曾跨越兩個世界把彼得帶回來，因此始終渴望得到寬恕。他告訴皮克，自己曾向上帝祈求一個象徵原諒的神蹟：一朵不可能出現的白色鬱金香。皮克之所以執著於時間旅行，是因為未婚妻愛麗特在十個月前因車禍去世。他最終成功回到車禍發生當天，但沒有選擇改變歷史，而是回到愛麗特身邊，陪她度過生命最後一刻，並與她一起死於車禍。在回到過去時間軸



皮克畫了一朵白色鬱金香並安排寄給華特。最後，華特仍收到這封信。紙上的白色鬱金香就像是一個期待已久的寬恕訊號。

量子科學的概念，如何真正進入電腦科學，並透過量子運算應用在醫學與疾病研究。乳癌就是一個非常典型的例子，因為乳癌本身具有高度的異質性，不同病灶的細胞起源、影像表現、組織特徵以及疾病預後，都可能存在很大的差異。在乳癌研究中，瑞典放射科醫師 László Tabár 長期利用乳房攝影影像，觀察不同乳癌病灶的特徵。經過數十年的研究與經驗累積，他發現乳癌並不是單一型態的疾病可以從影像中辨識出不同的病灶表現連結乳癌細胞起源與疾病特性。乳癌病灶在乳房攝影上可以呈現非常不同的型態。例如起源於終末導管小葉單位的乳癌腺泡型腺癌（AAB），可以呈現星芒狀、圓形或橢圓形、粉末狀以及碎石樣等不同影像特徵，另外還有起源於主要輸乳管的乳房導管腺癌（DAB），以及瀰漫性浸潤型乳癌（BCMO）。這些影像除了外觀上差異也反映不同腫瘤細胞起源生物特性。

如同《邊緣危機》的「時間旅行」乳房影像也具有類似的意義。當病人在多年之後被診斷出乳癌，研究者可以重新回到她過去的乳房攝影片，尋找當時是否已經存在某些早期病灶訊號，以及為什麼當時沒有被辨識出來。精準病灶預測與治療可透過長期累積的影像資料，重新追溯腫瘤形成與演變的軌跡。Tabár 教授累積病患長期追蹤與乳房攝影、病理組織與臨床預後資料，利用專業經驗將原本極為複雜的乳癌病灶進行分類。從今天人工智慧的角度來看，這個過程其實很像是由人腦完成的高維度資訊整合：從大量複雜影像中辨識特徵、建立分類，再進一步連結不同病灶與預後之間的關係。這也正是當前量子機器學習所要處理的問題。乳癌資料不再只有一張 X 光影像，而是同時包含影像、病理、分子特徵甚至臨床資訊時，資料的複雜度就會快速增加。如何從這些高維度資訊中找出真正具有意義的特徵，將不同乳癌病人進一步分群，並辨識哪些屬於相對低風險、哪些可能具有較高風險，就成為量子運算與 QSVM 在乳癌精準醫療中值得進一步探索的方向。

從這些長期累積的影像與臨床資料，可以更清楚看出乳癌病灶的多樣性。Tabár 教



授所建立的瑞典乳癌篩檢長期追蹤世代，從 1977 年持續追蹤至 2010 年，最長可觀察到約 35 年的預後差異。從這些資料可以看到，不同乳房攝影影像型態所對應的長期存活表現並不相同，因此可以進一步區分出相對低風險與高風險的乳癌病灶。例如部分 AAB 病灶的長期存活率可以維持在相對較高的水準，但 DAB 以及 BCMO 等病灶的長期存活表現則明顯較差，其中部分高風險病灶長期存活率甚至下降至約五成。更重要的是，即使同樣屬於乳癌，仍然可以根據不同的影像特徵繼續向下細分亞型。這些長期追蹤結果說明，乳癌並不能只用「有或沒有癌症」來區分，而必須進一步了解病灶本身的生物學差異與風險程度。這也帶出乳癌精準治療非常重要的一個概念，就是「風險分層」。如果希望針對每一位乳癌病人提供更適合的治療，就必須先知道她所罹患的乳癌究竟屬於哪一種類型，以及未來可能具有多高的風險。

而進行風險分層所需要的資訊，由單乳房攝影影像擴展為多維度健康資料。從乳房攝影所呈現的結構扭曲、鑄型鈣化、圓形、星芒狀、粉末狀及碎石狀等不同病灶型態，可以進一步連結到基底樣表型、多灶性或單灶性等生物學特徵，再結合組織病理所呈現的腫瘤分布與病灶大小，最後形成不同層次的乳癌風險分類。呼應前面《邊緣危機》所談的「時間旅行」。皮克博士希望透過大量能量突破時間限制，回到過去重新理解一場已經發生的事件。而在乳癌研究中則是利用數十年累積下來的影像、病理與預後資料，重新追溯病灶最早出現時的特徵，再觀察這些特徵經過二十年、三十年之後帶來什麼樣的疾病結果。因此如何把這些原本分散而複雜的資訊整合起來。從乳房攝影的影像型態、生物標記、病灶數量，到組織學與腫瘤大小，每一項資訊都代表乳癌不同的面向。當這些不同來源的資訊被整合在一起，就形成乳癌的多模態資料。而隨著資料維度愈來愈高，單靠人類經驗進行分類也會愈來愈困難。這也正是接下來要探討的核心：如何運用新的運算方法，將大量而複雜的乳癌多模態資料重新整理、分群與比較，進一步找出不同病人的風險特徵，讓過去累積數十年的乳癌資訊，真正轉化成今天可以應用於個人化風險分層與精準治療的依據。

隨著分子醫學的發展，基因體、轉錄體、表觀體以及臨床資料等不同層次的資訊可



有效收集。當這些資料整合在一起形成多體學資料，也讓乳癌高度異質性的特徵呈現得更加完整。前面提到，Tabár 教授可以憑藉數十年累積的乳房攝影經驗，從複雜的影像中辨識不同病灶型態，再將它們整理成相對清楚的風險分類。但是當進一步深入到分子層次，同時納入大量基因、RNA、甲基化以及臨床特徵之後，資料的維度與複雜程度便會大幅增加。不同特徵之間也不一定只是單純的線性關係，而可能存在非常複雜的非線性交互作用，這就增加了傳統機器學習進行分類與分群時的難度。

量子核 (Quantum Kernel) 可以將原本的資料映射到量子特徵空間，再重新衡量不同病人之間的相似程度，希望藉此捕捉傳統方法較不容易辨識的複雜非線性關係。這也是量子支援向量機 (QSVM) 應用於乳癌的重要概念。目的並不是單純把傳統 SVM 換成量子電腦，而是希望利用量子特徵空間，重新描述原本複雜的乳癌多體學資料，進一步辨識出更細緻、具有生物學意義的乳癌亞型。換句話說，原本看起來非常複雜的一群病人，經過量子特徵映射與相似度分析之後，有機會重新形成不同的病人分群，進而提升預後評估與治療決策的精準度。不過，量子模型也不是表達能力越強就一定越好。不同的量子特徵映射方式、量子位元之間的糾纏程度以及參數設定，都可能影響模型的表達能力與穩定性。因此，研究的另一個重要問題，就是如何在模型表達力、分群效果與穩定性之間取得適當的平衡，並進一步評估這些方法在目前 NISQ，也就是具有雜訊的中等規模量子設備上的可行性。最終的目標，就是希望利用較少的樣本，從高度複雜的乳癌多體學資料中達成更細緻、可解釋的乳癌分群，為未來量子運算應用於乳癌精準醫療建立基礎。

由於乳癌具有非常高的異質性。即使同樣被診斷為乳癌，不同病人之間仍可能存在完全不同的分子亞型；即使被歸在同一類型之中，病人的預後與治療反應也不一定相同。過去常見的分子分類，包括 Luminal A、Luminal B、HER2-enriched、Basal-like 以及 Normal-like 等不同亞型，而這些差異也會進一步影響復發風險、存活表現，以及化療、標靶治療與荷爾蒙治療的選擇。但是當研究逐漸進入多體學時分析面臨傳統方法限制。最典型的問題就是樣本數有限，但是特徵數非常龐大。一名病人可能同時具有數萬個基



因與分子特徵，在樣本數遠少於特徵數的情況下，容易出現過度擬合。另外，不同基因與分子特徵之間往往存在複雜的非線性關係，傳統方法不一定能夠完整捕捉，因此也限制了乳癌進一步細緻分層的能力。這也是量子機器學習具有潛力的地方。量子運算具有疊加與糾纏等特性，可以用不同的方式表達多個變數之間複雜的關聯。透過量子特徵空間，希望能夠把原本不容易分開的病人重新表達，進一步探索是否可以在有限樣本下，找到更穩定、更細緻的乳癌分群。這也是今天量子機器學習應用於乳癌所要探討的重要方向。

以這項 QSVM 研究使用的 METABRIC 乳癌分子圖譜為例，納入約 1,980 位乳癌病人的資料，並整合兩類非常高維度的分子資訊，包括 20,603 個基因表現特徵，以及 22,544 個拷貝數變異，也就是 CNV 特徵。這些資料本身具有非常高的維度，而原始資料也可以整合形成 10 個不同的分子群集。但是，如此龐大的特徵數量無法直接放入目前的量子系統，因此第一個步驟仍然需要進行資料前處理。研究利用 UMAP 非線性降維方法，將原本數萬個基因表現與 CNV 特徵所形成的高維資料，濃縮成一個四維的潛在空間。這個步驟的重要目的，是在降低資料維度的同時，盡可能保留原始資料中重要的結構與非線性關係。這個概念也可以再次呼應前面 Tabár 教授的乳房攝影分類。原本一張乳房攝影影像包含非常複雜的資訊，但是透過長期的經驗累積，可以將複雜的影像特徵整理成幾種具有臨床意義的病灶型態。同樣地，現在面對數萬個多體學特徵，也希望透過降維的方法，把複雜資訊濃縮成少數具有代表性的維度，再交給後續的量子模型處理。當高維度的 multi-omics 資料被降到四維之後，就可以進一步對應到 4 個 qubits，將這四個維度編碼進量子狀態空間。資料進入量子系統之後，就可以透過量子位元的狀態、旋轉以及量子位元之間的關聯，建立不同病人之間新的相似度表示。所以整個流程可以理解為：先從高維度的乳癌多體學資料出發，經由 UMAP 將資料濃縮到四維，再將這四個維度嵌入 4 個 qubits 所形成的量子狀態空間。接下來，就可以利用量子核心進一步計算不同乳癌病人之間的相似程度，看看量子機器學習是否能從這些複雜的分子資料中，找到傳統分類之外更細緻的乳癌分群。



在原始的低維空間時，不同類別的資料可能彼此交錯，很難直接利用一條直線把它們清楚分開。這時可以透過特徵映射，把原始資料轉換到另一個更高維度的特徵空間。在新的空間裡，原本複雜、難以區分的資料結構，就可能變得比較容易分離。這就是核函數最重要的概念。它不一定需要直接把所有高維座標完整算出來，而是透過計算兩筆資料之間的相似程度，協助模型在高維特徵空間中進行分類。在傳統機器學習中，SVM 很常使用的就是 RBF Kernel，也就是高斯核函數。它主要根據兩筆資料之間的距離來衡量相似性：距離越接近，相似度越高；距離越遠，相似度就越低。因此，即使原本的資料具有非線性關係，經過 Kernel 的轉換之後，也可能在新的特徵空間中找到比較簡單的分類邊界。量子機器學習 QSVM 基本概念其實非常相似，以量子 Kernel 把每一位病人的特徵資料編碼成量子狀態，再比較兩個量子狀態之間的重疊程度。這個重疊程度就代表兩位病人在量子特徵空間中的相似性。透過量子狀態的表達，也希望進一步利用量子疊加與糾纏所形成的複雜結構，捕捉不同特徵之間更複雜的關聯。

如果用乳癌病人來理解，就更加直觀。假設 Patient A、Patient B 與 Patient C 各自都有一組分子指紋，Kernel 所做的事情，就是建立一個「病人相似度計算器」。例如 A 與 B 的相似度是 0.92，代表兩人的分子特徵非常接近；A 與 C 只有 0.20，B 與 C 只有 0.25，就代表 C 與另外兩位病人的特徵差異較大。當所有病人兩兩之間的相似度都計算完成之後，就可以形成一個 Kernel matrix，也就是相似度矩陣。這個矩陣可以直接提供給後續的 SVM、Kernel PCA 等演算法使用，進一步進行分類或分群。因此，原本數量龐大的分子特徵，最後轉化成的是「病人與病人之間究竟有多相似」這個更容易處理的資訊。這也是量子 Kernel 應用於乳癌分類的核心概念：不是單純把龐大的資料變少，而是改變資料的表示方式。先將前面經過降維的多體學特徵編碼到量子狀態，再利用量子 Kernel 計算病人之間的相似程度，最後形成 Kernel 矩陣。如此一來，就有機會讓原本在傳統空間中彼此交錯、難以分類的乳癌亞型，在新的特徵空間中呈現更清楚的結構。因此，即使面對乳癌研究中常見的樣本相對有限、特徵維度非常高的情況，仍然可以透過特徵映射與 Kernel 方法，探索不同病人之間更複雜的關係。



當前面的多體學資料經過降維之後，下一步就是把這些特徵編碼到量子狀態空間。Quantum Kernel 真正多做的一件事情，就是先把傳統資料轉換成量子狀態，再比較不同病人在量子空間中的相似程度。每一位病人的分子特徵，經過量子編碼之後，都會形成自己的量子狀態，再利用量子狀態之間的重疊程度，計算病人彼此之間的相似性。希望原本在傳統資料空間中不容易看清楚的非線性結構，到了量子特徵空間之後，可以更容易被辨識與分類。而這裡非常重要的一個問題，就是資料要用什麼方式進行量子編碼。不同的 Quantum Encoding 方式，代表不同程度的量子位元交互作用與不同程度糾纏。第一種是 Z feature map，四個 qubits 各自處理自己的資訊，彼此之間沒有 entanglement。可以把它想像成四位醫師各自看自己的資料，各自做判斷，彼此之間完全不交換資訊。第二種是 ZZ linear，開始讓相鄰的 qubits 產生糾纏。用醫療團隊來比喻，就像不同專科醫師之間開始進行跨科討論，例如乳房外科與病理科交換資訊，病理科再與放射科交換資訊。這時候模型不再只是看單一特徵，而是開始把相鄰特徵之間的關聯納入考量。第三種則是 ZZ full，讓所有 qubits 彼此產生交互作用，可以把它想像成完整的 multidisciplinary meeting。不同專科不再只是與鄰近領域交換資訊，而是所有資訊都可以彼此連結。這樣的設計能夠表達更複雜的特徵交互關係，也可能捕捉到原本單獨觀察各項資料時看不到的模式。這個概念放回乳癌就非常重要。過去可能認為某些乳房攝影特徵彼此相對獨立，但隨著研究深入，會發現不同影像表現、組織特徵以及分子特徵之間，可能存在更複雜的關聯。

在量子模型裡，真正需要探討的問題就是：這些 qubit 需要 entangle 程度。增加 entanglement，理論上可以提高模型的表達能力 (expressivity)，讓模型描述更複雜的資料結構；可是模型越複雜，在真實的量子硬體上也可能越容易受到雜訊影響。因此，Z feature map、ZZ linear 與 ZZ full 之間，其實代表的是從較簡單到較複雜的不同量子特徵映射方式。所以最後要比較的，不只是量子方法與傳統方法哪一個分類效果比較好，更重要的是找到表達能力與模型複雜度之間的平衡。透過不同的量子編碼、不同程度的糾纏，以及量子狀態參數的調整，觀察哪一種設定最能呈現乳癌病人之間真正具



有意義的差異，再進一步與傳統 Kernel 方法比較。這也是量子機器學習應用在乳癌精準分群時，非常重要的一個研究問題。

量子核函數的特徵映射設計，影響模型能夠表達的資料結構。研究比較了三種不同程度的量子糾纏方式：第一種是 Z 特徵映射，四個 qubits 彼此獨立，沒有糾纏，因此模型結構最簡單、穩定性較高，但表達能力相對有限；第二種是 ZZ 線性糾纏，讓相鄰的 qubits 彼此連結，在模型表達能力與穩定性之間取得較好的平衡；第三種是 ZZ 完全糾纏，讓所有 qubits 彼此產生交互作用，可以描述更複雜的特徵關係，因此具有較高的表達能力，但同時也可能更容易受到量子硬體雜訊的影響。除了糾纏程度之外，另一個重要的設計就是旋轉角度範圍 β 。透過調整 β ，可以控制量子特徵映射的複雜程度。當角度範圍較小，例如 $\pi/8$ 或 $\pi/4$ ，模型的表達能力相對較低；隨著角度範圍增加到 π ，甚至 2π ，量子狀態能夠探索的範圍也隨之增加，模型可以呈現更複雜的資料結構。因此，糾纏程度與 β 的設定，實際上共同決定了量子模型的表達能力。這個概念也可以用臨床醫師的判斷來理解。一位醫師在判讀病人資料時，並不是只看單一特徵，而是會將影像、病理、分子特徵以及臨床經驗彼此連結。隨著臨床經驗增加，能夠辨識的特徵關係也會更加複雜。量子糾纏所要表達的概念與此類似：不同特徵不再完全獨立，而是透過彼此的交互作用，共同形成對病人的整體判斷。不過，並不是糾纏程度越高就一定越好，因為更複雜的模型雖然具有較高表達能力，也可能犧牲穩定性，因此實際應用仍必須在表達能力與抗雜訊能力之間取得平衡。當量子特徵映射建立之後，就可以進一步計算不同病人之間的量子相似度。首先輸入兩個樣本 x_i 與 x_j ，將各自的特徵透過量子特徵映射編碼成量子態，再利用兩個量子態的內積，也就是重疊程度，計算 Kernel 值。兩個量子態越接近，代表兩位病人在這個高維度量子特徵空間中的特徵越相似；反之，重疊程度越低，就表示兩者差異越大。

將所有病人兩兩之間的相似度計算完成之後可以建立一個核心矩陣 Kernel matrix。這個矩陣可以看成所有病人彼此之間的「相似度地圖」，再進一步利用譜分群，也就是 Spectral Clustering，找出資料中原本不容易被辨識的群集結構，進而形成更細緻的



乳癌病人分群。傳統的 RBF Kernel 也是利用類似概念，只是它主要根據原始特徵空間中的距離來衡量兩個樣本的相似程度；量子 Kernel 則先將資料編碼到量子特徵空間，再利用量子態內積衡量相似度。因此，這項研究真正要比較的是：在相同的乳癌資料之下，量子 Kernel 所建立的高維度相似性結構，能不能比傳統 RBF Kernel 呈現出更有意義、更細緻的病人分群。所以從這裡也可以看到，量子科學與傳統機器學習並不是彼此取代的關係，而是可以形成相輔相成的架構。量子方法負責建立新的高維度特徵表示與病人相似度，而後續仍然可以結合傳統的分群與機器學習方法進行分析。這也是量子機器學習應用於乳癌精準分群最核心概念。

量子分類 QSVM 乳癌精準照護應用情境

乳癌精準醫療可望結合量子運算，協助醫師從大量病人資料中找出最相似的治療案例。研究概念整合乳房影像、病理、生物標記、基因表現與臨床資料，再經資料壓縮後利用量子支援向量機（QSVM）計算病人間相似度，建立「相似病人地圖」。未來可提供多專科團隊更多治療參考，協助選擇較合適的療法，並減少不必要治療。不過，量子運算在臨床應用仍需進一步驗證其準確性、可解釋性與實際效益。乳癌篩檢可透過乳房攝影、超音波與粗針切片，進一步確認腫瘤類型與生物標記。即使同屬常見的 ER 陽性、HER2 陰性乳癌，患者治療後的結果仍可能差異很大，有些病人僅接受荷爾蒙治療即可維持穩定，另一些人則可能復發、需要更積極治療。因此，如何在早期就辨識真正的高風險患者，成為精準治療的重要課題，也有助避免低風險患者接受不必要的治療。研究構想進一步整合乳房影像、病理切片、基因表現與臨床指標，形成高維度的乳癌預後特徵。面對超過 4 萬項資料，可先壓縮為少數代表性特徵，再透過量子運算計算病人間的相似度，建立「相似病人地圖」。藉由比較過去相似患者的治療反應與復發情形，可協助辨識預後較佳、化療效益較低或復發風險較高的族群，作為個人化治療決策的參考。

量子支援向量機（QSVM）可將病人的基因表現、臨床與影像等多維資料映射至量子特徵空間，透過量子方式計算病人間的相似度，再找出與目標病人最接近的個案。即使同為 ER+/HER2- 乳癌，病人仍可能具有不同特徵。透過更細緻的相似度分群，有機會



發現隱藏次群，並提供預後及治療風險分層的參考。目前乳癌治療常依癌症類別與亞型進行決策，術後是否加化療仍需進一步評估。透過相似病人分析，可找出與患者特徵接近的族群，了解其預後與治療受益情形。若結果顯示屬於預後較佳、化療受益較小的次群，未來可能作為減少化療、選擇更適合的荷爾蒙或標靶策略，以及調整追蹤與生活品質考量的參考。QSVN 具有更細緻比較病人相似性、在樣本較少時提供相似性評估、協助發現隱藏次群及支持個人化治療研究的潛力。不過，目前多數研究仍處於概念驗證或小型探索階段，真實量子硬體也存在雜訊與穩定性問題，且尚未完成臨床驗證。因此現階段不能直接取代治療決策。

以上內容將在 2026 年 9 月 2 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