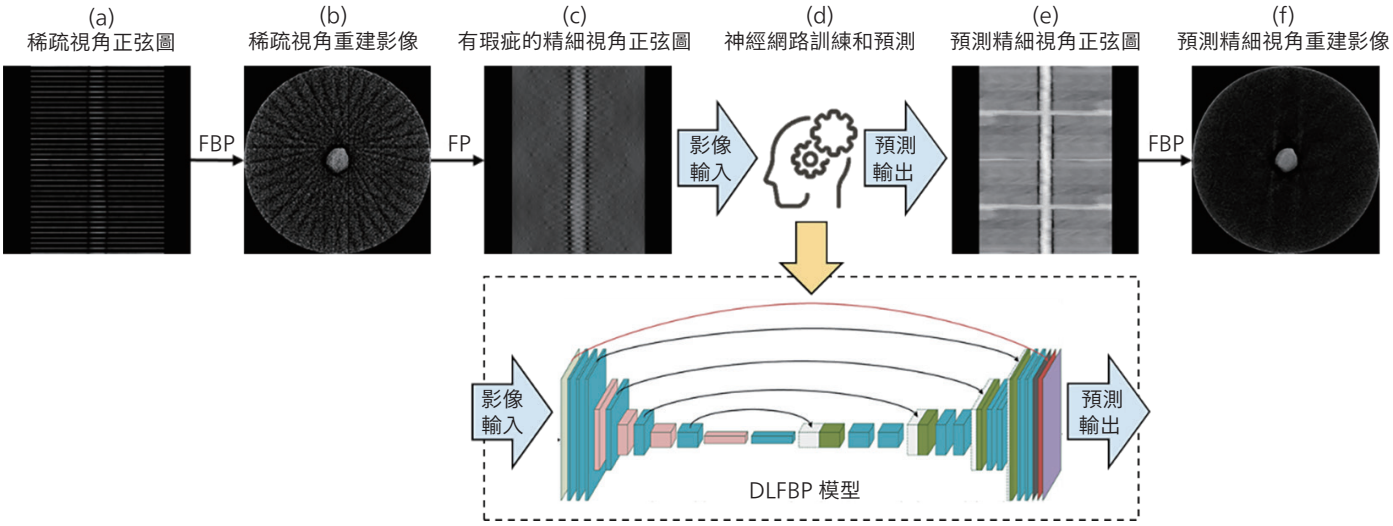
少拍幾張也沒關係!?
深度學習在稀疏視角X光斷層掃描的應用

李泰岳、王俊杰
國家同步輻射研究中心 X 光影像小組

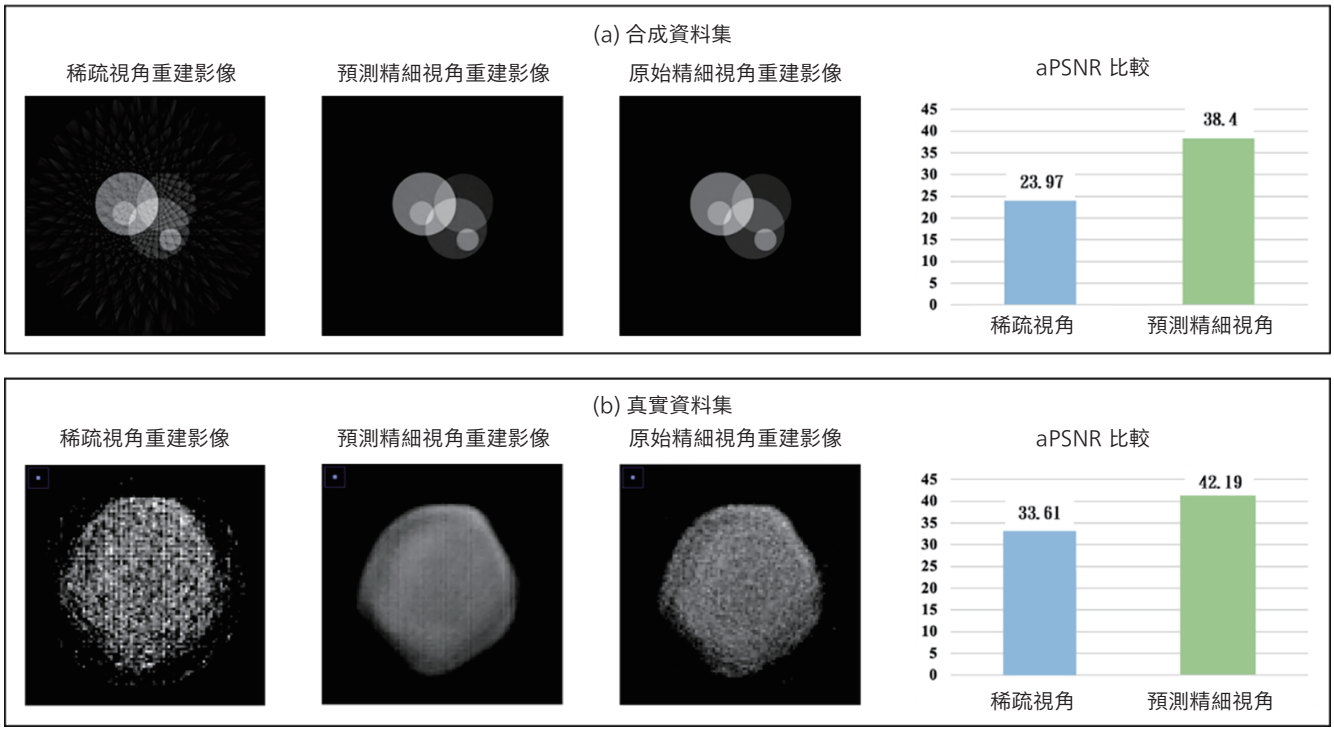
「X 光電腦斷層掃描」(X-ray Computed Tomography, XRCT) 為醫學診斷相當重大的發明之一，並且也在許多領域帶來革命性的突破，像是各類材料的無損結構檢測…等。XRCT 利用 X 光的高穿透性，透過擷取一組不同旋轉視角的二維投影影像來重建物體的三維結構，達到非破壞性的結構訊息檢測。然而「三維影像重建」的精確度提升，在 XRCT 發展中極為重要。在三維重建的過程中，通常必須先取得一組完整的 0 - 180 度視角下所擷取的一系列二維投影影像，而三維影像重建的精確度即與兩兩視角間的角間距差有關，其中角間距差越小 (在此稱為精細視角) 重建的品質越佳，然而缺點是投影影像拍攝的張數較多，取像的時間變長，樣品所接受的輻射劑量也就越高。反之，當角間距差異越大 (在此稱為稀疏視角) 就容易產生明顯的重建偽影 (artifact)，大大影響了重建結果的正確性。因此取像速度 (或輻射劑量) 與影像品質 (精細度與訊噪比) 之間就必須進行取捨。

隨著三維重建演算法不斷的日新月異，稀疏視角的影像重建問題也越來越受到關注。這是因為，在某些情況我們必須在有限的輻射劑量下，也就是樣品未被破壞前，取得一組完整視角投影影像來進行三維重建。例如醫院在進行斷層掃描診斷時，必須嚴格控制病患所接受的輻射劑量來降低其致癌的風險，也因此發展出了所謂低劑量斷層掃描的相關技術。藉由減少影像拍攝張數，可以有效地降低 X 光輻射劑量並減少總體拍攝時間，並提升 XRCT 設備的使用效能。有鑒於此，在醫學影像的領域至今已發展出許多演算法來解決這類問題 [1,2]。然而這些演算法多半需要複雜的參數設定，並需耗費大量的運算資源與時間，人工智慧技術因此應運而生。

近年來人工智慧技術不斷的蓬勃發展，「機器學習」在醫學影像的應用也漸趨成熟，像是利用「機器學習」中的「深度學習」模型來解決低劑量 (或稀疏視角) 三維影像重建等問題。目前透過深度學習模型在圖像分類 [3]、分割 [4]、除噪 [5] 以及偽影去除 [6] 等方面，確實也取得了相當不錯的進展。深度學習模型的原理是利用卷積神經網路來不斷學習輸入影像的高層抽象特徵，最終利用這些影像抽象特徵來預測或還原目標影像。雖然受限於硬體設備的運算效能，導致訓練模型所需的時間仍相當長，至少需數天的時間，然而一旦模型訓練好，對一組新的影像從輸入到完成，往往只需數秒或是更少時間。因此在實作上，深度學習的方法能夠大大降低傳統演算法達到同樣影像處理效果的運算時間。圖一顯示了一種基於深度學習的斷層掃描三維影像重建模型，該模型為深度學習中的 U-net 架構



圖一　DLFBP 基於深度學習的影像重建架構 [7]。(a) 由 XRCT 設備獲得的稀疏視角正弦圖。(b) 稀疏視角正弦圖用 FBP 演算法進行重建的結果，具有明顯的重建偽影。(c) 稀疏視角重建影像用向前投影的方式獲得一有瑕疵的精細視角正弦圖。(d) 輸入有瑕疵的精細視角正弦圖，並利用 DLFBP 卷積神經網路模型進行訓練和預測。(e) 由 DLFBP 模型生成一預測精細視角正弦圖。(f) 將預測精細視角正弦圖用 FBP 演算法以獲得高解析的重建結果。



圖二　DLFBP 深度學習影像重建模型在 (a) 合成資料集和 (b) 真實資料集的測試結果。在測試結果中分別比較稀疏視角 (角間距 10°)、預測精細視角和原始精細視角 (角間距 1°) 的重建結果，以及稀疏視角和預測精細視角的 aPSNR 差異。

[4] 與濾波背投影 (Filtered Back Projection, FBP) 重建演算法的結合，稱為深度學習濾波背投影重建模型 (Deep Learning FBP, DLFBP)[7]，可有效率地解決稀疏視角的三維重建問題。

圖一 DLFBP 基於深度學習的影像重建架構 [7]。(a) 由 XRCT 設備獲得的稀疏視角正弦圖。(b) 稀疏視角正弦圖用 FBP 演算法進行重建的結果，具有明顯的重建偽影。(c) 稀疏視角重建影像用向前投影的方式獲得一有瑕疵的精細視角正弦圖。(d) 輸入有瑕疵的精細視角正弦圖，並利用 DLFBP 卷積神經網路模型進行訓練和預測。(e) 由 DLFBP 模型生成一預測精細視角正弦圖。(f) 將預測精細視角正弦圖用 FBP 演算法以獲得高解析的重建結果。

我們分別準備了一組電腦合成的三維物件資料集和一組真實物件資料集來測試 DLFBP 模型的性能。其中真實物件資料集是利用本中心 TLS BL01B1 穿透式 X 光顯微鏡實驗站所拍攝的金奈米顆粒投影影像。我們使用平均峰值訊噪比 (aPSNR) 來量化影像品質，其中 aPSNR 數值越高代表預測的影像品質越好。實驗結果顯示，在合成資料集中，原始稀疏視角重建結果的 aPSNR 數值為 23.97 db，而 DLFBP 模型預測重建結果的 aPSNR 數值為 38.4 db[如圖二 (a)]。在真實資料集中，原始稀疏視角重建結果的 aPSNR 數值為 33.61 db，而 DLFBP 模型預測重建結果的 aPSNR 數值為 42.19 db[如圖二 (b)]。由結果可以發現，不論是在合成資料集或是真實資料集，DLFBP 方法都能有效的提升稀疏視角重建後的影像品質。換句話說，相較於傳統需要 180 張投影影像的精細視角數據集 (角間距為 1°)，我們只需要拍攝十分之一，也就是 18 張投影影像的稀疏視角數據集 (角間距為 10°)，透過 DLFBP 模型即能得到相當於甚至更好的重建影像品質 (見圖二)。此法大幅降低了斷層掃描影像拍攝的時間，結果也顯示了其在同步輻射 X 光電腦斷層掃描的巨大應用潛力。目前有越來越多的深度學習模型應用在 X 光影像處理上，這些應用包括自監督影像除噪、影像分割、超解析度等皆能得到很好的效果。可見人工智慧深度學習技術的引進，未來將會是同步輻射 X 光影像技術發展中相當重要的方向之一。

參考文獻：

1. R. Gordon, R. Bender, G. T. Herman, J. Theor. Biol. **29**, 471 (1970).
2. X. Luo, W. Yu, C. Wang, IEEE Access **6**, 1461 (2018).
3. P. Sermanet, D. Eigen, X. Zhang, M. Mathieu, R. Fergus, arXiv: 1312.6229v4. (2013).
4. O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox, MICCAI 2015, 234 (2015).
5. H. C. Burger, C. J. Schuler, S. Harmeling, CVPR 2012, 2392 (2012).
6. J. Guo, H. Chao, ECCV 2016, 628 (2016).
7. J. Dong, J. Fu, Z. He, PLoS ONE **14**, e024426 (2019).