

人工智慧融合於醫療照護之研究

蔡及時

摘要：人工智慧技術在近十多年的迅速發展，為許多產業帶來了創新和發展契機，它在健康照顧的應用也是充滿潛力。本文旨在通過介紹人工智慧技術融合於醫療照護之研究，推動更多醫療照護者從事相關的跨領域研究。文中首先介紹人工智慧技術的基本概念，闡述兩種主要的機器學習方法，即監督學習與無監督學習，並討論人工神經網路和決策樹這兩種常用的演算法。接著討論三項將人工智慧技術用於醫療照護的研究，包括預測手術後死亡率，估計老人生活品質和罹患失智症的風險。最後論述人工智慧融合於醫療照護之研究所面臨的一些挑戰，即類別不平衡，數據缺失和缺乏數據，和可行的因應方法。

關鍵詞：人工智慧、醫療照護。

前言

人工智慧的發展早於1950年代已經開始。當時的智能系統發展主要側重於利用機器執行一些被認為是機器不能做到的特定單一任務，例如處理邏輯問題，解答大學微積分及代數問題。當擴展到一些較大型和複雜的問題的時候，這些智能系統受到了很大的局限。要用人工智慧歸納處理多種不同的情況需要考慮大量不同的可能性和組合，這產生了所謂的「組合爆炸」。解決這個難題需要具有高效率 and 準確度的運算法；然而，即使具備這些運算法，其巨大的計算量並非當時的電腦系統和計算平臺可以駕馭的。隨著科技發展蒸蒸日上，許多有利人工智慧發展的技術相繼成熟，成為了人工智慧在過去十多年快速發展的催化劑。

目前人工智慧技術已經被應用到各個領域，創造了很多嶄新和有效的應用以改進大眾的生活，醫療照護也利用了人工智慧技術提升病人的健康狀況。當中，谷歌公司的Deepmind人工智慧平台，除了於

2016年以智能電腦程式AlphaGo (Silver et al., 2016) 擊敗世界圍棋冠軍為人津津樂道以外，Deepmind也被應用到醫療照護上，例如：利用Deepmind人工智慧平台開發的眼疾診斷輔助系統可以透過分析眼部掃描圖像判斷超過50多種眼疾 (De Fauw et al., 2018)。對於治療癌症病人所需要的化療療程和規劃，利用Deepmind以人工智慧對醫學掃描圖像作精細準確的分析，有助縮短診斷和療程規劃的時間 (Suleyman, 2018)。再者，IBM公司在人工智慧發展也擔當著重要的角色，如早期開發的超級電腦Deep Blue和後來的Watson人工智慧平台，而後者則擴展到專門針對醫學照顧應用的Watson Health平台。透過對多方面的醫療數據進行分析，包括病歷，基因數據，醫學文獻和醫學掃描圖像等，Watson Health可以對13種癌症的治療提出建議方案，輔助醫護人員作出最佳的治療決定 (Doyle-Lindrud, 2015)，這也是邁向精準醫學和個人化治療的重要里程碑；此外，人工智慧在醫療照護上也有其他廣泛的應用，例如：通過採集老人步行動作的數據並利用人工智慧演算法進行分析，可以估算跌倒風險供醫護人員參考，以作出適當的防跌措施 (H. Wang et al., 2018)。人工智慧也可用於預測長期臥床病人得壓瘡的風險 (Moon & Lee, 2017)，或估算精神科病人的治療效果 (Chekroud et al., 2016; Koutsouleris et al., 2016) 等。

本文對於人工智慧融合於醫療照護之研究進行論述，首先，文章介紹人工智慧技術的基本概念、術語和常用的演算法，然後討論人工智慧在醫療照護的研究和應用，最後論述人工智慧融合於醫療照護所面臨的一些挑戰與對策。

人工智慧的基本概念

要採用人工智慧，需要具備與應用情境相關的數據，在充份瞭解應用情境和對採集到的數據進行整理後，便可利用演算方法建立數據模型。所建立的模

接受刊載：109年8月13日

香港理工大學護理學院教授

通訊作者地址：蔡及時 香港九龍紅磡育才道11號 電話：+852 34003214；E-mail：thomasks.choi@polyu.edu.hk

[https://doi.org/10.6224/JN.202010_67\(5\).03](https://doi.org/10.6224/JN.202010_67(5).03)

型經過評價後，會因為未能達到預期的效果（如準確度偏低）而需要多次重複以上的步驟，從而改善模型的表現，直至模型達到滿意的效果，便可投入到實際情境使用，以上敘述的是數據探勘常用的一個流程（Caetano et al., 2015）。在整個流程中，建立數據模型是其中的一個關鍵環節，模型根據輸入數據（input data） X ，通過演算法（algorithm）而獲得輸出數據（output data） y ，例如， X 代表病徵或生理指標， y 取值0或1以代表基於 X ，是否患上了某種疾病；基於不同的理論和方法，演算法學習數據樣本（samples）之間的關係、以及其結構和分佈，從而建立一個可以代表實際情境的模型，這個模型建立過程也稱之為「機器學習」（machine learning）。當一個新數據樣本從實際情境中獲得，只要把樣本輸入到該模型，便可預測對應的結果；以醫療照護為例，若以病人所住的醫院、專科部門和具體病床位置作為輸入，病人是否曾經跌倒作為輸出，可建立一個模型預測病人住院跌倒的風險，並對跌倒風險較高的位置給出提示，讓醫護人員提高警覺或及早改善醫院環境（H. Wang et al., 2018）。

機器學習是利用計算方法直接從數據獲得資訊，不基於預設公式或模型。機器學習方法大致可分為兩大類，即監督學習（supervised learning）和無監督學習（unsupervised learning）。監督學習是指所要學習的數據集 $S = \{(\mathbf{X}_i, y_i), i = 1, \dots, n\}$ [n 為樣本數，輸入 \mathbf{X}_i 有 p 個特徵並以 x 表示，即 $\mathbf{X}_i = (x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi})$]，同時包含輸入數據 \mathbf{X}_i 和已知的輸出結果 y_i ，亦即是分類標籤（label）；而無監督學習是指數據集只有輸入數據 \mathbf{X}_i ，而沒有對應的分類標籤 y_i 。監督學習旨在根據數據集裡的樣本，求得一個可以模擬真實情境中輸入與

表一

典型的機器學習方法

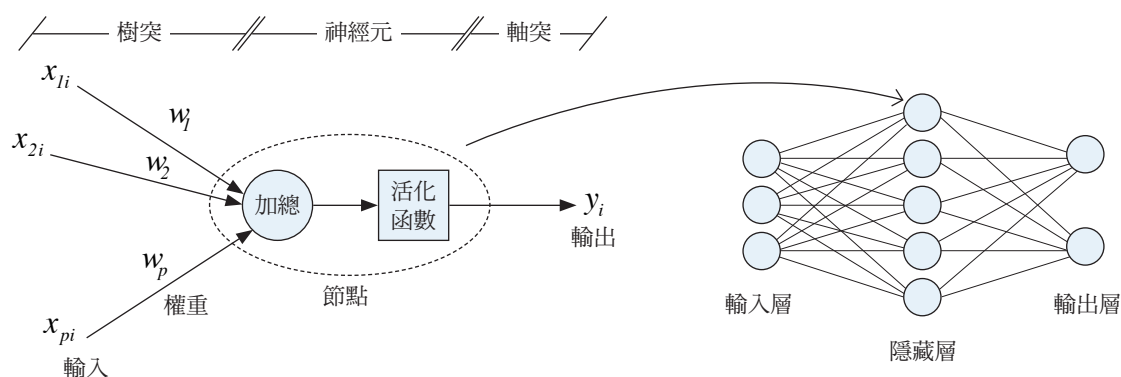
類別	方法
分類	支持向量機 (support vector machine)
	單純貝氏分類器 (Naïve Bayes)
	K-近鄰演算法 (K-nearest neighbor)
	神經網路 (neural network)
	決策樹 (decision tree)
迴歸	線性判別分析 (linear discriminant analysis)
	線性迴歸 (linear regression)
	支持向量迴歸 (support vector regression)
	高斯過程迴歸 (Gaussian process regression)
	神經網路 (neural network)
	決策樹 (decision tree)

輸出之間關係的模型，其主要學習任務（task）包括分類（classification）和迴歸（regression）。無監督學習旨在找出數據樣本背後所隱含的模式和內在結構，集群（clustering）是無監督學習的一項主要學習任務。下文將會對監督學習方法作進一步的論述，並集中介紹兩種常用的演算法。表一列出了一些典型的機器學習方法。

監督學習法

首先要介紹的監督學習方法是人工神經網路（artificial neural network, ANN）或類神經網路。近年來受到廣泛關注的「深度學習」（deep learning）就是基於人工神經網路的機器學習方法。人工神經網路是一種模仿生物神經網路建立的人工智慧技術，如圖一所示，ANN模仿人腦神經元（neuron）的結構，腦波通

圖一
人工神經網路內的節點（左圖）和一個典型的網路（右圖）



過樹突 (dendrites) 進入一個細胞，與從其他樹突進入的腦波融合，然後再通過軸突 (axon) 將處理後的腦波輸出到下一個神經元。這些神經元連結一起組成了人腦內的神經網路，而人工神經網路則由相互連結的節點 (node) 組成，數據從其他節點輸入到一個節點前，先經過分別加權 (weight)，然後在該節點加總、通過活化函數 (activation function) 的轉換，將結果輸出到下一個節點。圖一描繪了人工神經網路的數據處理機制，最基本的 ANN 包括一個輸入層節點 (input layer)，一個隱藏層節點 (hidden layer)，和一個輸出層節點 (output layer)。

採用監督學習建立 ANN 模型時，對於給定的某個樣本 (X_i, y_i) ，把數據 X_i 輸入 ANN，經過上述的加權、加總、活化轉換步驟後，得出結果 y' 並從 ANN 輸出。當中，估算值 y' 與真實值 y_i 會存在著差異的。按誤差 $\epsilon = y' - y_i$ 調整各輸入端的權重可減低估算值與真實值的差異，這個反饋估算和調整的過程將重複迭代，直到誤差降至一個滿意的水平，又或誤差已經再無改善，ANN 模型的訓練就到此結束。

雖然訓練 ANN 模型時需要降低誤差，使模型能夠對於每一個樣本 X_i 都能得出一個非常接近真實值 y_i 的估算值，但也會出現兩種不理想的情形，即過適 (overfitting) 或乏適 (underfitting) 的情況。過適是指經訓練獲得的模型跟樣本非常吻合，誤差很低，但對於給定樣本以外的新數據卻產生很大的誤差，無法得出準確的估算值，相反，乏適是指模型擬合樣本數據的能力較低，估算結果偏差較大。

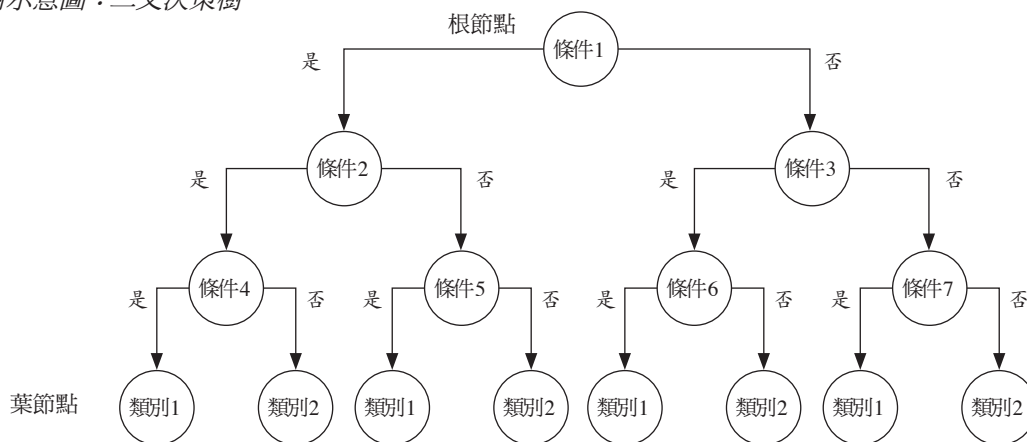
ANN 是一種「黑箱」的運算法，意思是指即使訓練後獲得了準確度很高的 ANN 模型，但對於模型

的輸入和輸出之間的關係和機理、並不能提供解釋或推測當中的含義，故 ANN 模型的可解讀性 (interpretability) 一般是較低的。

另一種要介紹的監督學習方法是決策樹 (decision tree)，決策樹是一個像樹一般從上而下的流程圖，由分枝 (branch) 和節點 (nodes) 組成，如圖二所示。樹的節點代表要做一個決定，並根據結果沿對應的分叉路徑到達下一個節點，這個從一個節點到另一個節點的步驟反覆進行，最終到達樹底末端的葉節點 (leaf node)。每個葉節點代表一個類 (class) 或標籤 (label)，若所要進行的是二元分類 (binary classification)，則有兩類葉節點，如是 (true) 與非 (false)。以醫學照護範疇為例，若要採用決策樹預測長期臥床病人壓瘡的風險 (Moon & Lee, 2017)，可以把可能與壓瘡有關的因素置於決策樹的各節點，如住院時間，有否接受簡單傷口處理，傷口是否受了感染，病房等級，住院總開支、接受診斷的次數等等，而葉節點則包含「患壓瘡」和「無患壓瘡」這兩類，所建立的決策樹便可對是否患壓瘡作二元分類，常用的決策樹自動建立演算法有 ID3 (iterative dichotomiser 3)，C4.5，ID5R，CART (classification and regression tree) 等。這些演算法會按所具備的數據，從樹的根節點 (root node，即流程圖起點) 開始，由上而下，自動制定在每個節點裡需要對哪一個因素做決定和給出條件，並於葉節點作最終的分類決定。

由於決策樹是利用像樹般的流程圖做分類決定的，依序作出最終決定時所經過的節點和路徑，可以獲得以 IF-THEN 表示的規則 (rules)，從而瞭解做決定的過程及最終決定是如何產生的。因此，跟人工

圖二
決策樹示意圖：二叉決策樹



神經網路相比，決策樹的可解讀性較高，有助於對應用情境的瞭解和分析。

使用機器學習方法訓練模型，一般會把數據樣本分為兩個部分，分別為訓練集 (training set) 和測試集 (testing set)。訓練集內的樣本用於模型訓練，讓模型學習樣本之間所隱含的關係；而測試集則用作評估從訓練獲得的模型的準確度。訓練集會佔整個數據集的大部份，而測試集則佔小部份，例如7比3或8比2。此外，也可以利用交叉確認法 (cross validation) 對模型進行評估。方法是把數據樣本分割為若干等份，並進行多次的模型訓練和測試。以分割為10等份為例，即10折交叉確認 (10-fold cross validation)，每次操作採用9份則作訓練，剩下的1份作評估，重複以上步驟10次直到每一份樣本都被用作模型評估，從而得出模型的平均準確度。

人工智慧應用在醫療照護之研究

本節介紹一些將人工智慧融合到醫療照護的研究，包括預測手術後死亡率，社區老人的自覺生活品質，和罹患失智症的風險。

膀胱癌是常見的泌尿生殖系統惡性腫瘤，對於肌肉侵犯型 (深層) 膀胱癌，一般都需要進行根治性膀胱切除術，手術後的發病率和死亡率較高，若能夠在進行膀胱切除術前預測術後死亡率，則有助對病人制定最適當的治療方案，為此，可以利用人工智慧預測膀胱切除術後死亡率。有研究採用了監督學習法建立預測模型 (G. Wang et al., 2015)，模型輸入數據包括性別、年齡、白蛋白水平 (≤ 39 g/L 或 > 39 g/L)、手術方式 (開放性手術，腹腔鏡手術或機器人手術)、前血清白蛋白水平、腫瘤分期 (T1, T2, T3, T4)、隨訪期 (follow-up period) 及尿流改道方式 (回腸膀胱尿流改道術或新膀胱重建)；而模型輸出為手術後五年死亡率 (死亡或存活)。研究比較了多種機器學習法的分類效果，當中以一種較尖端的人工神經網路技術的表現為佳 (即正則化極限學習機，regularized extreme learning machine)，其準確度和靈敏度分別為 .80 和 .86。

接著要介紹與社區老人健康有關的兩個研究。首先要介紹的是利用人工智慧技術，對從社區老人照護服務中心獲得的健康數據進行模擬，評估老人的生活品質 (quality of life; G. Wang et al., 2018)。研究有助及早發現生活品質可能不太理想的老人，讓中心的工作人員可適時提供協助，該老人健康數據集有四方

面的資料：個人基本資料、經濟狀況、健康史和健康評估。而健康評估包括基本健康指標如血壓、血糖和心率，身體質量指數、體脂肪百分比率、疼痛量表、柏格氏平衡量表數據、手握力強度、以及坐站起走測試和三十秒起站測驗的結果。研究將這些數據視為模型的輸入，另一方面，老人的生活品質是透過生活品質問卷簡明版 (World Health Organization Quality of Life Assessment: Brief Version) 獲得，並將歸納得出的生活品質指標作為模型的輸出，透過監督學習，訓練出一個能夠模擬數據之間關係的預測模型，對新採集到的健康數據樣本進行老人生活品質的估算，該研究利用了一種最小二乘支持向量機 (least square support vector machine) 演算法訓練模型，其準確度達到 .74。

同樣地，有研究嘗試基於社區老人健康數據，利用人工智慧技術估算罹患失智症的風險 (Choi et al., 2019)。所採用的數據集包括個人基本資料，基本健康指標，以及從各種量表採集到的數據，包括移動量表、營養量表、憂鬱量表及疼痛量表等，組成了一個具有217個特徵 (features) 的數據集，作為預測模型的輸入，該數據集同時也包括了簡易心智量表 (mini-mental state examination, MMSE) 獲得的數據。MMSE被廣泛地用作篩檢認知功能障礙，MMSE得分在24至30之間代表認知功能正常，得分在23以下代表可能存在著不同程度的認知功能障礙。因此，數據集內的每個樣本被分為兩類，分別標示為認知功能正常或異常。研究利用了每個樣本的217個特徵及其標籤進行監督學習並訓練模型。訓練得出的模型對輸入的新數據樣本進行二元分類，判斷該樣本所屬於的類別，該研究利用了典型的演算法訓練模型，其中以K-近鄰演算法 (K-nearest neighbor) 效果較佳，準確度達到 .81。

人工智慧融合於醫療照護的挑戰與對策

以上介紹的研究展示了人工智慧在醫療照護領域具有很多潛在的創新空間，但同時也面臨著一些挑戰。正如文中提到，其中一個關鍵就是數據品質，即使使用了尖端的運算法，在缺乏高品質的數據，也會對模型的效果造成負面影響。以電腦輔助診斷為例，由於健康者的數據樣本一般會比病人的多，健康者會佔數據集的大多數，病人的則成為少量類別樣本 (minority class)，構成了類別不平衡 (class imbalance)。

ance)的問題。基於不平衡數據而建立的模型會偏向將樣本判定為多數類別(majority class)，對正確診斷造成干擾。又以上述智慧生活品質預測的研究為例，老人可按自覺的生活品質給出1到5分，數據集內的樣本以得3分的(中等的)佔大多數，為了獲得一個較平衡的數據集，研究把生活品質分成三類：較低的(1或2分)，中等(3分)和較高的(4或5分)。在機器學習中，合成少數採樣(synthetic minority over-sampling)技術是一種通常用來解決類別不平衡的方法，它通過合成少量類別樣本以增加其數量，拉近數據集內各個類別的樣本量。

另外，數據缺失(missing data)也對數據品質造成影響，若數據集缺失的資料過多，可用的樣本會大量減少，這種情形在社區健康數據集或會比較常見。保健服務使用者可能因為種種情況，例如：隱私，健忘，缺席或退出已安排的服務，而導致數據缺失。除了統計學常用的插補法(imputation)，也可以用機器學習中的K-近鄰演算法，或人工神經網路等方法插補缺失的數據。

醫療保健大數據雖然具有很大的潛力，但在醫療照護領域裡也會經常碰到「小數據」，例如一些較少見或罕見疾病，又或數據只可以在個別醫療機構裏特定的環境和設定才可以收集到，「小數據」降低了運算法的成效。在機器學習中，遷移學習(transfer learning)技術利用在不完全一樣但又相近的情況之下所採集到的數據，有效地擴大「小數據」，提升預測模型的效果。

總 結

人工智慧在過去十多年的快速發展，開發了許多創新的技術並獲得廣泛的應用。本文簡介人工智慧技術的基本概念、術語，和一些在醫療照護的研究，利用人工智慧開發的模式識別、自然語言處理、圖像和語音識別等技術在醫療照護領域也有許多創新的應用。未來將會有更多結合人工智慧和醫療照護的跨域研究，有助實現個人化及精準醫療，以促進人類的健康福祉。

誌 謝

本文感謝香港創新科技署創新及科技基金(MRP/015/18)支持本文內相關研究。

參考文獻

- Caetano, N., Cortez, P., & Laureano, R. M. S. (2015). Using data mining for prediction of hospital length of stay: An application of the CRISP-DM methodology. In J. Cordeiro, S. Hammoudi, L. Maciaszek, O. Camp, & J. Filipe (Eds.), *Enterprise information systems* (pp. 149–166). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-22348-3_9
- Chekroud, A. M., Zotti, R. J., Shehzad, Z., Gueorguieva, R., Johnson, M. K., Trivedi, M. H., Cannon, T. D., Krystal, J. H., & Corlett, P. R. (2016). Cross-trial prediction of treatment outcome in depression: A machine learning approach. *The Lancet Psychiatry*, 3(3), 243–250. [https://doi.org/10.1016/S2215-0366\(15\)00471-X](https://doi.org/10.1016/S2215-0366(15)00471-X)
- Choi, K.-S., Ho, C.-L., Zhou, T., Shen, X., & Wang, G. (2019, October 16–19). Prediction of dementia risk with community health data using machine learning approaches. In E. Tong (Chair), *Semi-plenary session: Breakthrough innovations in eHealth* [Symposium]. Asia Pacific Electronic Health Records Conference, Hong Kong.
- De Fauw, J., Ledsam, J. R., Romera-Paredes, B., Nikolov, S., Tomasev, N., Blackwell, S., Askham, H., Glorot, X., O'Donoghue, B., Visentin, D., van den Driessche, G., Lakshminarayanan, B., Meyer, C., Mackinder, F., Bouton, S., Ayoub, K., Chopra, R., King, D., Karthikesalingam, A., ... Ronneberger, O. (2018). Clinically applicable deep learning for diagnosis and referral in retinal disease. *Nature Medicine*, 24(9), 1342–1350. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0107-6>
- Doyle-Lindrud, S. (2015). Watson will see you now: A super-computer to help clinicians make informed treatment decisions. *Clinical Journal of Oncology Nursing*, 19(1), 31–32. <https://doi.org/10.1188/15.CJON.31-32>
- Koutsouleris, N., Kahn, R. S., Chekroud, A. M., Leucht, S., Falkai, P., Wobrock, T., Derks, E. M., Fleischhacker, W. W., & Hasan, A. (2016). Multisite prediction of 4-week and 52-week treatment outcomes in patients with first-episode psychosis: A machine learning approach. *The Lancet Psychiatry*, 3(10), 935–946. [https://doi.org/10.1016/S2215-0366\(16\)30171-7](https://doi.org/10.1016/S2215-0366(16)30171-7)
- Moon, M., & Lee, S.-K. (2017). Applying of decision tree analysis to risk factors associated with pressure ulcers in long-term care facilities. *Healthcare Informatics Research*,

- 23(1), 43–52. <https://doi.org/10.4258/hir.2017.23.1.43>
- Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., van den Driessche, G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M., Dieleman, S., Grewe, D., Nham, J., Kalchbrenner, N., Sutskever, I., Lillicrap, T., Leach, M., Kavukcuoglu, K., Graepel, T., & Hassabis, D. (2016). Mastering the game of go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587), 484–489. <https://doi.org/10.1038/nature16961>
- Suleyman, M. (2018). *Using AI to plan head and neck cancer treatments*. <https://deepmind.com/blog/article/ai-uclh-radiotherapy-planning>
- Wang, G., Deng, Z., & Choi, K.-S. (2018). Tackling missing data in community health studies using additive LS-SVM classifier. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 22(2), 579–587. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2016.2634587>
- Wang, G., Lam, K.-M., Deng, Z., & Choi, K.-S. (2015). Prediction of mortality after radical cystectomy for bladder cancer by machine learning techniques. *Computers in Biology and Medicine*, 63, 124–132. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2015.05.015>
- Wang, H., Zhang, Q., So, H.-Y., Kwok, A., & Wong, Z. S.-Y. (2018). Temporal prediction of in-hospital falls using tensor factorisation. *BMJ Innovations*, 4(2), 75–83. <https://doi.org/10.1136/bmjinnov-2017-000221>

引用格式 蔡及時 (2020) · 人工智慧融合於醫療照護之研究 · *護理雜誌*, 67(5), 12–18。 [Choi, K.-S. (2020). Integrating artificial intelligence into healthcare research. *The Journal of Nursing*, 67(5), 12–18.] [https://doi.org/10.6224/JN.202010_67\(5\).03](https://doi.org/10.6224/JN.202010_67(5).03)

Integrating Artificial Intelligence Into Healthcare Research

Kup-Sze CHOI

ABSTRACT: The rapid development of artificial intelligence (AI) technologies in recent decades has led to innovation and new development opportunities in many industries. The application of AI technologies in the medical and healthcare sector offers significant potential benefit. In this paper, the integration of AI into healthcare research is introduced to encourage more medical and healthcare experts to research this promising cross-disciplinary area. After introducing the basic concepts that underlie AI, the two major schools of machine learning approaches, namely ‘supervised learning’ and ‘unsupervised learning’, are discussed. Next, two commonly used algorithms (artificial neural networks and decision trees) are discussed. The paper then focuses on three healthcare applications of AI technologies, including predicting postoperative mortality, quality of life in older adults, and risk of dementia. Finally, the challenges to integrating AI into healthcare research such as class imbalance, missing data, and data scarcity are discussed along with feasible approaches to resolving these challenges.

Key Words: artificial intelligence, healthcare.

Accepted for publication: August 13, 2020

PhD, Professor, School of Nursing, The Hong Kong Polytechnic University.

Address correspondence to: Kup-Sze CHOI, 11, Yuk Choi Rd., Hung Hom, KLN, HK

Tel: +852 34003214; E-mail: thomasks.choi@polyu.edu.hk

Copyright of Journal of Nursing is the property of Taiwan Nurses Association and its content may not be copied or emailed to multiple sites or posted to a listserv without the copyright holder's express written permission. However, users may print, download, or email articles for individual use.