

星球永續健康線上直播

星球健康週新知 &

專題: 量子健康科學 (7)

量子神經網路分類臨床應用

2026-09-09

CHE團隊：

陳秀熙教授、許辰陽醫師、嚴明芳教授、林庭瑀博士
劉秋燕、林家妤、陳虹玟、邱士紘、甘芳瑜、陳芷萱



資訊連結:

<https://www.realscience.top/7>

星球永續健康線上直播



<https://www.realscience.top/7>

Youtube影片連結:

https://youtube.com/channel/UCCHTox4rUysI30QW4e_xliA?si=IDlj9qln3bZWMTNG

漢聲廣播星球永續健康: <https://reurl.cc/WbGALy>

新聞稿連結: <https://www.realscience.top/7>

本週大綱

- 健康科學新知 (2026 / W36)
- 量子神經網路(QANN)影像分類應用
- 量子神經網路影像分類應用情境

健康科學新知

2026 / W36

俄烏戰火威脅全球糧食供應：「殃及池魚」

economist.com



俄軍打擊航行商船，烏克蘭無人機封鎖亞速海重創俄國最大小麥出口港諾沃羅西斯克（佔俄小麥出口逾 30%），兩國糧食出口皆大幅受挫

小麥價格*；2026年，美元/公噸



兩國8月小麥出口量從去年 630 萬噸暴跌至 250 萬噸，小麥價格創兩年新高，較年初上漲約 25%

糧食走廊 陷入戰區



多瑙河水壓過低限制運量；波羅的海與裏海港口容量有限。陸運增加擠壓東歐鄰國物流運能，引發當地農民不滿。

澳洲重塑太平洋安全網：「合縱連橫」

背景

- 中國在太平洋試射可攜核彈道飛彈，引發島國對區域軍事化與大國競爭的疑慮。
- 太平洋島國逐漸深化與澳洲的安全合作，以維持區域穩定。

澳洲聯盟佈局策略

- 雙邊防務協定：巴布亞紐幾內亞、斐濟簽署雙邊防禦協定。
- 非軍事國家安全合作：限制中國設置軍事基地。
- 戰略投資支援：限制中國投資港口、電信等軍民兩用基礎設施，同時每年投入逾10億美元援助夥伴國。

economist.com



地緣政治影響

- 太平洋安全體系正朝「澳洲為樞紐、島國為節點」的聯盟模式發展。
- 各國對中國立場不一，吉里巴斯與諾魯等國可能阻礙區域共識。
- 島國雖強調避免選邊，實際上已逐步向澳美安全體系靠攏。



澳洲以防禦協定、經濟援助與基礎設施合作，建立排除中國軍事影響的太平洋安全網。

再生能源政策多面向影響：「利弊相生」

太陽能可降低碳排放，但大規模建設可能造成棲地破壞與破碎化



太陽能再生能源研究： Science, 2026

- 分析中國 2,344個縣、2014–2023年的太陽能政策與鳥類資料
- 政策強度每增加1個標準差，鳥類多樣性下降2.1%
- 影響在富裕、非沙漠及三北以外地區較明顯

選址是關鍵：

- 棲地豐富地區建設太陽能可能對鳥類與遷徙路線造成較大影響
- 土地綠化不等於生態改善，單一植被物種可能形成劣質綠化衝擊多樣性

未來政策方向：

- 鳥類可作為生態指標，但仍需建立更完整的跨物種監測
- 政策評估不能只計算減碳效益，也應納入生物多樣性與生態成本

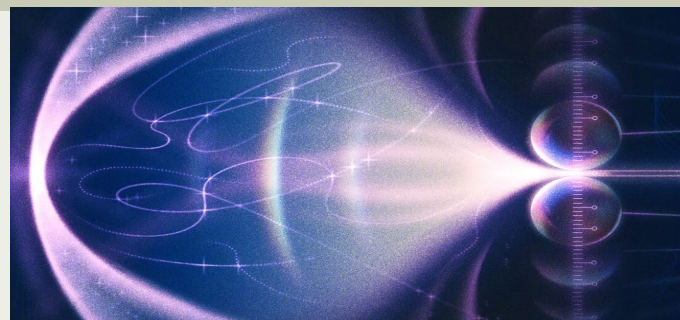


暗維度宇宙起源線索：「撥雲見日」

研究背景

economist.com

- 弦論試圖統一量子力學與廣義相對論，但長期被批評缺乏可驗證預測
- 「沼澤地計畫」藉由排除不符合量子重力的宇宙模型，判斷現實宇宙是否屬於弦論允許的範圍。



兩大關鍵猜想

德西特猜想：弦論允許的宇宙，其暗能量應隨時間變化。

距離猜想：微弱暗能量可能伴隨大量低質量粒子，性質近似暗物質。

2024年觀測顯示暗能量可能正在演化，與此猜想方向一致，但仍需觀察驗證

核心理論:暗維度(Dark Dimension)

- 弦論認為宇宙可能有額外的「暗維度」
- 重力子進入暗維度具有質量，可能成為暗物質
- 暗能量控制暗維度大小，進而影響暗物質質量，連結暗能量、暗物質與量子重力

研究意義

奧地利團隊正利用高靈敏扭力天平，測量10微米尺度下重力偏差，預計五年內取得初步結果，其發現可能首次為弦論與暗維度提供可檢驗觀測證據，支持宇宙起源猜想

軌道煉金術太空生技產業：「化無為有」

發展背景

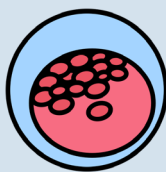
Michael Greshko, Science, 2026

- 微重力可避免液體對流、顆粒沉降及晶體受擾，提供地球上難以形成的製造環境。
- 火箭重複使用使每公斤發射成本由2000年逾1.5萬美元，降至2025年不足4,000美元，推動太空實驗商業化。

主要應用



藥物製造



再生醫療



醫療植入物



癌症研究

關鍵案例

- Varda：已完成軌道重結晶抗病毒藥物利托那韋。
- Merck：在太空獲得更小且均勻的Keytruda抗體晶體，展現注射劑型潛力。
- LambdaVision：利用微重力製造更均勻的人工視網膜蛋白薄膜。



NASA太空人
Kate Rubins

太空生物製造走向自動化，短期適合高價、輕量且難以在地球製造的醫藥產品。

智慧時代專注力科學剖析：「心無旁騖」

腦科學注意力機制與多工迷思

- 雙重注意力系統：大腦分為負責專注單一任務的「執行注意力」，以及受外界環境變化驅動的「定向系統」。後者是演化上應對危險的本能，因此外界干擾極難抗拒
- 多工處理（Multitasking）迷思：大腦無法同時專注多個任務，多工只是快速切換任務，不斷消耗認知資源、增加錯誤率並延長完成時間

培養專注力

Nikki Forrester, *Nature*, 2026

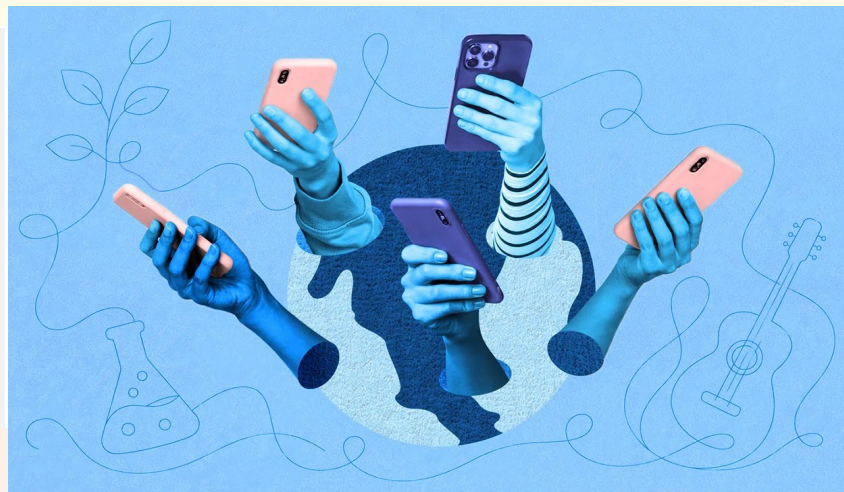
- 每個人都有自己最擅長專注的高峰，應在此期間進行重要工作
- 高峰期時應徹底物理隔離手機，或利用網站封鎖工具設定使用上限
- 訂定具體且有挑戰性的目標能減少注意力中斷

打造有利於專注的空間

- 減少視覺刺激、在工作空間放置植物
- 到圖書館等較安靜的環境工作
- 到公園或綠地短暫休息
- 整天保持 Email 或通訊軟體開啟會大幅增加焦慮，應改為每日定時批次處理訊息

數位政策變革

- 義大利、法國和澳洲實施了「離線權（right-to-disconnect）」法律
- 歐洲議會通過了《人工智慧法案》（Artificial Intelligence Act）
- 2025 年 12 月，澳洲成為第一個禁止 16 歲以下人群使用社交媒體平台的國家



中國投注機器人產業：「未雨綢繆」

背景

economist.com

- 中國人形機器人硬體技術快速成熟，2026年預估銷售約 5 萬台，逾去年的3倍。
- 軟體開發是主要瓶頸，機器人模型需要數百億個參數才能模擬人體運作。

核心策略

- 機器人需要實體世界數據才能學會複雜動作，需蒐集兩大資料：
 - 機器人自身感測與環境互動資料
 - 人類配戴感測裝置產生的實境資料

優勢

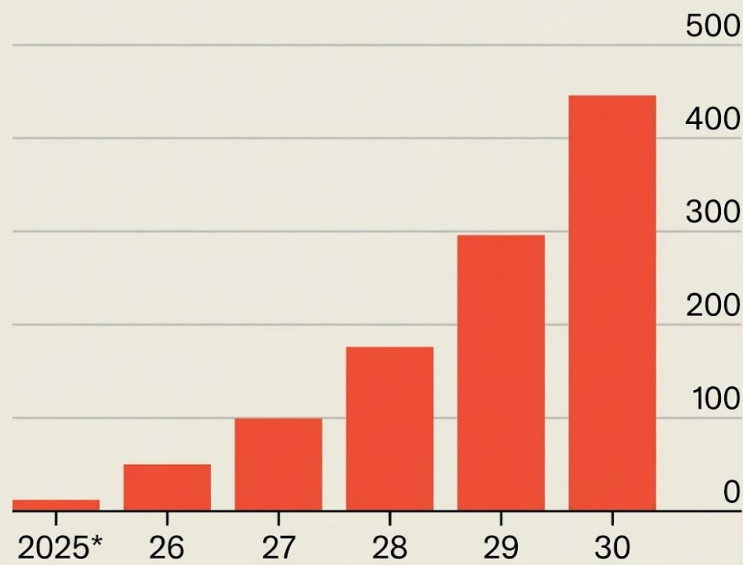
- 中國已建置 53 座人形機器人訓練中心，另有 34 座規劃或興建中，約 80% 訓練中心獲政府支持
- 可利用龐大製造業人口大量蒐集人類動作資料

未來挑戰

- 實體訓練費用昂貴（每小時約 500 ~ 700 人民幣），且無效數據多
- 高投入、產出大量昂貴但暫時無用機器人的路線，雖然能保持數據優勢，但短期內商業化市場仍難成熟。



中國，人形機器人，銷量預測，（千台）



LLM結合世界模型發展AGI:「知行合一」

大型語言模型 (LLM) 限制

Science, 2026

- LLM的成功主要來自「模型更大、資料更多、算力更強」
- 高品質訓練資料與算力資源逐漸接近瓶頸
- 擅長文字推理，但缺乏真實世界經驗

世界模型興起

- 人工通用智慧(AGI) 需要具備空間、因果、行動理解能力
- 人類發展先探索世界，再學習語言，透過與環境互動可望加速AI訓練學習

未來 AI 的方向

- 世界模型讓 AI 能透過模擬環境進行試誤學習
- Google DeepMind 已利用虛擬世界訓練AI代理
- NVIDIA正利用世界模型訓練機器人
- 未來AGI很可能結合LLM與世界模型加速訓練





信仰遇上演算法-AI宗教雙向重塑:「科技向善」



背景

economist.com

- AI 協助編寫講道稿與行政工作。
- 天主教Magisterium AI以教義資料庫回答問題，服務遍及190國。
- 伊斯蘭、印度教等團體也開發專屬聊天機器人
部分牧者利用AI節省行政時間，投入牧靈與面對面交流。

宗教界的核心擔憂

世俗化偏見

主流模型在回答人生意義時，多傾向世俗觀點。

社群弱化

AI 的個人化諮詢
可能削弱
實體宗教社群

AI 幻覺與慰藉

過度依賴 AI 提供的
「人工安慰」，降
低應對苦難的能力

宗教哲學 AI 治理

- 開發自研模型(如阿拉伯 Fanar、台灣在地對齊模型)
- 透過教義資料及倫理對話，推動AI符合多元信仰價值
- 宗教領袖等峰會論壇將宗教品格納入 AI 治理

AI協作治理永續思維:「以人為本」

Nature,2026



為何AI發展仍偏向取代人力?

- 經濟誘因：自動化更具獲利優勢
- 科技思維：追求機器超越人類

打造「Pro-worker AI」

- AI不必取代人類，可以強化工作者能力與生產力，擴散共享科技效益
- 例如AI可協助教師找出學生學習困難提供個人化教學與支持，非取代教師

- AI 治理必須同時兼顧創新與風險控制
- 不應只是限制危險 AI更應引導增強人類能力

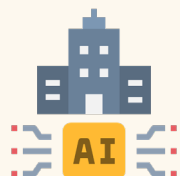
AI協作治理引導政策方向

1 改革稅制



降低資本相對於勞動的稅務優勢，減少企業以機器取代人力的誘因

2 成立專責AI機構



研究AI的社會影響，並資助具有公共利益的「Pro-worker AI」

3 建立資料市場法律框架



明確資料所有權與使用規則，促進高品質資料共享

AI量子科技助理開發：「相輔相成」

研究團隊開發AI代理推進量子技術應用

- 自動理解研究需求
- 產生量子程式碼
- 先在虛擬量子電腦測試
- 通過後再送到真正的量子電腦執行

三項測試結果

研究以3個物理模擬任務測試AI代理

- 能理解 Pasqal 量子硬體限制
- 超出設備能力任務，能正確判斷做不到
- 可自動產生並執行量子程式

仍需專業人員介入以正確完成任務

潛力與限制

潛力

- 降低量子程式設計門檻
- 加快從研究概念到實際量子實驗
- 有望讓更多非量子專家使用量子電腦

限制

- 尚不是全自動科學家
- 複雜任務仍需要專家修正與判斷
- 目前成果刊載於預印本，需更多驗證

Davide Castelvecchi, *Nature*, 2026



量子神經網路(QANN)

影像分類應用

原子筆連鎖事件疑案



- 年輕人把原子筆立在郵筒上，筆掉落後引發連鎖事故
- 隔天同類事故再次發生，邊緣部介入調查。
- 李探員推測遺留現場的筆是連鎖反應起點

動態系統預測方程解密



- 探員艾絲翠認為涉及約120 個動態變數，幾乎不可能計算
- 奧莉薇亞懷疑有人已預測一切
- 第三起事故現場疑犯麥洛被認出，但精準預判車流與跳橋時機脫身

新藥療程促發智力提升



- 線索指向藥物試驗，麥洛原本智商僅 56，接受五次療程後智力大幅提升能同時處理大量變數、預測複雜事件
- 試驗最終要讓受試者恢復原狀，麥洛不願失去能力因此對相關人員下手

雙胞Olivia致預測失準



- 麥洛預測工地事故，但Olivia意外忽略警示使預測失準
- 追捕中Olivia因缺氧倒下，查理及時救援並制伏麥洛
- 麥洛最終被送進機構，思考模式只能靠機器解讀無法再正常溝通

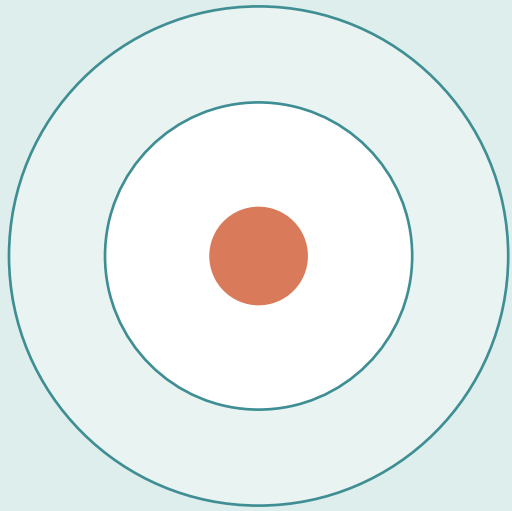
量子電腦學會「看醫學影像」

① 標準教材
MedMNIST

② 量子神經元
Perceptron

③ 醫學影像
Quantum
NN

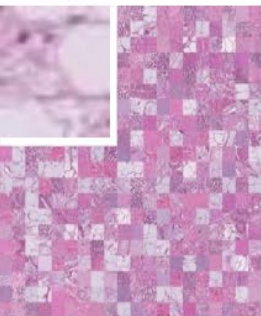
MedMNIST：替 AI 建一所「醫學影像學校」 & 「醫學影像界 AI 練習題庫」



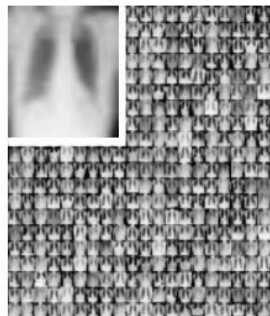
把 18 種醫學影像
整理成統一格式的小圖，
讓任何人都能拿來訓練與比較 AI

醫療影像分類評估資料: MedMNIST

PathMNIST



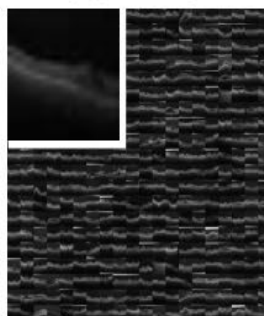
ChestMNIST



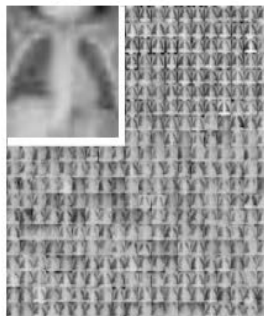
DermaMNIST



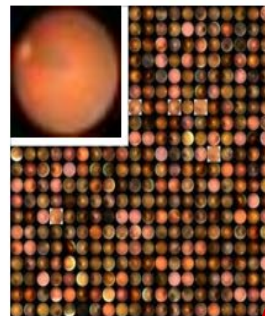
OCTMNIST



PneumoniaMNIST



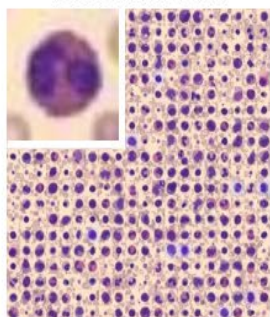
RetinaMNIST



BreastMNIST



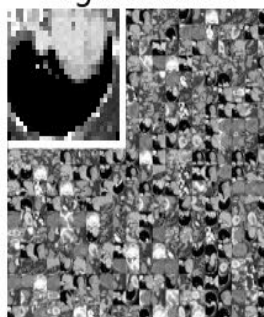
BloodMNIST



TissueMNIST



OrganAMNIST



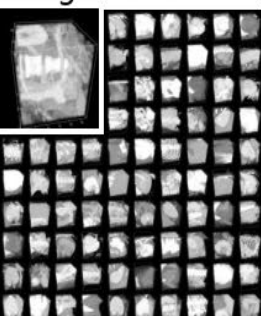
OrganCMNIST



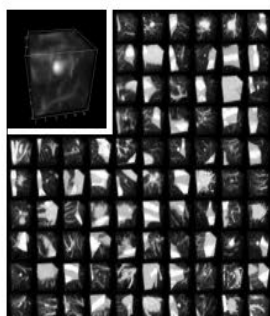
OrganSMNIST



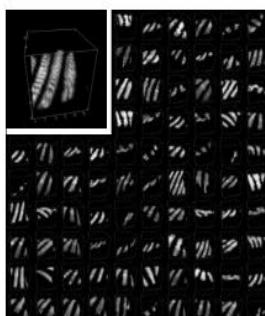
OrganMNIST3D



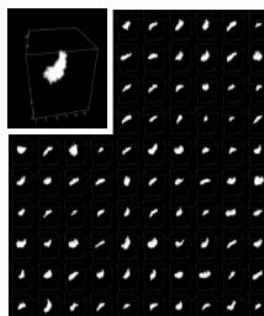
NoduleMNIST3D



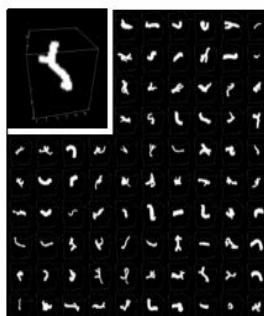
FractureMNIST3D



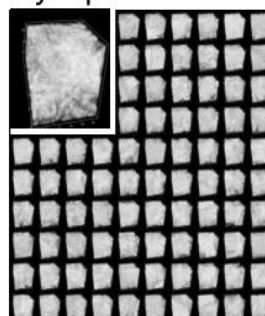
AdrenalMNIST3D



VesselMNIST3D



SynapseMNIST3D



為什麼需要MedMNIST？

AI 界經典「手寫數字題庫」MNIST；MedMNIST 就是它的醫學版

解決的痛點

- 醫學影像格式五花八門，外行人不知從何下手
- 每篇研究用的資料都不同，成績無法互相比較
- 原始影像很大，跑一次實驗很耗時

MedMNIST 的做法

- 全部縮成 28×28 像素的小圖，附上正確答案
- 統一切好「練習題 / 模擬考 / 正式考」三份資料
- 免費、開放授權，一行指令就能下載

18

套資料集 (12
套平面 + 6 套立
體)

71 萬+

張影像，全部標
好答案

28×28

像素，大約一張
小頭貼的大小

0

需要的醫學背景知
識；但不可用於臨
床

MedMNIST把龐大的醫學影像縮成 AI 可以練習的「小卡片」

第一幕 | 教材長什麼樣？

標準版本從 28×28 開始，也有較大的 64、128、224 版本。

28×28

像把一張醫學影像縮成小卡片。
輕量、快速，適合演算法入門比較。

64 / 128 / 224

需要更多影像細節時，
可以換成較大的版本。

3D 28^3 / 64^3

CT、MRA 等立體影像也有標準化版本。

先把資料規格統一，研究者才不會把『資料差異』誤當成『模型差異』。

MedMNIST題庫裡有哪些內容？（平面影像 12 套）

依照拍攝方式分成六大類，涵蓋日常就醫最常見的檢查

X 光

胸腔 X 光（14 種疾病）
、兒童肺炎 X 光

眼睛

視網膜斷層掃描 OCT
、眼底照片（糖尿病
視網膜病變分級）

顯微鏡

大腸病理切片、血球
分類、腎臟組織

電腦斷層 CT

腹部器官辨識，分別
從三個角度切片（軸
向、冠狀、矢狀）

皮膚

皮膚鏡影像，分辨 7
種皮膚病灶

超音波

乳房超音波，判斷正
常 / 良性 / 惡性

打個比方

像一本綜合模擬考題本：從 780 張（乳房超音波）到 23 萬張（腎臟組織）的題目都有，AI 在「小題庫」和「大題庫」上的表現可以一次看清楚。

MedMNIST立體影像與「高解析度版」

6 套 3D 資料集，以及 2024 年新增的 MedMNIST+ 大尺寸版本

什麼是 3D 醫學影像？

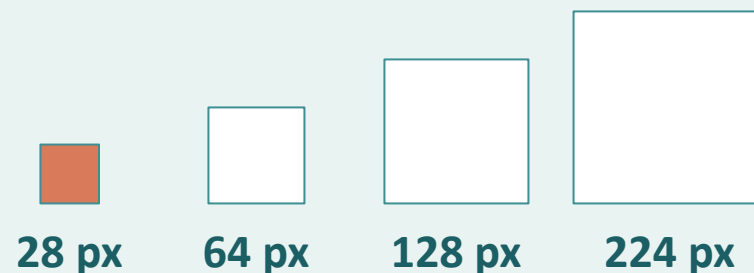
CT 或 MRI 其實是一疊切片，堆起來就是一個立體方塊。

MedMNIST3D 把它縮成
28×28×28 的小方塊，讓 AI 學習

- 辨識腹部 11 種器官
- 判斷肺結節是良性或惡性
- 腎上腺、腦血管的形狀是否異常
- 肋骨有沒有骨折、神經突觸是興奮型或抑制型

每套約 1,400 ~ 1,900 個樣本，規模小、適合入門與快速實驗。

MedMNIST+： 同一張圖，四種解析度

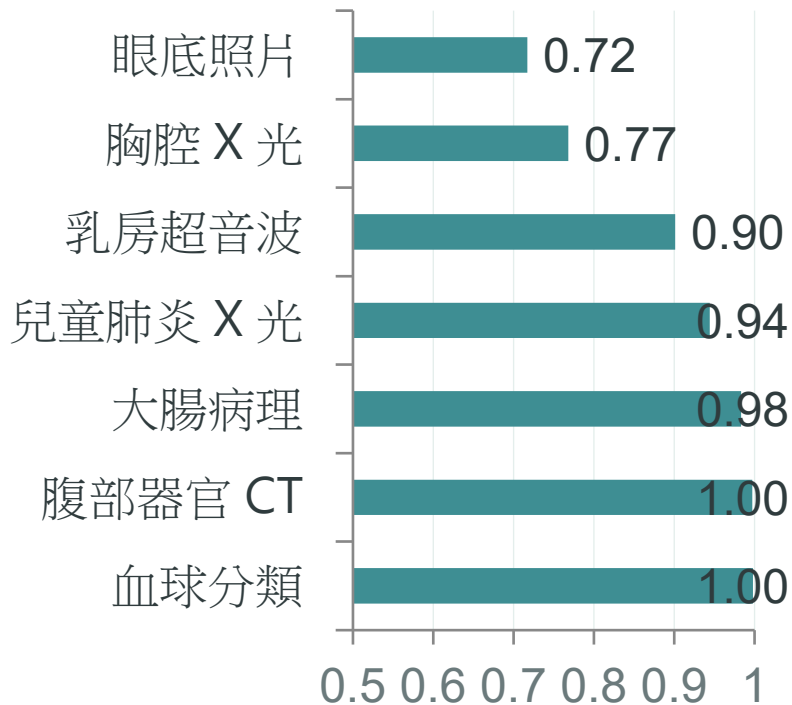


就像手機照片可以選「省流量」或「原畫質」。小圖跑得快、適合教學；大圖保留細節，適合訓練下一代大型醫學 AI 模型。所有尺寸用同一套程式碼就能取用。

AI 考得怎麼樣？以及怎麼開始用

作者用常見的 AI 模型 (ResNet) 與自動化工具 (Google AutoML) 跑了一輪成績

AI 判讀分數 (滿分 1.0 , 0.5
等於亂猜)



怎麼解讀？

- 血球、器官辨識幾乎滿分：對 AI 而言是「送分題」
- 眼底病變分級最難：連專家也常意見不一
- 圖放大到 224 像素，成績不一定更好

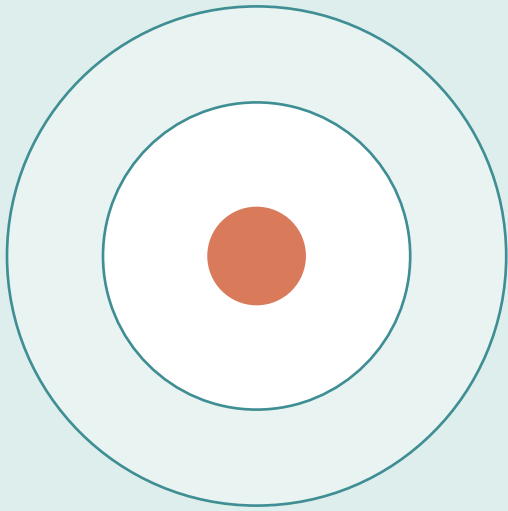
想試試看？

```
pip install medmnist
```

一行指令即可安裝，資料免費開放 (CC BY 授權) 。研究、教學都能用，但請記得：它不是診斷工具。

在真正的量子電腦上做出一顆 AI 神經元

用 IBM 的 5 位元量子晶片，成功複製 AI 最基本的零件——「感知器」



原文：An artificial neuron implemented on an actual quantum processor
作者來自義大利帕維亞大學 (University of Pavia)

先認識 AI 的最小零件：感知器

1957 年提出的「感知器」是所有神經網路的祖先，只會做一件事：比對後說「是」或「不是」

感知器怎麼運作？

拿到一組輸入（例如一張黑白小圖），跟腦中的「樣板」逐格比對、加總分數，分數超過門檻就亮燈說「是」。這篇論文用的是最簡版本：每一格只有黑或白兩種值。

💡 打個比方

像門口的警衛拿著一張通緝照片比對來客：五官越像，分數越高；超過某個門檻就按下警鈴。這篇論文的目標，是讓量子電腦扮演這位警衛。

量子版的殺手級優勢：省空間

N 個量子位元可以同時記住 2 的 N 次方個像素：

- 2 個量子位元 → 4 像素的圖（本文真機實驗）
- 4 個量子位元 → 16 像素的圖（本文模擬）
- 10 個量子位元 → 1,024 像素，約 32×32 的圖

傳統電腦則需要一格一格存，1,024 像素就要 1,024 個位元。

量子電腦能不能做出最基本的「人工神經元」？

Tacchino 等人從最簡單的 perceptron 開始。

經典人工神經元像一位門衛：把『看到的特徵』和『心中的標準』比一比，再回答「像」或「不像」。

量子版本把輸入圖樣與權重寫進量子態，再利用量子測量決定神經元是否被啟動。

這不是完整的醫療 AI，而是先證明最小的神經元零件可以在真正的量子處理器上工作。

先證明一顆量子神經元可行，才有機會談多層量子神經網路。

量子神經元其實在做一場「圖樣配對」

第二幕 | 像不像？

輸入圖樣與權重圖樣越相似，測量到啟動的機率越高。



可以把量子測量想成最後的『舉手表決』：越匹配，越容易看到神經元被啟動。

量子警衛的四個動作

整個過程只有四步，最後靠「測量」這個天然的隨機動作做出是 / 否判斷

1

把圖案「畫」進量子態

用一連串量子閘，把黑白格子轉成量子位元的疊加狀態——所有像素同時存在其中。

2

把樣板「反向蓋」上去

再用一組量子閘把記憶中的樣板疊上去。若兩者完全相同，剛好互相抵消，訊號會全部集中到一個特定狀態。

3

把結果傳給一顆標記位元

額外準備一顆「答案位元」，只有在訊號集中到那個特定狀態時才會被點亮。

4

測量答案位元

重複跑幾千次，看答案位元亮的比例。比例高 = 很像，低 = 不像。測量本身就提供了「門檻」效果。

💡 打個比方

有趣的副作用：一張圖和它的「負片」（黑白顛倒）在量子警衛眼中是同一個人，因為它只看「像不像」的平方值，不分正負。這點和傳統感知器不同，有時反而更方便。

真機實驗：兩種做法，差很多

在 IBM Q-5「Tenerife」晶片上，把 2×2 像素的 16 種圖案兩兩比對，共 256 種組合全部跑過

做法 A：老實一格一格改

- 像逐一修改每個像素的符號，步驟多、電路長
- 量子電腦每多一步就多一點雜訊
- 結果雖然大致正確，但數值誤差偏大
- 平均誤差 0.24

做法 B：借用「超圖態」捷徑

- 發現要畫的圖案剛好屬於一類數學上很好處理的量子態
- 改用更聰明的閘順序，大幅減少最耗損的多位元操作
- 結果與理論值幾乎吻合，所有判斷都正確
- 平均誤差 0.06 (論文主要成果)

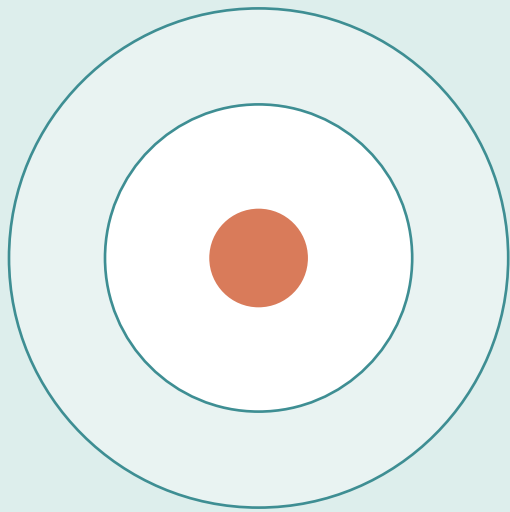
0.24  **0.06**

誤差縮小約四分之三

💡 打個比方

同樣要從台北到高雄：做法 A 每個路口都停下來確認；做法 B 直接上高速公路。到達的地點一樣，但後者更少「顛簸」（雜訊）。

讓量子電腦學會看醫學影像



Quantum Methods for Neural Networks and Application to Medical Image Classification)

量子神經網路影響分類應用

Landman et al. 2022

醫療影像輸入

胸部 X 光、眼底影像



胸部 X 光



眼底影像

PCA 降維

保留重要特徵
將影像轉為
4 或 8 維表示



量子輔助神經網路 (QANN)

- 結合量子與經典神經網路
- 以量子電路處理特徵
- 提升影像分類準確度



量子正交神經網路 (QOrthoNN)

- 一元振幅編碼 + 金字塔電路
- 利用正交特徵提升分類能力
- 增強模型的泛化性

二元分類輸出

肺炎 / 正常



肺炎 vs. 正常

視網膜病變 / 正常



視網膜病變 vs. 正常

1



整合量子 與古典方法

結合量子電路與
古典神經網路，
提升分類效能。

2



提升特徵 表示與正交性

降低維度並增強
正交特徵，
提升模型泛化能力。

3



驗證醫療影像 應用可行性

以標準資料集測試，
展現臨床影像分類的
實用性與潛力。

從玩具圖樣走向肺炎 X 光與視網膜照片

Landman 等人把前兩幕真正接到醫療任務。

他們使用 MedMNIST 的 PneumoniaMNIST 與 RetinaMNIST。

但 28×28 影像仍有 784 個像素，對當時量子硬體太大，因此先用 PCA 壓縮成 4 或 8 個主要特徵。

再讓量子電路參與神經網路的內積計算或正交矩陣運算。

醫療影像進入量子電腦前，往往要先『濃縮』成量子硬體吃得下的資訊。

量子電腦可以當「助手」，也可以直接成為「神經網路的一層」

第三幕 | 兩條量子道路

論文提出 qNN 與 QOrthoNN 兩種思路。

qNN : 量子助手

資料與神經網路仍主要是經典的；
量子電路幫忙估計內積。

QOrthoNN : 量子層

用 RBS 金字塔電路直接實現
正交矩陣 $\times$ 向量。

前者像請量子電腦做特定計算；後者則把量子電路直接變成神經網路元件。

方法一：把「算相似度」外包給量子電腦

AI 判斷圖片時，核心動作就是不停地比對「這張圖和記憶中的樣板有多像」

1 把圖片變成量子訊號

一張圖有 8 個特徵，就用 8 個量子位元。想像 8 顆燈泡，永遠只有一顆「亮」，亮度分布就代表這張圖。

2 把樣板反著疊上去

AI 學到的「樣板」（權重）也用同樣方式編碼，然後反向疊在圖片訊號上。

3 測量第一顆燈泡

兩者越像，第一顆燈泡亮的機率就越高。重複測量幾百次，算平均，就估出相似度。

💡 打個比方

像擲一枚有偏差的硬幣來猜它偏多少：擲 400 次數正面比例，就能估得夠準。量子電腦每跑一次就是擲一次硬幣。

為什麼值得？

量子電路只需很少「步數」（隨圖片變大只慢慢增加），而且 AI 本來就容忍一點誤差，所以估得「差不多準」就夠用。不過作者也坦承：現階段 GPU 仍快得多。

方法二：金字塔電路——一種「不會失真」的 AI 層

數學上稱為「正交」：資訊經過這一層時，不會被放大、也不會被吃掉

它是什麼？

- 由許多兩兩相鄰的「小轉盤」（RBS 閘）排成金字塔形
- 每個轉盤只轉一個角度，AI 學習的就是這些角度
- 轉盤數量剛好等於一個正交矩陣需要的自由度，一個不多一個不少
- 深層 AI 常見的「訊號爆炸」或「訊號消失」問題，正交層天生免疫

💡 打個比方

把一疊照片從 A 屋搬到 B 屋：一般搬家公司可能弄丟幾張、或把某幾張放大影印。正交層就像一位只會「重新排列與旋轉」的搬家師傅——照片一張不少、大小不變。

最大的實際收穫：訓練速度

以前要維持「不失真」，每更新一次得做很貴的矩陣分解；本文直接調整轉盤角度，成本和普通 AI 層一樣。

舊方法 n^3

新方法 n^2

1 億



100 萬

（以 $n = 100$ 個特徵為例的運算次數，快約 100 倍）

讓量子電腦學會看醫學影像想解決什麼問題？

AI圖越來越準，但也越來越「吃電」；量子電腦能不能幫上忙？

20 億

最新視覺 AI 模型的參數量

1 萬+

訓練所需的 TPU 晶片・天數

2 派

既有的量子機器學習路線

1 個

本文提出的折衷新方向

兩派量子路線各有難處

- 「理論派」：能證明快很多，但需要還不存在的完美量子電腦
- 「實作派」：現在的機器就能跑，但像黑盒子，很難說清楚它和一般 AI 的關係，也容易訓練不起來
- 本文：設計一種既能在今天的吵雜量子電腦上跑、又能用數學說清楚在做什麼的方法

💡 打個比方

一派畫好了未來高鐵的藍圖卻沒有鐵軌；另一派騎著腳踏車先上路，卻說不清要往哪走。這篇論文想造一台「現在就能騎、又有地圖」的電動車：用現有量子硬體做事，同時每一步都對應到我們熟悉的 AI 運算。

量子輔助影像分類神經網路(QANN)

Landman et al. 2022

古典部分



特徵處理

輸入資料生成特徵



權重管理

更新權重參數 w



啟動函數

非線性轉換 $f(\cdot)$



損失函數

計算目標差異 L



最佳化器

依梯度更新權重 w

迭代訓練

特徵向量 x

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_d \end{bmatrix}$$

編碼

權重向量 w

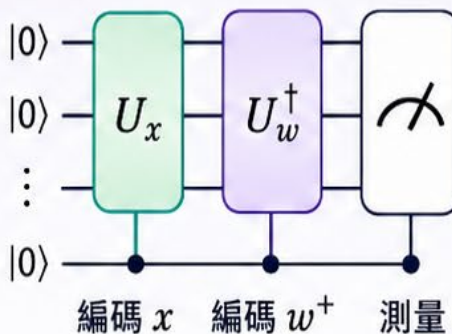
$$\begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_d \end{bmatrix}$$

編碼

量子部分

量子電路 (內積估計)

透過參數化量子電路估計內積



輸出估計值

$$\langle x, w \rangle$$

或相關量 (如 $\text{Re}(x, w)$)

回傳至古典網路

將量子結果作為
非線性組合的
內積替代值



古典-量子混合設計

量子電腦不取代整個
神經網路，
協助特定線性代數步驟。



主要優勢



保留經典架構

仍能處理非線性、
損失與最佳化流程。



加速內積計算

針對高成本的內積計算
提供量子加速潛在優勢。



結合量子與經典

整合量子元件，
提升訓練效率、
降低整合門檻。

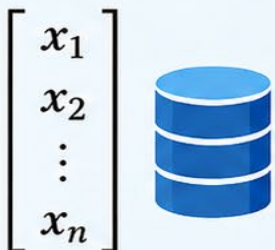
量子正交神經網路影像分類

量子神經網路架構設計 (單一層流程)

從輸入到預測 · 一層完成

1 輸入向量

$$x \in \mathbb{R}^n$$



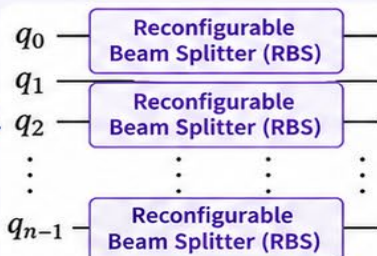
2 單一振幅編碼 (一元振幅編碼)

$$|\psi_{in}\rangle = U_{AE} |0\rangle^{\otimes n}$$

$$|0\rangle^{\otimes n} \xrightarrow{U_{AE}} |\psi_{in}\rangle$$

將 x 編碼為 n 個量子位元的
振幅狀態

3 量子正交層 (金字塔 RBS 電路)



4 量測 / 輸出 (機率或期望值)

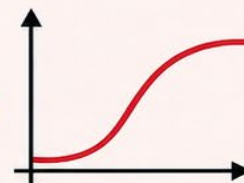


量測計算基底

$$p = |\psi_{out}|^2$$

或 $\langle O \rangle$

5 古典非線性 (激活函數)



$$z = \delta(Wp + b)$$

引入非線性能力

可重複堆疊 L 層，建構更深的量子神經網路

架構範例

[8, 4, 2] (三層示例)



- 每個量子正交層以金字塔 RBS 電路實現。
- 經量測與古典非線性映射後，輸入下一層。

方法特色



量子層負責
正交性轉換

以 QOrthoNN 實現
正交變換，保留資訊。



非線性在古典處處理

透過古典激活函數
引入非線性，降低
量子電路深度需求。



可逐層混合

量子與古典層交替堆疊，
依任務調整層數與維度。



保留量子優勢

多層組合具更强
表達能力，適合
複雜資料的分類與預測。

量子正交神經網路(QOrthoNN)設計

Landman et al. 2022

1 一元振幅編碼

一元子空間標準基底

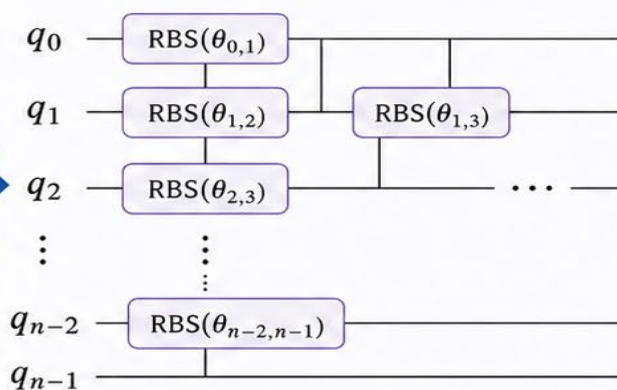
$$\begin{aligned} |e_1\rangle &= \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \\ |e_2\rangle &= \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \\ &\vdots \\ |e_n\rangle &= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$



每個向量僅有一個 1，
形成正交基底。

2 金字塔 RBS 電路

依序施加正交旋轉



每個 RBS 皆為正交變換，
整體電路保持正交性。

3 對應 $n \times n$ 正交矩陣 O

電路可由矩陣 O 描述

$$O = \begin{bmatrix} O_{11} & O_{12} & \cdots & O_{1n} \\ O_{21} & O_{22} & \cdots & O_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ O_{n1} & O_{n2} & \cdots & O_{nn} \end{bmatrix}$$



O 為正交矩陣，滿足
 $O^T O = I$ ， $\det(O) = \pm 1$ 。



RBS正交降維設計

$$U_{\text{RBS}} |e_j\rangle = \sum_{i=1}^n O_{ij} |e_i\rangle$$

電路將基底向量 $|e_j\rangle$ 變為
各基底 $|e_i\rangle$ 的線性組合，係數為 O_{ij} 。



在一元子空間中，量子電路對應古典正交矩陣乘法 $y = Ox$



嚴格保持正交性

RBS 為正交旋轉，
串接後仍為正交，
確保 $O^T O = I$ 。



參數數量對應自由度

金字塔 RBS 的參數量為
 $\frac{n(n-1)}{2}$ ，與正交矩陣
自由度一致。



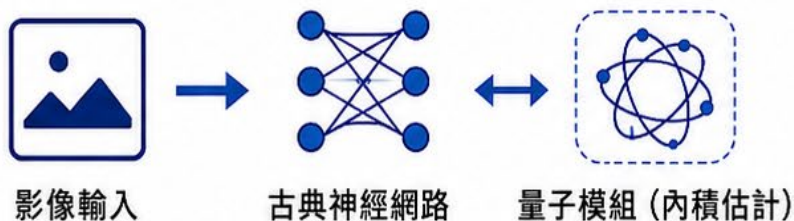
硬體友善的鄰接操作

僅作用於相鄰量子位元，
較符合 NISQ
裝置需求。

QANN vs QOrthoNN 影像分類架構比較

Landman et al. 2022

量子輔助神經網路 (QANN)



核心設計特徵

以量子內積估計輔助古典神經網路。



主要優勢

- 易整合既有 ML 流程
- 保留古典模型彈性
- 具高維特徵比較潛力



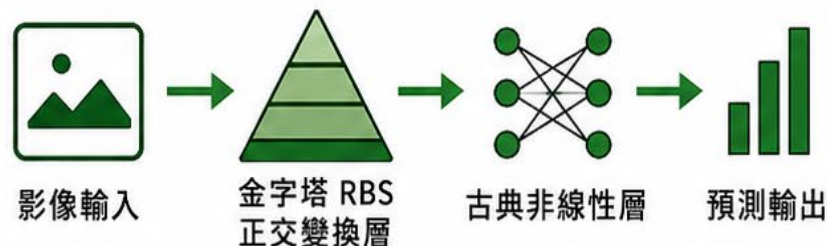
實作考量

- 資料載入成本較高
- 量測精度受 shots 與雜訊影響



適合：逐步導入量子模組的應用

量子正交架構 (QOrthoNN)



核心設計特徵

以金字塔 RBS 正交變換搭配古典非線性。



主要優勢

- 正交性明確，特徵較穩定
- 訓練較穩定，不易梯度失衡
- 參數較精簡，較符合 NISQ 條件



實作考量

- 多層擴展仍受 qubits 與深度限制
- 需配合量測與古典端形成完整模型



適合：重視訓練穩定與結構化特徵轉換的應用

量子影像
分類

量子影像分類設計表現特徵

Landman et al. 2022

研究對象：醫療影像資料集



Pneumonia-MNIST

- 訓練：4,708
- 測試：624
- 任務：正常 vs 肺炎

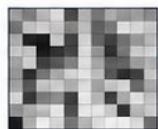


Retina-MNIST

- 訓練：1,080
- 測試：400
- 任務：正常 vs 視網膜病變

資料前處理與特徵空間

28 × 28 像素
影像



PCA 降維



特徵空間
4 維或 8 維

x_1
 x_2
 $\vdots$
 x_d

以 PCA 將高維影像轉為 4 或 8 維特徵，
比較不同模型的表現。

比較方法



古典基線模型

邏輯迴歸 · SVM · 隨機森林



量子模擬方法

變分量子分類器 (VQC)



IBM 超導量子硬體

使用真實量子電腦執行 VQC

分類表現比較 (AUC 與 ACC，越高越好)

■ ANN

■ qNN (模擬訓練／硬體推論)

■ qOrthoNN (QPC 模擬／硬體)

Pneumonia-MNIST



任務難度：中等



Retina-MNIST



任務難度：較高



註：數值為代表性結果，反映整體趨勢。

主要發現



量子模擬 (VQC) 與 ANN 表現接近。



4 維特徵較穩定，表現較佳。



任務較困難或特徵較多時，真實硬體表現明顯下降。



NISQ 硬體限制

- 雜訊導致輸出分布偏移。
- 需額外 SWAP，增加深度與錯誤累積。
- 量子位元噪訊，影響結果穩定性。

量子神經網路QANN

影像分類應用情境

影像分類臨床應用情境



❄️ 冬季夜間
❄️ 兒童急診 ❄️

兒童急診
Pediatric Emergency

23:47

佇列總覽

23:47

優先序	病患年齡	檢查部位	申請時間	狀態	評值優先度
1	2 歲 3 月	Chest	23:32	等待中	高
2	5 歲 2 月	Chest	23:40	等待中	高
3	8 歲 7 月	Chest	23:41	等待中	中
4	1 歲 10 月	Chest	23:43	等待中	中
5	6 歲 1 月	Chest	23:45	等待中	低

其他佇列...



PedRad-Q

佇列優先序支援系統

判讀佇列優先序建議

非診斷裝置 / 不是供影像判讀結論



陳小弟，5 歲 2 個月



1 場域：兒童急診

冬季呼吸道感染流行期，
夜間量能壓力高



2 人力現況：

夜間僅 1 位放射科主治，
支援 2 院區



3 病患：

發燒 3 日、咳嗽加劇、
食慾下降、活動力減退



4 檢傷：

38.9°C | HR 132 |
RR 34 | SpO₂ 95% |
第三級



PedRad-Q 定位：

「判讀佇列優先序建議」

影像輔助臨床決策挑戰

夜間時段
兒童急診

兒童急診
Pediatric Emergency

23:47

PACS 待判序列 (依到達時間排序) 23:47

序號	到達時間	病歷號	檢查部位	狀態
21	22:41	125678	Chest	低
22	22:44	126113	Chest	低
23	22:58	127004	Chest	低
24	22:59	127890	Chest	中
25	23:01	128445	Chest	低

本案位置
約第 24 位

目前工作負載 (急診區)

低檢傷 (4-5 級)	12 床
中檢傷 (3 級)	8 床
高檢傷 (1-2 級)	2 床
待覆閱影像	46 件

陳小弟
5 歲 2 個月
疑似肺炎追蹤

住院醫師
支援 2 院區
本院 分院

結合量子運算與醫療影像
守護兒童夜間急診

1 影像待判依到達時間排序
夜間影像評估人力－需求失衡

2 檢傷級數反映臨床狀態
顯示病患生理與檢傷級數，
尚未納入影像判讀結果。

3 第三級
兒科胸部 X 光 (CXR)，
正式報告。

4 住院醫師同時處理多位就診病患
夜間人力有限，低檢傷個案多，
完成正式報時間較長。

5 兒科肺炎惡化可能較快
仍需及早判讀，
以降低延誤風險與治療成本。

6 理想 AI 輔助工具需求
具高敏感度、可容忍偽陽性，
協助優先排序，縮短人工判讀時間。

量子影像分類輔助助理：
在影像產出後數秒內提供優先排序建議，
提升急診判讀效率。

QNN影像分類降維設計

1 原始輸入

2048 × 2048
DICOM 影像



2 去識別化

移除病患資訊



3 肺野裁切

保留肺部區域



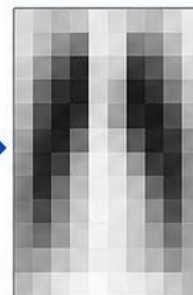
4 正規化

影像強度統一



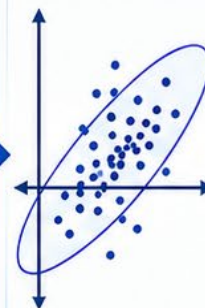
5 降採樣

28 × 28



6 PCA

特徵降維



7 量子特徵向量

8 維向量 x

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_8 \end{bmatrix}$$

L2 正規化:
 $\|x\|_2 = 1$

1 原始輸入



2048 × 2048
DICOM 影像

2 去識別化



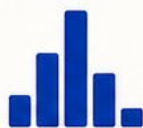
移除
病患資訊

3 肺野裁切



保留
肺部區域

4 正規化



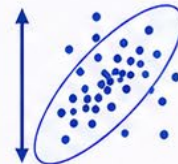
影像強度
統一

5 降採樣



28 × 28
像素

6 PCA



特徵
降維

7 量子特徵向量

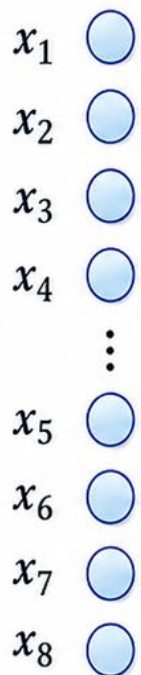
$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_8 \end{bmatrix}$$

8 維
特徵向量 x

量子神經網路肺炎風險分類

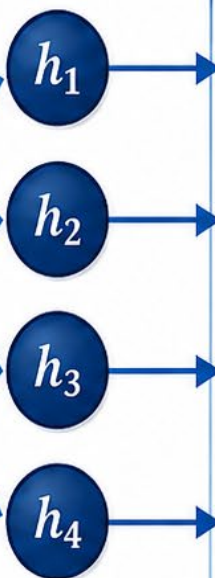
輸入層 (8 維)

臨床特徵向量 $x \in \mathbb{R}^8$

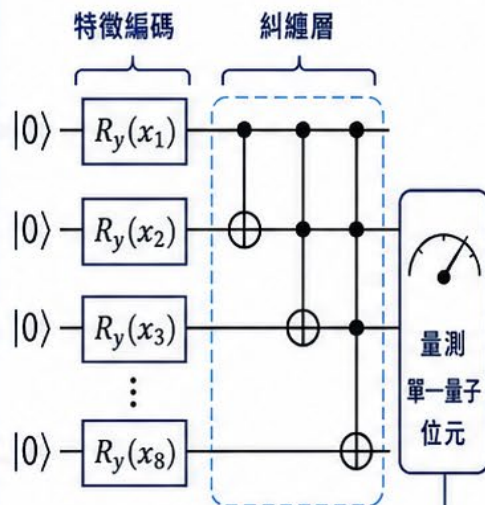


隱藏層 (4 個節點)

以量子估計內積 $w_j \cdot x$

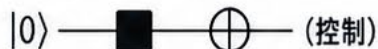


量子電路：估計內積 $w_j \cdot x$



電路輸出 $p_j = \Pr(|0\rangle)$
 $(w_j \cdot x)^2 \approx 2p_j - 1$

加入一個額外量子位元作為同位測試，
可恢復內積的正負號



輸出層 (2 個節點)

二元分類 (肺炎風險)

y_1
(肺炎)

y_2
(非肺炎)

輸出機率



0.88

肺炎風險
(正類機率)



1 主模型：

[8,4,2] 架構，
sigmoid，二元分類



2 資料與假設空間仍為
古典；量子端負責
估計 $w \cdot x$ 。



3 量測第一量子位元，
可估計 $(w \cdot x)^2$ 。



4 加入額外量子位元，
可恢復內積的
正負號。



5 臨床意義：
不需極高精度，
也能支援分流排序。



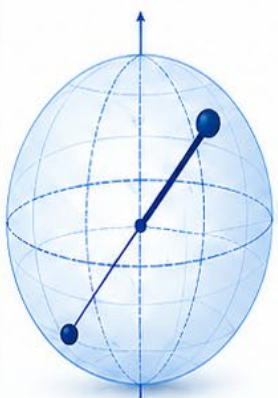
量子影像分類輔助分流



量子影像二元分類臨床決策輔助

1 量子層輸出

輸出量子態 $|\psi_{out}\rangle$ ，
需讀回古典數值。



量子態

2 讀取模組

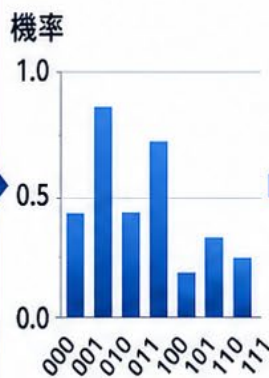
多次測量
取得位元字串。



重複測量
(Shots)

3 量子態量測與重建

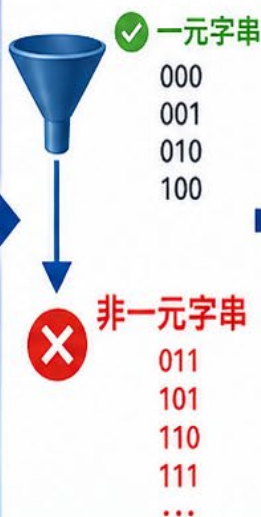
重建輸出振幅
與密度矩陣。



位元字串
(僅一元)

4 量子雜訊抑制

過濾非一元字串。



5 經典風險分數

可用輸出機率
進行二元分類。



1 量子層輸出：
輸出 $|\psi_{out}\rangle$ ，
需讀回古典數值。



2 量子態量測
與重建：
可重建輸出振幅
與密度矩陣。



3 量子雜訊抑制：
過濾非一元字串，
直接判定為錯誤
並捨棄。



4 經典分類：
有效樣本率可作為
硬體品質指標。



5 個案示例：
400 shots，
量子雜訊抑制後
有效樣本率 91.2%，
輸出機率 0.88，
建議優先判讀。

個案示例指標



測量次數
(Shots)

400
shots



有效樣本率

91.2%
有效樣本



輸出機率

0.88
輸出機率



林庭瑀
博士



陳秀熙
教授



星球永續健康 線上直播

國立台灣大學



林家妤



陳虹玘



許辰陽
醫師



梅少文 主持人



侯信恩主持人



楊心怡製作人



陳芷萱



甘芳瑜



邱士紘



嚴明芳
教授



劉秋燕



台北醫學大學