

科技部補助
大專學生研究計畫研究成果報告

計 畫 名 稱	: 以人工智慧輔助超音波動態影像偵測正中神經運動軌跡
------------	----------------------------

報 告 類 別 : 成果報告
執行計畫學生 : 吳佳純
學生計畫編號 : MOST 110-2813-C-040-094-E
研 究 期 間 : 110年07月01日至111年02月28日止，計8個月
指 導 教 授 : 廖尹吟

處 理 方 式 : 本計畫可公開查詢

執 行 單 位 : 中山醫學大學醫學影像暨放射科學系(所)

中 華 民 國 111年03月18日

摘要

腕隧道症候群(Carpal tunnel syndrome, CTS)是指手腕的正中神經長時間受到壓迫的疾病，導致大拇指、食指、中指以及一部份無名指發生麻木、疼痛感，好發於長期手腕用力或不良姿勢所導致，如使用滑鼠，嚴重時可能喪失感覺功能、肌肉萎縮等狀況。超音波影像系統能夠提供正中神經的橫截面積及動態變化，被視為輔助臨床醫師診斷 CTS 的工具之一。然而，超音波影像易受斑點雜訊干擾與個體差異性造成誤判。本計畫提出以人工智慧輔助超音波的診斷系統將結合複合成像技術、正規化參數及彈性特徵等多重資訊，提升影像品質且區分 CTS 的嚴重程度。

本研究探討以超音波評估 45 位腕隧道症候群病患並由專業醫師進行標記正中神經的位置作為資料集，藉由大量資料的訓練(train)與測試(test)，利用 Bias Correction 和 concatenate 將 CTS 超音波影像做預處理，影像預處理後使得模型 Mask R-CNN 可以達到不錯的分割效果(Dice=0.84)，同時可達到分類的成效(IOUS=0.75)。

關鍵字：腕隧道症候群、超音波、正中神經面積、動態分析

目錄

摘要.....	I
第一章 緒論.....	3
1-1 前言.....	3
1-2 臨床上診斷腕隧道症候群之方法與治療.....	4
1-3 超音波診斷腕隧道症候群之系統.....	4
第二章 文獻回顧.....	6
第三章 實驗材料與方法.....	8
3-1 人體資料擷取.....	8
3-2 神經電學檢測.....	9
3-3 問卷檢測.....	10
3-4 複合成像技術與動態位移.....	11
3-5 Mask R-CNN.....	13
第四章 實驗結果與討論.....	14
4-1 CTS 病人的正中神經其橫截面面積.....	14
4-2 正中神經的運動軌跡.....	14
4-3 Mask R-CNN.....	16
第五章 結論.....	16
參考文獻.....	17

圖目錄

圖 一、正中神經(N)於握拳與攤掌動作的連續動態影像	8
圖 二、腕隧道解剖構造.....	9
圖 三、MLBM 示意圖	12
圖 四、Mask R-CNN 簡易流程圖	13
圖 五、正常人與腕隧道症候群病人的正中神經複合影像	14
圖 六、正常正中神經(N)的運動軌跡圖	15
圖 七、輕度 CTS 正中神經(N)的運動軌跡圖	15
圖 八、重度 CTS 正中神經(N)的運動軌跡圖	15

第一章 緒論

1-1 前言

根據勞動部資料顯示，腕隧道症候群在一般人的罹患率約 0.1%，其中女性較男性容易發病，尤其年輕女性使用口服避孕藥、懷孕或哺乳期更容易罹患，停經後婦女也有較高機率，依不同工作性質罹患率約 15%-60% 左右，可見腕隧道症候群非常普遍[1]，隨著時代的演變與進步，人工智慧的浪潮來臨，類神經網路是模仿大腦運作的機器學習方式，讓電腦能夠自己從大量資料中吸收，應用於辨識、決策、控制、預測等工作，並能精進此技能，在醫學領域上更是極重要的應用，AI 的輔助使臨床醫師能更精準且快速的診斷，也能減少年輕醫師較容易發生判讀錯誤的情況[2]。

臨床上有許多影像診斷系統可以輔助醫師進行腕隧道症候群的診斷，例如電腦斷層掃描可提供腕骨解剖構造，但對於軟組織病變幫助較小，核磁共振攝影雖可清楚顯現軟組織而來診斷及評估 CTS 嚴重程度，但特异性低且時間與金錢的耗費較大[3]。隨著超音波影像技術的改革與發展，超音波影像的空間解析度與時間解析度已大幅提升，因此，超音波愈來愈廣泛被應用於 CTS 的診斷，不僅是非侵入性的檢查方式，且可觀察正中神經的解剖位置與動態變化[4-5]。

1-2 臨床上診斷腕隧道症候群之方法與治療

診斷 CTS 最標準的方法是神經傳導檢測(Nerve conduction studies, NCS)，利用電流刺激周邊神經並觀察其反應，仍然會有 10-25% 出現早期腕隧道症候群民眾，因為神經壓迫程度輕微，而無法發現神經傳導的異常，並且只能反映出大直徑有髓鞘神經纖維的損傷情形，而無法提供神經動力學變異及腕隧道內軟組織腫脹情形，同時電刺激可能對人體會造成不適，因此大多以臨床症狀來診斷與治療。臨床治療上以減少重複性工作的時間，給予腕部輔具固定；並同時給予藥物治療，以減少疼痛及炎症之反應，亦可使用局部類固醇注射。若症狀嚴重者，可以施以手術治療。

1-3 超音波診斷腕隧道症候群之系統

正中神經於超音波影像上的特徵為橫截面似橢圓形、外圍有明亮的神經膜、內部為低回音但夾雜著高回音的亮點為神經束。CTS 主要是因為在腕部的正中神經受到壓迫，因此，病人的正中神經會產生變形，於超音波影像上反映的特徵為腕部正中神經的橫截面面積(Cross-sectional area, CSA)會增加。因此，許多研究利用數學模式來敘述此視覺的特徵，例如 CSA 增加的比率、扁平率(Flatting ratio, FR)和正中神經與手掌彎曲屈肌間的距離等，再藉由統計或人工智慧等分類機制進行整合，如支持向量機、隨機森林等，判別是否為 CTS。臨床上，醫師在進行超音波掃描時，會

請病人移動手指，正中神經將被周圍的肌腱所拉動而造成位移，相對於肌腱的移動量較小，若正中神經受到壓迫，較不易被肌腱牽動[6-7]。然而，正中神經在超音波影像上的表現非常容易受到操作者的經驗、斑點雜訊、假影及周圍的肌腱影響 [3]。

第二章 文獻回顧

許多研究利用數學模式來敘述此視覺的特徵，例如腕部正中神經的橫截面面積(Cross-sectional area, CSA)增加的比率、扁平率(Flatting ratio, FR)和正中神經與手掌彎曲屈肌間的距離等，再藉由統計或人工智慧等分類機制進行整合，如支持向量機、隨機森林等，判別是否為 CTS，這樣的方式即為電腦輔助診斷系統(Computer aided diagnosis, CAD)[8-10]。但是仍有許多文獻提出，在計算這些參數時，個體的差異性依舊會造成干擾，例如身體質量指數、性別及手腕圍等，因此，在評定診斷閥值上仍有歧議[11-12]。有些研究則改採用腕部和前臂的正中神經進行比對，利用參數在兩者之間的差值或是比值作為診斷依據，其診斷效能較單純計算腕部正中神經的方式更加準確[9],[13]。由於，前臂的正中神經不會受到壓迫而變形，可視為正中神經的正常狀態，以個體本身的正常狀態作為參考值，可以盡量避免診斷參數的偏頗；但是，仍須正確定義正中神經的範圍才能得到可信的診斷參數。然而，正中神經在超音波影像上的表現非常容易受到操作者的經驗、斑點雜訊、假影及周圍的肌腱影響 [3]。

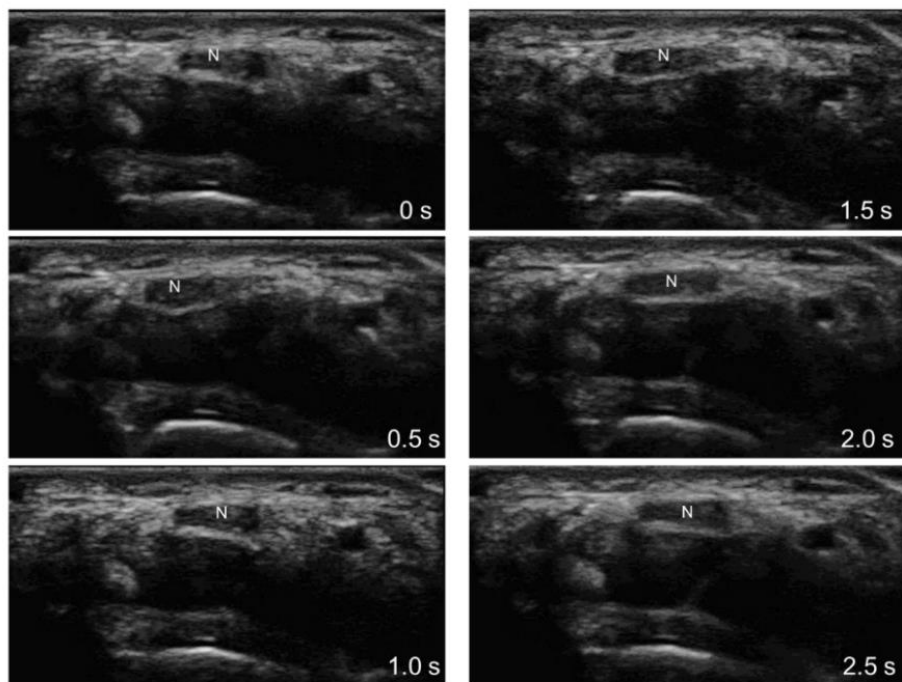
為了降低斑點雜訊的干擾，增加組織的影像對比，許多技術陸續被提出來，例如空間複合影像技術(spatial compounding)，原理為針對感興趣的目標物以不同的掃描角度進行掃描，獲得多張不同角度的影像後再將其複合平均成一張影像，由於斑點雜訊為隨機分布，複合平均的結果將

模糊化斑點雜訊，但此技術需耗費較久的掃描時間且會損失組織下方的資訊[14-16]。我們的先前研究已發現在手指動作時，連續時間內的影像其斑點雜訊大部分是沒有相關性的，換句話說，將多張影像複合成一張影像後，斑點雜訊是可以被平均掉而突顯出正中神經的輪廓，因此，本計畫將提出基於手部動作的複合成像技術、正規化的量化參數及正中神經的位移軌跡提升超音波診斷 CTS 的準確率。

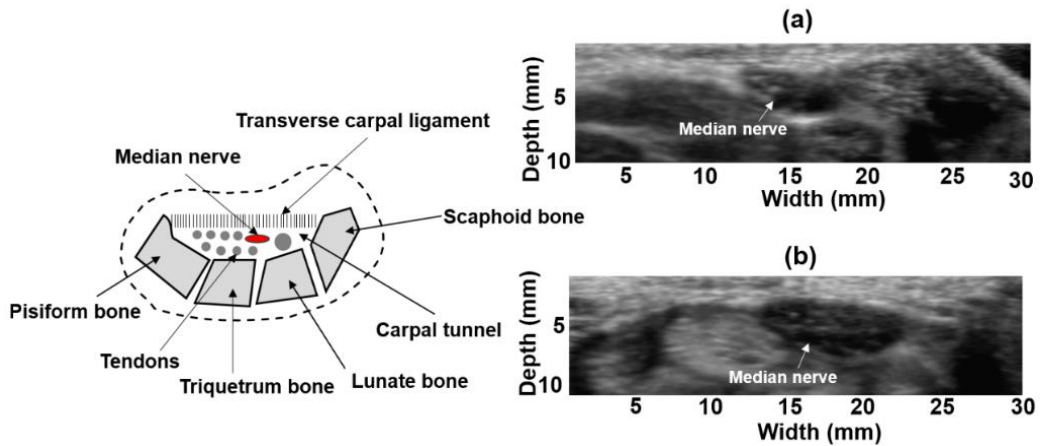
第三章 實驗材料與方法

3-1 人體資料擷取

本研究與光田綜合醫院合作，受測者為 45 位 CTS 病患，以超音波儀器(中山醫學大學財產)進行檢查，受測者呈坐姿並將手腕內側朝上平放在置手架上使前臂約與心臟位置同高，保持手腕呈現自然放鬆狀態，探頭方向垂直於神經的傳導方向，將影像深度調整至 2 公分，檢查的同時，在醫師帶領下受試者進行握拳與攤掌為一個週期的動作，以節拍器控制其速度於 3 秒內重複三個週期，如圖一舉例說明連續動態的正中神經(以代號 N 表示)超音波影像，隨著動作不同而有不同位移。



圖一、正中神經(N)於握拳與攤掌動作的連續動態影像



圖二、腕隧道解剖構造

(a)正常正中神經的超音波影像、(b)腕隧道症候群患者正中神經的超音波影像

3-2 神經電學檢測

利用傳導電流刺激皮膚上的運動神經，可以刺激到末梢神經端並且可以得到一個同步的肌肉收縮反應，記錄此電極記錄稱之複合運動神經電位(compound motor action potential)，而所謂的潛時(latency)就是表示刺激瞬間至產生振幅訊號的時間間隔，沿著神經的方向可以測量遠端與近端的位置，得到兩位置的訊號潛時差便可以計算出運動神經傳導速度(motor nerve conduction velocity)。將紀錄反應電極放置在中間的位置(即手指腹部)，紀錄參考電極置於肌腱處，而將紀錄參考地線放置在電訊號反應低的地方(如手背)，將刺激反應陰電極放在神經的位置，陰極放置在末梢。測量在此兩位置的訊號，可以得到兩段時間不同的潛時，波形之振幅表示軸突傳遞電流的能力與軸突的數量，而此兩段潛時的差距就是神經在此兩陰極電極間的傳導速度。符合神經電學診斷為輕或中度腕隧道症候群的標準如下：

I.遠端運動神經潛時延長大於等於 4.5 毫秒；記錄電極置於外展姆短肌上(abductor pollicis brevis))，參考電極放在肌腱上，刺激電極則置於手腕處距紀錄電極 8 公分的位置，可以測得外展姆短肌的運動潛時。

II.遠端感覺神經潛時延長大於等於 3.1 毫秒；採用逆流記錄(antidromic recording)記錄電極置於遠端食指上，刺激點電極置於離紀錄電極 14 公分處。

III.在手腕上 8 公分用逆流記錄法得到的感覺神經傳導速度在經過手腕的部份變慢：掌腕感覺神經傳導速度小於等於 45(米/秒)。

3-3 問卷檢測

I. 一次全般性症狀分數評估問卷(global symptoms score)：評估問卷包含 5 個主要症狀(疼痛，麻木，感覺異常，無力/笨拙，夜間覺醒)，每個症狀從 0 分(沒有症狀)到 10 分(症狀最嚴重)，最少 0 分，最多 50 分。

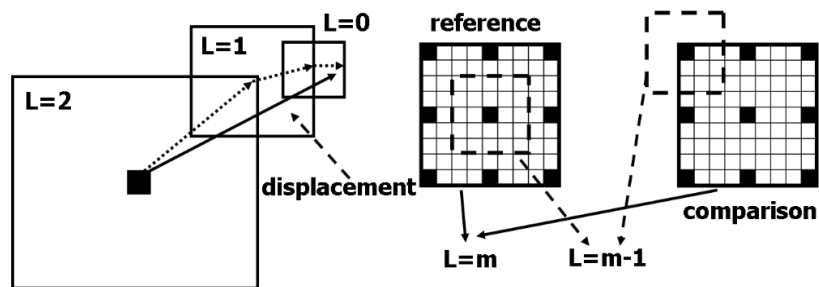
II. 波士頓腕隧道量表(boston carpal tunnel questionnaire)：這份量表包含兩個部分，分別為症狀嚴重程度部分及功能狀態部分。症狀嚴重程度部分共有 11 個問題，每一題計分為 1 分(最輕微)到 5 分(最嚴重)，最後得分為其平均值(11 題總分除以 11)；功能狀態部分共有 8 個關於日常生活功能的項目，依其困難程度選擇，計分為 1 分(沒有困難)到 5 分(無法完成活動)，最後得分為其平均值(8 題總分除以 8)，目前這份量表已經建立良好的信效度。

III. 上肢功能評估問卷(disability of arm, shoulder and hand score)：上肢功能及症狀的評估問卷，共 30 題，計分為 1 分(毫無困難)到 5 分(無法做到)，總分為 0~100 分，分數愈高表示能力愈差或症狀愈嚴重。

3-4 複合成像技術與動態位移

斑點雜訊在組織影像中的分布是屬於隨機分布的，所以利用不同的斑點雜訊的背景影像疊加平均得到複合影像後，便可以降低斑點雜訊的干擾。藉由手部動作的過程中，可觀察正中神經連續的位移變化，利用影像中的斑點雜訊進行斑點追蹤(speckle tracking)，以獲得每像素點的位移量，再針對產生位移的影像進行位移修正，最後加以複合。而複合的效果主要是來自於斑點追蹤只在影像平面上執行，因此只對位移影像的二維方向進行位移修正，使影像之間目標物體形狀一致，而實際上斑點雜訊的分佈仍有所不同，疊合之後不但能達到抑制斑點雜訊的效果且不會導致影像失真。斑點追蹤是針對兩張影像間產生的形變或移動，以區域性的方式追蹤，對影像上的每一個像素點進行位移偵測，追蹤的方法主要以建立區塊為基礎，將欲觀察點視為中心，以此中心建立一個區塊，區塊的大小必須足以觀察中心點周圍的特性，而比對的範圍又稱為搜尋視窗(searching window)，其大小應包含可產生的最大位移，以此視窗內的各候選點所建立之候選區塊與樣本區塊有最高相似性的候選點，即為與欲觀察點最為相似，兩點之間的位移量便可求得。本實驗將採用的斑點追蹤

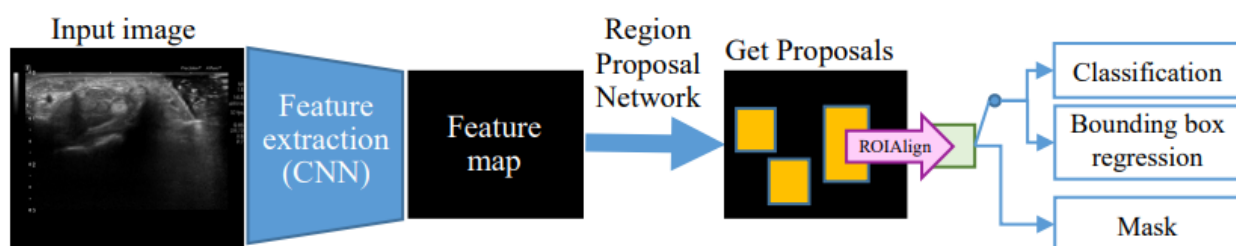
演算法為 multilevel BSP algorithm，此演算法結合了區塊總和金字塔演算法 (block sum pyramid, BSP) 及漸層區塊比對演算法 (multi-level block matching, MLBM)，MLBM 演算法的基本流程如圖三。在做斑點追蹤的時候，傳統的全區域搜尋法是對搜尋視窗內逐點搜尋，而 MLBM 則是僅對於此搜尋視窗內的九宮格位置的九個候選點作比對。比對完成之後，再將搜尋視窗減半重新再以該點作基準，對該新的搜尋視窗重複上述的比對過程，根據所需要的準確度來決定需要重複的幾次過程；重複的過程數越多，準確度會提高。因此 MLBM 是一種以縮小後選區域的方式來提高搜尋速度的演算法。



圖三、MLBM 示意圖

3-5 Mask R-CNN

Mask R-CNN [17] Mask R-CNN 是目前 instance segmentation 中的 state-of-the-art，可以說是集過去幾年 R-CNN [18]、Fast R-CNN [19]、Faster R-CNN [20]等 object detection 中的大成。R-CNN 以及其衍伸的架構被認為是兩階段的預測模型，首先，從影像中初步尋找可能存在物件的 proposal，接著再以 proposal 作為 ROI (region of interest) 同時進行 segmentation、bounding box regression、classification 的預測。可以將 Mask R-CNN 視作是 Faster R-CNN 的多功能版，在 Faster R-CNN 已有的基礎上，於 ROI 預測時加入一個用來預測 segmentation 的分支，並將其最後結果併入 loss 來對於整個架構進行更新。簡易的架構流程可以由圖四來表示。

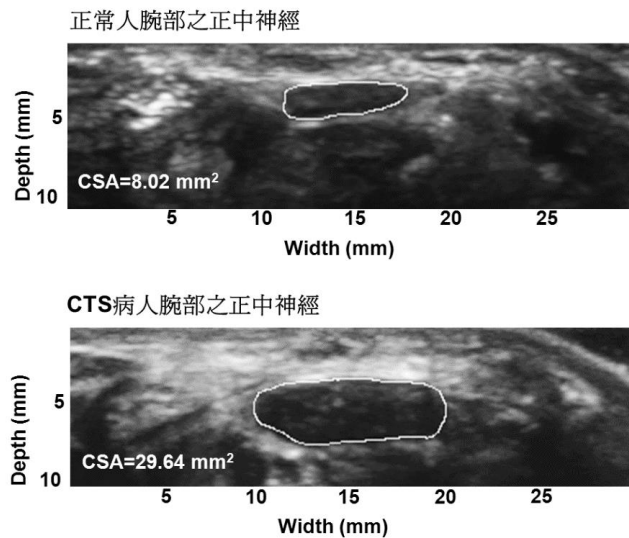


圖四. Mask R-CNN 簡易流程圖

第四章 實驗結果與討論

4-1 CTS 病人的正中神經其橫截面面積

利用複合影像輔助醫師判別正中神經的位置與範圍後，可更準確計算出正中神經的橫截面面積。圖五比較 CTS 病人和正常人的正中神經，顯示 CTS 病人的正中神經其橫截面面積值都會較高。

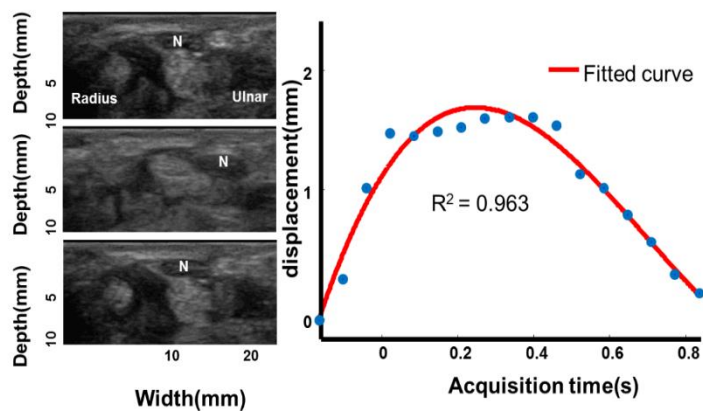


圖五、正常人與腕隧道症候群病人的正中神經複合影像

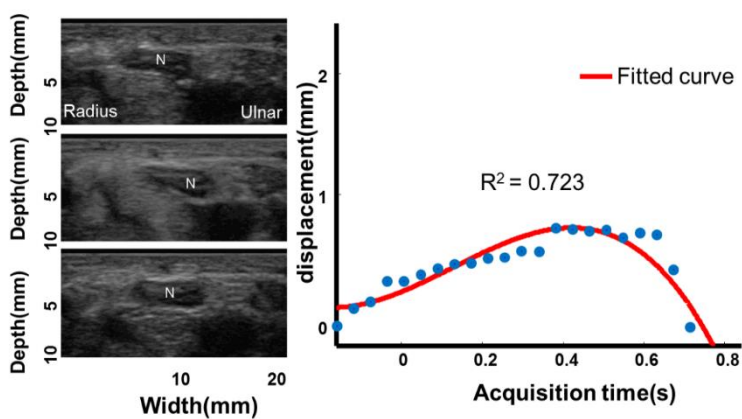
4-2 正中神經的運動軌跡

初步驗證 CTS 病人的正中神經其橫截面面積值偏高。圖六至圖八分別代表正常受試者、輕度 CTS 病人、重度 CTS 病人於一個手指運動周期時，正中神經的運動軌跡。正常的正中神經可以有足夠的空間使其被拉扯移動，隨著 CTS 的症狀越嚴重，表示腕隧道越狹窄，導致手指運動時，肌腱可牽引正中神經運動的空間變窄，因此，重度 CTS 正中神經的移動

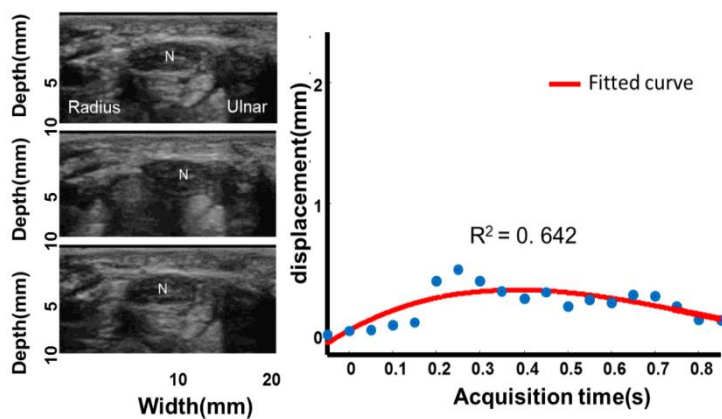
距離較正常與輕度 CTS 正中神經小。顯示重度 CTS 正中神經的運動軌跡，曲線的最大振幅較低且曲線曲度較小。



圖六、正常正中神經(N)的運動軌跡圖



圖七、輕度 CTS 正中神經(N)的運動軌跡圖



圖八、重度 CTS 正中神經(N)的運動軌跡圖

4-3 Mask R-CNN

此實驗中 Training data 與 testing data 數量分別為 1905 與 680。透過模型 Mask R-CNN 分類前利用 Bias Correction 和 concatenate 將 CTS 超音波影像做預處理，影像預處理後使得模型 Mask R-CNN 可以達到更好的分割效果(Dice=0.84)，同時可以達到分類的成效(IOU=0.75)。另外，訓練結果對於分類正常和 CTS 的準確率(Accuracy)可高達 0.78，Sensitivity 和 Specificity 則分別為 0.92 以及 0.67。

第五章 結論

我們利用複合影像輔助醫師判別正中神經的位置與範圍，計算出正中神經的橫截面面積，並利用超音波影像來評估正常、輕度 CTS 以及重度 CTS 病患的正中神經運動軌跡。並且成功地藉由深度學習架構利用 Bias Correction 和 concatenate 將 CTS 超音波影像做預處理，並利用 Mask R-CNN 模型將正中神經於超音波影像上進行影像分割，並分別於測試訓練集上得到平均 IoU 為 0.75 的成績。且對於分類正常和 CTS 的準確率(Accuracy)可高達 0.78，Sensitivity 和 Specificity 則分別為 0.92 以及 0.67。

參考文獻

- [1] 勞動部勞動及職業安全衛生研究所，人因工程與肌肉骨骼健康狀態評估之本土研究(2014)
- [2] 賴昭翰、吳佩蓉、張惠茹(2019)。人工智慧對醫療產業的衝擊。科學發展，563，06-11。
- [3] S. Uchiyama, T. Itsubo, T. Yasutomi, H. Nakagawa, M. Kamimura, and H. Kato, “Quantitative MRI of the wrist and nerve conduction studies in patients with idiopathic carpal tunnel syndrome,” *J Neurol. Neurosurg. Psychiatry*, 76:1103–1108, 2005.
- [4] F. O. Walker, M. S. Cartwright, E. R. Wiesler, and J. Caress, “Ultrasound of nerve and muscle,” *Clin. Neurophysiol*, 115:495–507, 2004.
- [5] L. Padua, C. Pazzaglia, P. Caliandro, G. Granata, M. Foschini, C. Briani, and C. Martinoli, “Carpal tunnel syndrome: Ultrasound, neurophysiology, clinical and patient-oriented assessment,” *Clin. Neurophysiol* 119:2064–2069, 2008.
- [6] K. Nakamichi and S. Tachibana, “Restricted motion of the median nerve in carpal tunnel syndrome,” *J. Hand Surg. Br*, 20:460–464, 1995.
- [7] Y. Yoshii, H. R. Villarraga, J. Henderson, C. Zhao, K. N. An, and

- P. C. Amadio, "Ultrasound assessment of the displacement and deformation of the median nerve in the human carpal tunnel with active finger motion," *J. Bone Joint Surg. Am*, 91:2922–2930, 2009.
- [8] H. Kele, R. Verheggen, H. J. Bittermann, and C. D. Reimers, "The potential value of ultrasonography in the evaluation of carpal tunnel syndrome," *Neurology*, 61:389–391, 2003.
- [9] A. S. Klauser, E. J. Halpern, T. De Zordo, G. M. Feuchtner, R. Arora, J. Gruber, C. Martinoli, and W. N. Loscher, "Carpal tunnel syndrome assessment with US: value of additional cross-sectional area measurements of the median nerve in patients versus healthy volunteers," *Radiology*, 250:171–177, 2009.
- [10] S. C. Roll, J. Case-Smith, and K. D. Evans, "Diagnostic accuracy of ultrasonography vs. electromyography in carpal tunnel syndrome: a systematic review of literature," *Ultrasound Med. Biol*, 37:1539–1553, 2011.
- [11] P. A. Nathan, R. C. Keniston, K. D. Meadows, and R. S. Lockwood, "The relationship between body mass index and the diagnosis of carpal tunnel syndrome," *Muscle Nerve*, 17:1491–1493, 1994.

- [12] C. Boz, M. Ozmenoglu, V. Altunayoglu, S. Velioglu, and Z. Alioglu, "Individual risk factors for carpal tunnel syndrome: an evaluation of body mass index, wrist index and hand anthropometric measurements," *Clin. Neurol. Neurosurg*, 106:294–299, 2004.
- [13] L. D. Hobson-Webb, V. J. Juel, J. M. Massey, and D. B. Sanders, "The ultrasonographic wrist to forearm median nerve area ratio in carpal tunnel syndrome," *Clin. Neurophysiol*, 119:1353–1357, 2008.
- [14] R. R. Entrekin, B. A. Porter, H. H. Sillesen, A. D. Wong, P. L. Cooperberg, and C. H. Fix, "Real-time spatial compound imaging: application to breast, vascular, and musculoskeletal ultrasound," *Semin. Ultrasound CT. MR*, 22:50–64, 2001.
- [15] D. C. Lin, L. N. Nazarian, P. L. O'Kane, J. M. McShane, L. Parker, and C. R. Merritt, "Advantages of real-time spatial compound sonography of the musculoskeletal system versus conventional sonography," *Am. J. Roentgenol*, 179:1629–1631, 2002.
- [16] R. Ahmed and L. N. Nazarian, "Overview of musculoskeletal sonography," *Ultrasound Q*, 26:27–35, 2010.
- [17] He, K., et al. Mask r-cnn. in *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2017.

- [18] Girshick, R., et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. in Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2014.
- [19] Girshick, R. Fast r-cnn. in Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2015.
- [20] Ren, S., et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks. in Advances in neural information processing systems. 2015.