

技術報告

動態胸部 X 光檢查結合影像深度學習協助評估胸部問題

周百謙醫師

內文

為說明相關技術內容，將分成四部份來進行闡述。相關內容包含

- 一、 技術研發背景及技術說明
- 二、 本技術研究方法及進行步驟
- 三、 技術現有專利及獲獎說明
- 四、 技術未來發展可能遭遇之困難及解決途徑
- 五、 預期技術發展將完成之工作項目及成果。

一. 技術研發背景及技術說明

醫學影像技術是現代醫學重要技術基礎，其中 X 光影像設備市占超過 30%。X 光影像設備為醫學影像設備市場中最大宗的品項，整體超過 30%的比重。透過 X 光片檢查，可以對於頭部，胸部，腹部，以及骨頭部分，藉由身體組織對於 X 光能量的吸收差異，而產生從白色到黑色之間的成像變化，其中黑色代表空氣，而白色代表骨頭等高原子序部位。藉由不同灰階的顏色變化，可以協助醫師判斷病兆問題。雖然目前有許多的影像檢查方式，如電腦斷層，核磁共振等可資利用，但 X 光影像設備由於其檢查與設備費用較為合理，普遍設置於醫療院所提供檢查。在近年 X 光檢查設備邁向數位化處理，除了影像拍攝時間縮短外，更透過數位方式儲存檔案及優化影像成果，不但可以減少放射曝露，也有效的下降了整體的檢查花費，更利於長期儲存與追蹤，有效的改善了接受檢查者的健康。這幾年在人工智慧與 deep learning 的躍進發展[1-3]，更有效延伸了傳統 X 光片在胸部，腹部與其他部位的診斷多樣性，並提供了長期追蹤的能力。

胸腔攝影為目前數位 X 光設備之主要應用，在門診，急診[4]，或加護病房[5]，可以快速完成檢查及評估，佔整體比重之 28%。藉由胸部 X 光片的檢查，可以評估氣管結構問題[6, 7]，並發現常見疾病如肺炎，肺結節，肺癌，肺積水，肋骨骨折等。藉由正面和側面 X 光片的檢查設定，可以有助於病灶定位，同時看到更多的疾病細節。目前藉由數位化處理以及人工智慧分析，可以應用在新冠肺炎的嚴重度分析[8]，同時並可按照影像時序下變化評估後續的預後差異[9]。

未滿足的臨床需求

雖然目前胸部 X 光片已被臨床廣泛應用，但仍然因其特定的限制，影響到實際到臨床的運用效果。這部分包含：

1. 胸部 X 光片判讀的複雜度高，需專業訓練，才能避免錯誤

胸部 X 光片涵蓋氣管，胸壁，肺部實質，心臟等組織，使得簡單的胸部 X 光片檢查可以提供臨床醫師許多疾病診斷與治療相關訊息。然而受限於各次專科的專精項目不同，胸部 X 光片判讀許多時候仍是需要依賴胸腔科醫師，或是放射科醫師，標定可能問題後，協助其他

專科醫師進行評估。然而，由於胸腔 X 光片大量使用，使得 X 光片的報告時常會晚數天才能完成，同時在大量資訊量的情況下，部分 X 光片仍是存在著判讀上可能的錯誤問題。而病患可能有多次的胸部 X 光片檢查，卻由於判讀醫師無法進行回溯型評估，使得胸腔 X 光片始終是一個有機會改善，卻無法有效應用以改變臨床預後的關鍵武器。

2. 胸部 X 光片檢查成像結果有其技術限制

傳統 X 光將原本立體的多張橫切面影像疊壓為一張平面影像，許多病兆易受到遮蔽。一般數位的胸腔 X 光片利用 X 光穿透的特性，經由目前市面常見的數位平板探測器將未被人體吸收的 X 光轉換成電訊號，再輸出成檔案。但傳統 X 光攝影，如圖一所示，是將原本立體的多張橫切面影像疊壓為一張 2D 平面影像，一張 X 光影像中涵蓋了龐雜的訊息，以胸腔 X 光為例，經常因為肋骨的重疊造成許多病態變化被遮住而無法及時發現，成為單一能量檢測下難以克服的物理限制[10]。不僅病灶可能會被組織、器官重疊處擋住，小於 1 公分的腫瘤也難以檢測出，需仰賴其他設備進一步檢查。而部分良性病灶如乳頭，臨床表現類似於肺部結節，除考驗醫師經驗判斷外，更常使得患者需接受其他進階檢查，如胸部電腦斷層，造成不必要的放射暴露及醫療浪費。



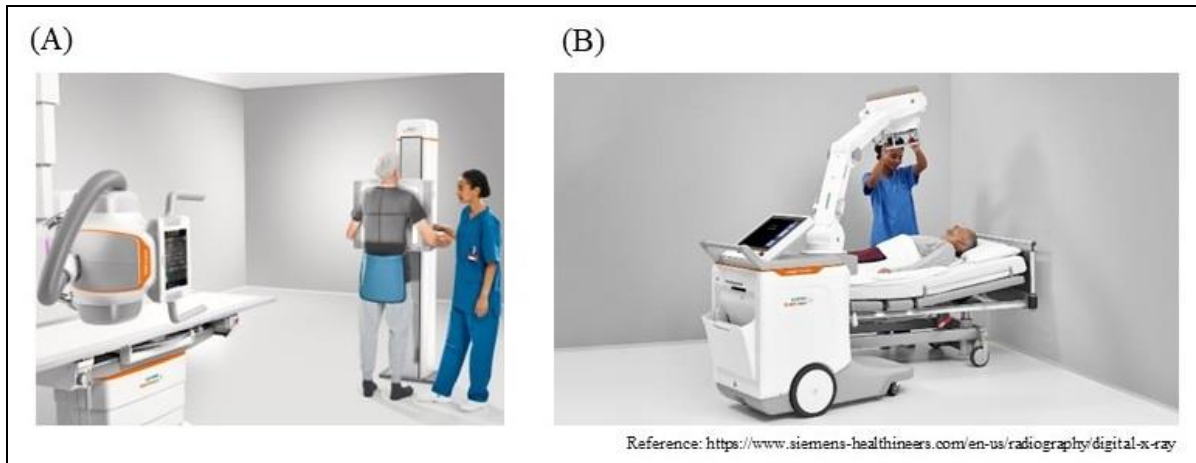
圖一：傳統胸腔 X 光有近半的面積被肋骨及心臟重疊

3. 受檢查者無法完全了解，或有效配合檢查執行者的指令進行動作

雖然胸部 X 光檢查廣泛應用於許多醫療院所，由於受檢查需要在檢查操作者指示下進行相對應的呼吸控制，但仍有一部分病患無法熟悉於相關的檢查步驟。由於病患於吸氣末時閉氣進行 X 光片檢查會有效拍攝影像的重要關鍵，但由於並非所有受檢者都能夠進行相對應的閉氣動作，或是受檢查時的緊張問題，呼吸配合問題，對於指令的了解困難，聽力不佳，或語言辨識力下降的老年患者，或是受限於本身的生理狀況，因呼吸速度太過急促，使得隔著阻隔版的檢查執行者不一定能夠有效決定拍攝時間點，而使得拍攝影像的效果下降，時常會需要重照，以確定相關的檢查效果。除浪費相關檢查時間外，也造成醫療資源的浪費。更重要的是，此族群本身就是時常需要接受胸腔 X 光片檢查的族群，相關影像品質下降時，都會影響到臨床上的診斷參考能力。

4. 胸部 X 光片無法精準描述肺部體積大小

對於呼吸偏喘的病患而言，有效量測肺部體積會是評估呼吸問題的有效方式。但是受限於本身 X 光片拍攝時的底片位置和射源距離不一定一致，如圖二所示，受限於 X 光射源產生 X 光影像為單孔成像的概念，此時為了讓影像中心能夠對正受檢部位的中央，拍攝時的調整都須人工進行，此時會產生距離及位置上的人為偏差。使得距離不相同下，最終影像像素的數值無法以實際的標示長度來做描述，以致不同時間點拍攝的影像會產生距離誤差。



圖二：X 光片拍攝時的射源和片匣距離會許多因素而有不同。(A) 接受胸部 X 光片 PA view 檢查時，射源需調整角度與方向以讓射源中心能落在背部的中央。(B) 接受胸部 X 光片 AP view 檢查時，射源需調整角度與方向讓射源中心能落在胸部的中央。以上兩種狀況的調整都須人工進行調整。

在臨床上會時常注意到相同患者因不同檢查單位，不同放射師，於調整狀況不一樣下造成影像的差異。如下圖三所示，這三張胸部 X 光片均為同一個病患所接受之胸部 X 光片檢查。雖然三張 X 光片的檢查時間在一年半內，但這三張 X 光片檢查受限於不同的檢查者，以及檢查機器，是得心臟大小與肺部體積大小顯著有差距，使得不同胸部 X 光片間的比較變成不容易。

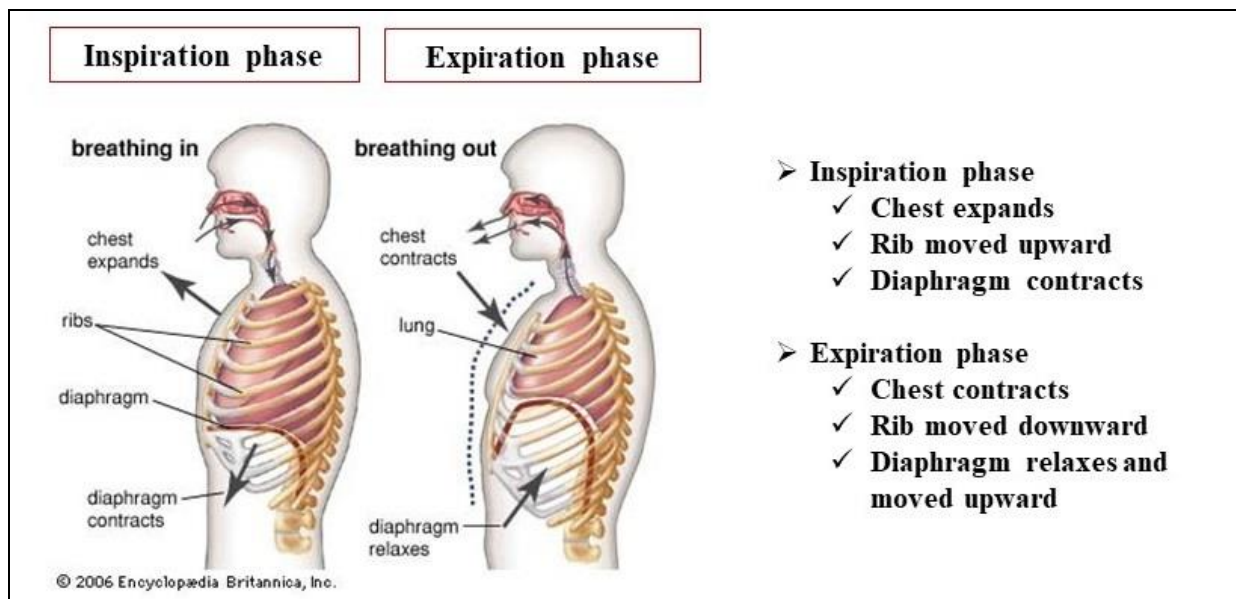


圖三：病患接受胸部 X 光片檢查。最左邊為 2022/11/21，中間為 2023/5/15，最右邊為 2023/12/1。相同檢查項目卻因不同的擺位，吸吐氣狀況，以及 X 光源距離不同，造成特定部位影像的大小不同，影響到疾病的相關判斷。

所以在先前的研究[11]中，透過比較胸部 X 光片，胸部電腦斷層與全肺活量的比較下，以影像上所量得的數值，與實際全肺活量的體箱計量測有相當的差異。在該篇研究中，胸部 X 光片在不同測量方法的應用下，雖然和體箱計所測得值的相關性呈現正相關，Correlation efficiency: 0.89-0.91)，但實際的體積差異則到達 $453.2\text{cm}^3 - 501.2\text{cm}^3$ ，也就是相當程度的影響到了最終對於肺部體積的量測比較性。此外，韓國團隊透過 AI Algorithm 深度學習的方式 [12]，以分析肺部纖維化病患的肺容積變化預測存活率，也同樣注意到以 X 光片量測的總肺活量差異會到 0.69 公升到 0.73 公升。這些研究雖然都說明了相關的體積評估都有其限制性，但也明確指出如果能夠透過胸部 X 光片進行肺功能體積變化的分析，將能夠有效診斷疾病，並進而評估疾病相關的預後。

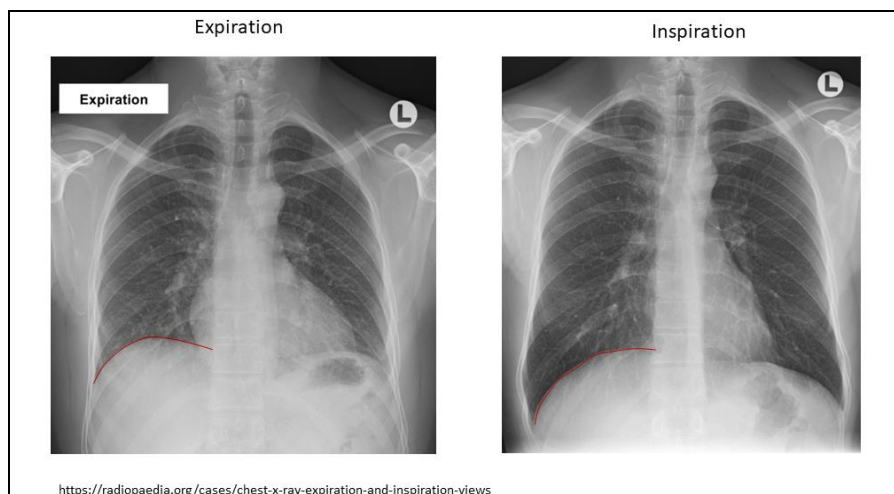
5. 靜態胸部 X 光檢查無法描述動態的呼吸變化

呼吸動作為動態進行的生理現象，而非靜態動作。如圖四所示，可以看到在吸氣期 (inspiration phase) 及吐氣期 (expiration phase) 都有不同的相關器官與組織變化。伴隨著吸氣期與呼氣期的肺內壓力變化，會在吸氣與吐氣的過程中看到不同器官的相對應變化，而總結結果就會造成不同的體積改變。所以單純評估肺部的體積變化，如果能夠同時加上不同組織與器官之間的對應關係，就能更加說明清楚有關臨床肺功能不佳的問題。肺部 X 光檢查雖然可以看到許多的問題，但因為其檢查僅侷限在吸氣末的臨床表現，所以無法有效看到在呼吸過程中，以及吐氣末時的臨床影像表現。



圖四：在吸氣期與吐氣期可以看到胸廓的體積變化，肋骨的上下移動，以及橫膈膜的位置改變。透過相關結構改變而產生體積差異，影響到肺部容積。

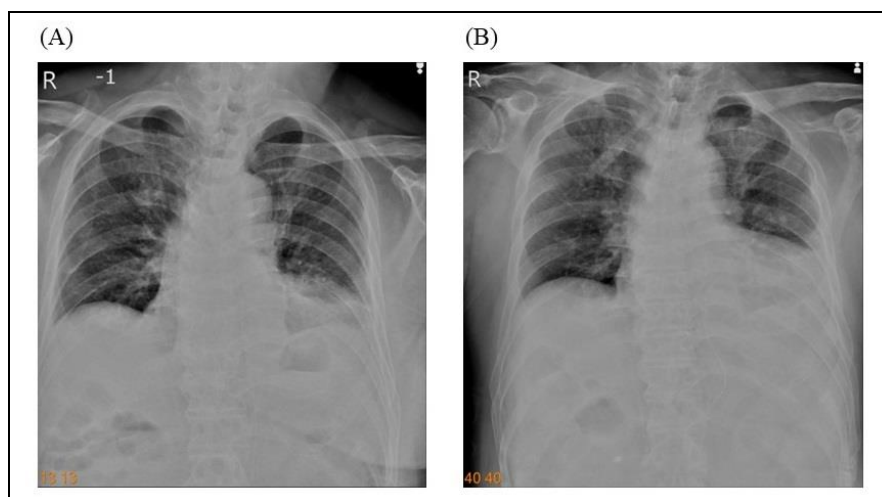
就生理變化而言，接受 X 光片檢查時，受檢者均為執行吸氣末閉氣的動作，此時因肺部充滿吸入之空氣，使得橫膈膜的位置為最低，代表吸氣量足夠，相關的呼吸週期於胸部 X 光片所見相關變化如下圖五所示。相對應於吸氣末因壓力增加使得橫膈膜下降，吐氣末時橫膈膜則為上升情形。同樣因應肺部的壓力改變，心臟大小於吐氣末時增大，而吸氣末時心臟體積則縮小。



圖五：同一接受檢查者於吐氣末(左圖) 及吸氣末(右圖)的胸部 X 光片成像。紅線所標示為橫膈膜位置。比較兩張 X 光片可以見到肺部體積，心臟體積，肋骨角度，以及橫膈膜位置均有所不同。

其他尚可見到的結構變化包含：於吸氣及吐氣時肋骨的角度會因為呼吸動作而改變，以及鎖骨的角度變化也都可以 X 光片上見到。此外，藉由相關的吸吐氣 X 光片比較，我們也可以同時評估氣管的吸吐氣時的偏移情形，橫膈膜的不正常高度或角度變化以推判腫瘤的存在可能，以及肺部浸潤在吸吐氣氣期時變化，可以評估近端氣管的問題所在。而相同概念下，兩張胸部 X 光片的比較將可找到在吸吐氣時的壓力變化是否會造成異常的器官移動，這些都可以有效加強了臨床醫師的診斷深度。

然而慢性氣道疾病患者，如慢性肺阻塞性疾病[1]或嚴重型氣喘患者，常伴隨著空氣累積[13] (air-trapping or dynamic hyperinflation)，亦即肺部空氣無法於吐氣末時有效排出的生理變化。如果胸部 X 光檢查時單純以吸氣末的胸部 X 光片表示，其實很難確定病態現象為吸氣末或吐氣末表現，如圖六。也由於目前胸部 X 光片仍停留於靜態表現紀錄，此時會造成橫膈膜以及其他相關臟器的動態變化無法於影像中呈現，造成一部分病患如果是由於其他問題影響肺功能，如支配橫膈膜神經受到影響時橫膈膜無法正常上升或下降，此類疾病就無法被診斷。



圖六：病患接受間隔兩天的兩張胸部 X 光片檢查，雖然接受檢查時的指令相同，但因為不能

明確了解病患是否於同樣吸氣末時閉氣檢查，使得兩側的橫膈膜高度及心臟大小均有不同。

目前雖然發展胸腔超音波作為橫膈膜動作的評估[2]，但由於需要掌握病患於吸氣與吐氣時的變化，同時過度充氣下橫膈膜的變化其實不太明顯，造成操作者的技術性要求嚴格，否則會造成不同臨床在評估時的判斷差異。如果以胸腔超音波來評估呼吸運動，其代表性也因為橫膈膜只代表呼吸體積變化的一部分，同時胸部超音波同一時間僅能夠看到單側的橫膈膜變化，其實無法有效評估胸腔的體積改變。

在動態影像分析方面，動態 X 光片檢查[14]是一種醫學影像檢查，可以檢查關節的運動情況，對於關節疾病的診斷有很大的幫助。此外，應用動態 X 光片檢查還可以用於檢查脊椎、肺部、胃腸道等部位的疾病。但是，動態 X 光片檢查的輻射劑量較高，不適合長期反覆檢查。雖然透過 C-arm 所進行動態影像分析下，連續胸腔影像紀錄可以看到橫膈膜，肺部移動和心臟相關變化，但由於連續曝露下的 X 光劑量相對增加，而同時產生的多張影片，也造成後續影像分析上的複雜度增加。

除此之外，電腦斷層檢查也時常運用在胸腔疾病的判斷上。但受限於電腦斷層的設備需求較大，並不是所有檢查單位都能具備，而較高的放射曝露[15]，以及較貴的操作費用，都使得電腦斷層雖然可以診斷部分疾病，但卻很難短時間內頻繁進行檢查。同時電腦斷層檢查同樣是在吸氣末進行檢查，所以在特定的動態變化上無法有效評估，都使得相關疾病的診斷上都需要搭配其他的檢查方式以做確認。

本技術原創性、重要性

雖然有上述限制，但胸部 X 光片檢查始終是許多疾病的診斷參考，也是許多醫療單位用以診斷臨床疾病的重要工具，譬如在胸腔科疾病，心臟科疾病，橫膈膜問題，以及肋膜問題上，都可以提供許多的關鍵參考。在目前的診斷方法中，雖然這些疾病的診斷時常會需要透過超音波，或是其他進階的影像診斷來進行，但是後線的檢查方法應用都有其限制性。以相關疾病而言，都有其不同的檢查問題，譬如：

1. 慢性氣道疾病：呼吸偏喘時是否有氣體積留會是重要關鍵，但是單張靜態胸部 X 光片並無法提供氣體積留的有效判斷。胸部電腦斷層雖然可以看到肺氣腫，肺炎，或是氣道問題，但並不能說明病患是否出現動態氣道狹窄的 dynamic hyperinflation。
2. 心臟衰竭[16]：左心衰竭病患由於吸吐氣時回心血液體積不同，所造成的心臟大小會有所差異。單張胸腔 X 光片變化無法說明回到心臟血液體積的差異影響，使得心臟大小的變化評估無法有效說明病患的心臟與呼吸偏喘的相關聯性。心臟超音波雖然可以評估心臟功能，但
3. 橫膈膜問題[17]：部分病患的橫膈膜位置因肝臟較大，肺部塌陷，或是拍照時不同部問題，時常會產生單側或雙側上升問題，此時臨床醫師其實無法評估此橫膈膜是否會因應吸氣或吐氣運動而產生改變。胸部電腦斷層因並無限制吸氣與吐氣的時間點，使得電腦斷層無法說明橫膈膜的動態變化性。而胸腔超音波雖可以看到單側變化，但其實無法同時看兩側，都使得分析能力受到影響。
4. 肋膜問題：肺部發炎或是先前的肺部問題，時常會造成肋膜沾黏。受限於肋膜沾黏的位置與大小不同，肋膜問題如果影響到呼吸運動，此時肋膜於呼吸時其實都會看到滑動現象。

如何活用胸腔 X 光片檢查工具產生更多的臨床應用，進而診斷相關疾病，以及協助評估治療成效，會是臨床端的關鍵性。為了有效解決胸腔 X 光片在複雜疾病上的診斷能力，診察方式的簡化會是發展重點。有鑑於現有胸腔 X 光片檢查方式的限制，同時慢性氣道疾病患者的 air-trapping 為疾病特徵，同時與藥物治療的效果評估有關，我們認為在檢查過程中達到呼吸音呼吸不同週期末的掌握與同步拍攝，可以有效找到吸氣末與吐氣末的影像，並透過後續針對影像變化的分析，可以找到在胸部 X 光片上不同週期的差異點，進而透過後續的影像分析提供診斷外，在 X 光片攝影時因吸氣末與吐氣末為呼吸音偵測所得，此時受檢查者不用刻意檢查執行者的指令，在自然較大呼吸下可以獲得較佳的影像品質，降低影像出錯率，從而提供臨床端更大的診斷參考價值。

在本技術的發展上的最大價值，其實是透過人工智慧的協助，協助非胸腔或心臟專科的病患得以透過 X 光檢查，對複雜型病患進行整體評估。胸部 X 光片判讀原本就有其技術性，不同的疾病會有不同的臨床表現，但是如果能夠提供有效的影像工具進行初步評估，可以協助其他專科醫師，或是診所醫師，透過影像上的標記與分析，快速了解病患的可能問題所在。以此計畫的發展標的而言，是要協助醫師透過改進版的動態 X 光片檢查，在兩張 X 光片的檢查下，就能夠了解病患的呼吸問題是和肺部，心臟，或是肺外問題相關。在人工智慧技術協助下，很快進行初步的診斷建議，後續可以讓臨床醫師採取有效的醫療對策，譬如藥物的調整，或是後續的轉診。在這個計畫協助下，病患很快可以找到可行的治療方向，不斷減少檢查流程，更降低了整體的醫療花費，相信可以在未來有效提升相關的醫療品質，這也是這個計劃引入人工智慧及影像深度學習最重要的目的所在。

二. 本技術研究方法及進行步驟。

為求克服上述胸部 X 光片的應用限制性，我們發展出兩個專利方法來克服一般型胸腔 X 光片無法量測動態影像的問題，並已獲得發明專利。兩個專利方法分別為：

(1) X 光片內組織尺寸的量測方法 (發明專利 I808817)：在 X 光片檢查影響中，每一個像素所代表的真實距離會因為 X 光射源與病患端的距離不同，以及 X 光射源與相關測量部位的角度不同，而造成影響。考量這個限制，我們嘗試性在硬體部分進行設計，讓像素大小可以因不同的照相方式自動進行校正。此時每個像素可以按照比例尺概念的轉換原則，進行自動轉換。如此一來，如圖九於人工智慧標示後的肺部面積大小，以及相關身體構造的大小，就可以轉換為實際公分數。而後再透過積分方式，就可以由所占像素多少，計算出實際面積(因胸部 X 光片分 PA view 或 lateral view，常用為 PA view)，作為胸腔組織相對長度及面積的評估依據。如要計算胸腔的前後徑時，此時可以 lateral view 進行檢查，再由深度學習 AI algorithm 計算相對長度，以及換算相關體積，就可以建立大致的體積數值。

(2) 利用 X 光片評估呼吸狀態的方法 (發明專利 I808816)：在胸腔 X 光片檢查時，雖然吸氣末閉氣為主要方法，但是年長者或是較喘者，其實呼吸不易配合，而使得實際拍照時所記錄的呼吸階段不一定是吸氣末，而有可能會是吸氣中或吐氣末，使得橫膈膜的高度判斷受到影響而失真外，更進一步因胸腔未完全擴張而使得相關的血管與氣管影像變化產生偏差。在專利特色方面，我們發展出一套呼吸聲音分析方式，此時接受檢查者在配戴特殊的穿戴式裝置下，透過呼吸音的分析，呼吸週期可以被分辨，進而在正確的呼吸時間點連棟軟體進行拍照。如此一來僅需要兩張 X 光片，分別是吸氣末，及吐氣末的影像（如圖二），後續再透過前一個專利方法所量測的胸部體積，就能夠計算相關的呼吸體積差異。也透過肺部體積，與心臟位置的標示，動態分析評估呼吸運動造成之體積變化也能引入自動量測，以及自動判斷功能。後續並將擴大系統功能，應用在臥床病人，以及配合度不佳病患的影像拍攝上，精準掌握呼吸偏喘的病因。

建立在相關專利的協助下，我們也應用於先前和睿生光電共同執行的產學合作案，以及延伸擴大在本技術的醫療技術運用面上。

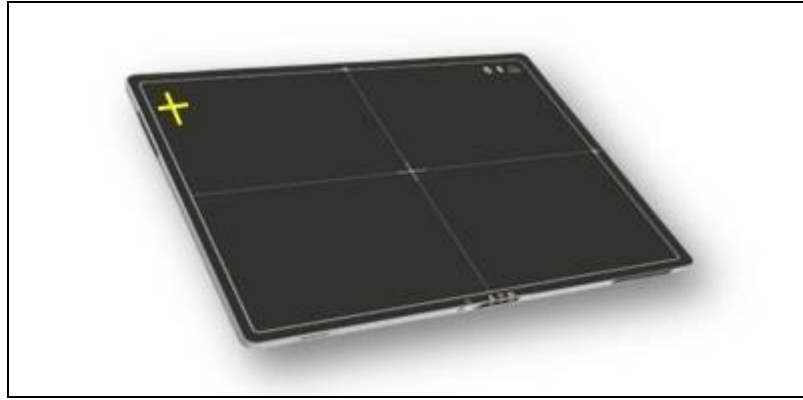
為求有效評估相關面積變化，我們分成幾個部分進行布局，分別是：

1. 驗證在 DR 板上建立比例尺，做為像素轉換參考
2. 建立胸部 X 光片肺部及心臟邊緣的深度學習模型
3. 建立呼吸周期的評估模式
4. 建立影像對位模型

甲、研究方法說明：

1. 在 DR 數位影像板上建立比例尺

由於 X 光射線通過金屬時會產生遮蔽效應，從而在 X 光影像上形成標記。本計畫將在 DR 數位影像板上邊緣處建置以金屬設計之量尺設計，在位置上將避開肩膀等組織，以避免影響到病灶判斷。相關設計如圖七所示，其中比例尺將涵蓋 X 軸及 Y 軸，以有效比對成像時影像的偏移程度，進而進行後續校正。



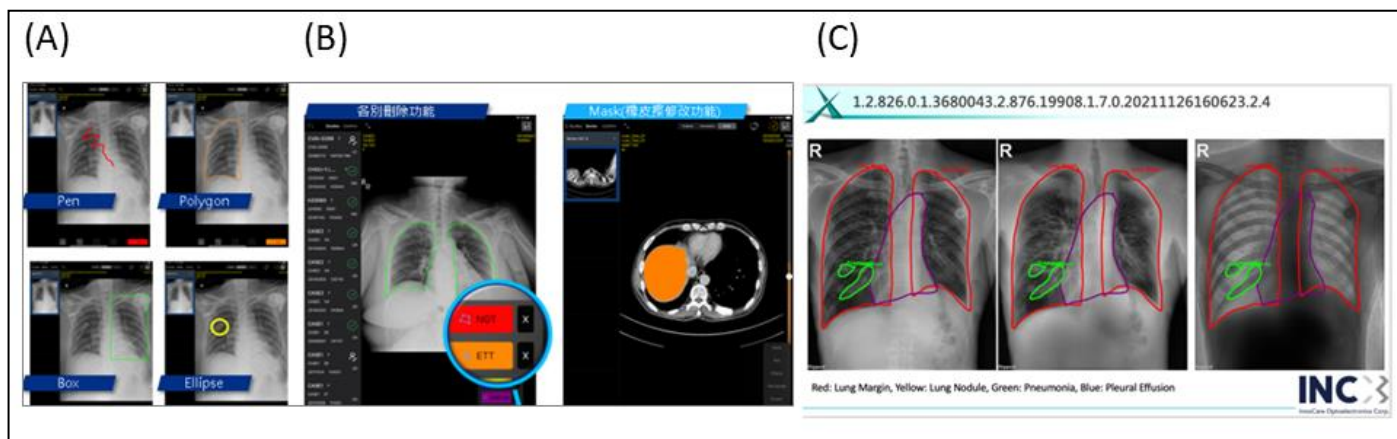
圖七：所示為應用在 DR 數位影像系統中的 DR 板。左上黃色的部分為金屬量尺，透過在 X 軸與 Y 軸的比對，可以了解對應於單一像素的換算比例常數。

金屬量尺將分別佈建於左側與右側，用以比對影像偏移的可能影響。同時在初期驗證階段，將於受試者(假體)上同時置放相同之金屬量尺，以評估身體厚度對於最終長度的評估是否會有影響。除此之外金屬量尺之寬度會採取最小策略，以能成像的最小寬度為原則，但最終寬度仍是會藉由假體的測試，從而瞭解最佳寬度，以避免過細無法在 X 光 DR 板上成像的，或是過粗影響到影像判斷的問題。

2. 建立胸部 X 光片中肺部及心臟邊緣的深度學習模型

在先前的研究中，我們嘗試利用人工智慧建立 AI algorithm 協助影像分析以及歸納臨床表現型。有鑑於未來醫療中大量胸部 X 光片影像判讀及分析的需求，應用人工智慧科技，在深度學習下透過建立 AI algorithm，能夠協助分析常見的疾病表現，如肺炎，肺結節，及肺腫瘤分析，會是重要的發展方向。相關臨床診斷可以在系統協助下，快速針對病患當次檢查影像，以及病患先前多次影像進行即時與回溯式分析，使得臨床的應用範圍擴大，在透過雲端整合，建立遠距診治能量，有效擴大產品技術布局。

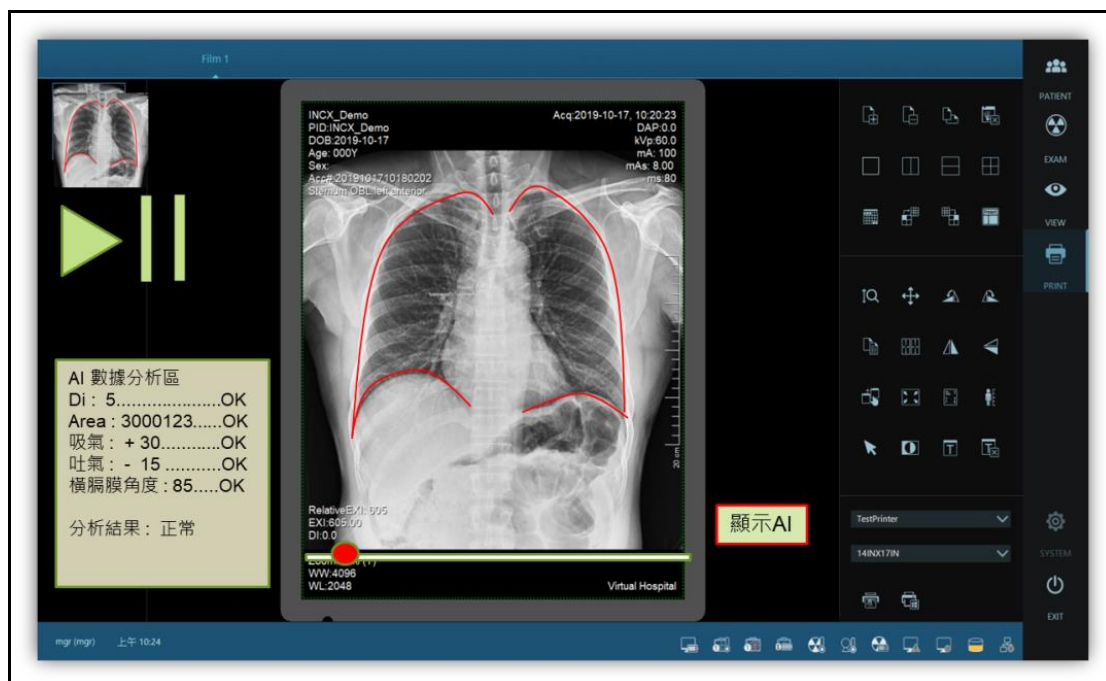
藉由與商之器電腦科技公司(EBM)的合作，計畫中引入 XA Annotation 程式(如圖八)，藉由在 Apple ipad pro 運作，在高解析度原色彩輸出的概念協助下，以接近原檔案 raw data 的概念來進行相關 annotation，可以減少影像壓縮所造成的失真問題。同時藉由標示做法，可以更有效的讓系統能夠去辨識如肺結節，肺炎，及相關胸腔問題，可以避免其他類似 AI 處理概念，在未標示病灶情況下，單純以疾病診斷碼(ICD-10)中，有或無肺炎與結節與正常胸部 X 光片比對，以熱區(Heatmap)表示可能病灶，造成訊號失真等問題。



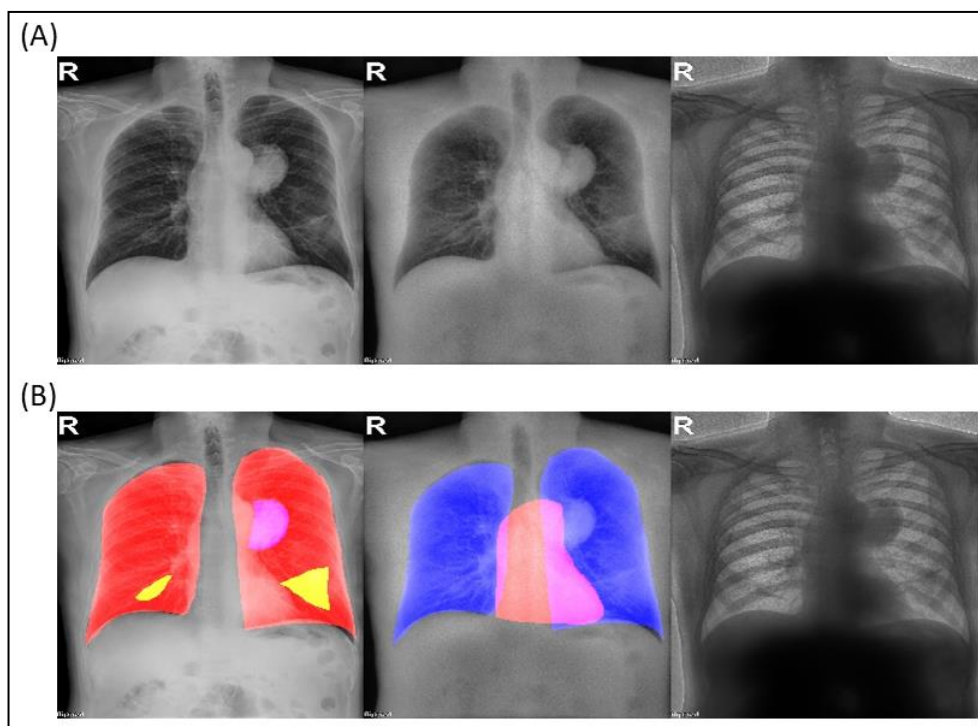
圖八：運用 XA Annotation Program 進行影像標示。

- (A) 藉由 Apple pencil 可以有效進行 pen, polygon, Box, 及 Eclipse 等不同方式的病灶標示。
- (B) 程式可進行特定部位不同顏色之標籤標示，便於辨識部位，做為系統運算分析之用。
- (C) 實際影像標示結果：紅色線條表示肺部邊緣，綠色代表肺炎邊緣，紫色代表心臟邊緣。線條依次呈現在整體影像，軟組織影像，及骨頭影像三部分。

藉由專家於軟體中有效標示相關結構邊緣(如圖九)，這部分包含肺部邊緣，以及心臟邊緣，後續 AI algorithm(如圖十)可以描繪出肺部邊緣，心臟邊緣，或是特別標示肺部發炎區域，以及肺部結節處，協助臨床醫師進行疾病診斷。透過深度學習，可以建立胸部 X 光圖像的相關分析結果，提供臨床參考。



圖九：相關 Annotation 軟體及其功能圖示。紅線表示針對肺部邊緣進行描繪，並可透過不同的顏色區分，以及區域涵蓋，協助後續系統作為 segmentation 及 registration 分析依據。



圖十：AI Algorithm 分析結果

(A) 原始圖形：從左而右為整體影像，軟組織影像，及骨頭影像三部分。

(B) 分析後圖形：從左而右為整體影像，軟組織影像，及骨頭影像三部分。其中整體圖像中，紅色為肺部區域，黃色為肺炎區域，粉紅色為腫塊區域。而軟組織影像中，藍色為肺部區域，粉紅色為腫塊區域。

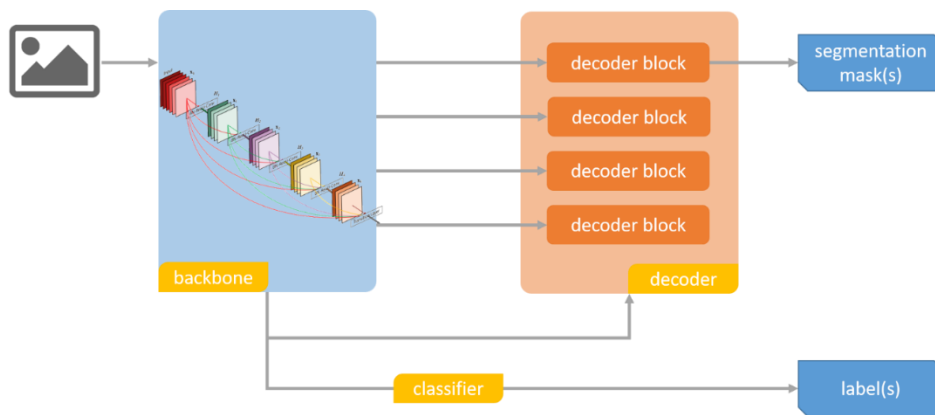
透過上述的深度學習後的 algorithm 分析，為確認其臨床效果，透過人體試驗計畫自 2021 年 11 月開始於北醫附醫進行臨床試驗收案，雖受新冠肺炎影響，但完成收案 630 案。受益於硬體方面的優勢，如前述，三層雙能板提供了傳統單層單能式胸部 X 光片無法提供的細節。在此概念下，臨床醫師選擇使用三層雙能板進行胸部 X 光片檢查，可以獲得更多的臨床細節以協助診斷，而 AI 深度學習技術的介入，協助影像判斷，更避免了判讀時間不足時，及螢幕呈現效果不佳時，可能會產生的延誤診斷風險。

應用上述的 AI algorithm 結果分析協助建立深度學習模型，我們進一步應用所畫出的心臟與肺部邊緣，進行相關的肺部面積的估算分析。方法共可分為兩個部分：第一部分為胸腔 X 光心肺分割模型；第二部分為面積計算。

在第一部分心胸胸腔 X 光心肺分割模型方面：心肺分割模型是基於 Generalized U-net[18]，如圖十一，繼承了 U-net 融合深層抽象特徵及淺層高解析度特徵的特性，但讓模型前半部，contracting path，也就是 encoder 部分，可替換為任意的 backbone，這個模型具有下列好處：

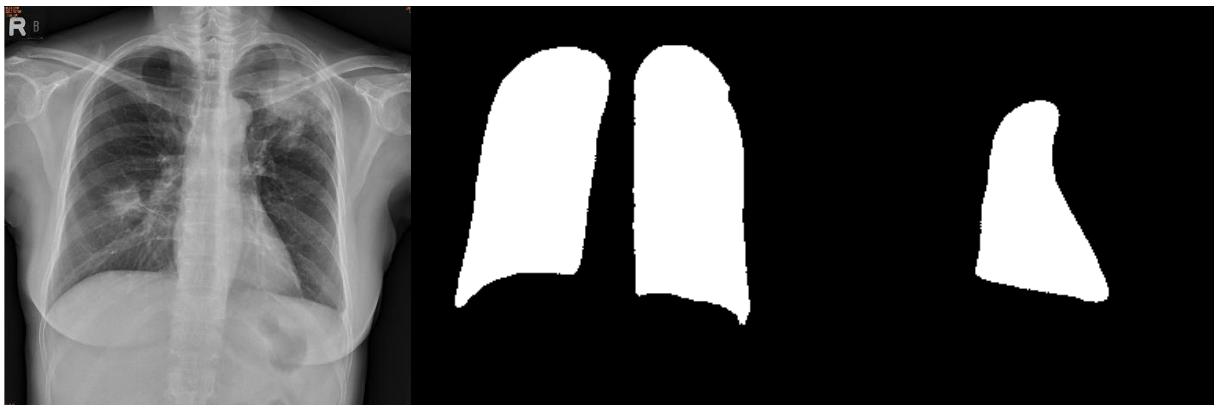
- 1) 任何的捲積分類模型，均可拿來當 backbone，做像素精度的語意分割工作，例如：我們原先計畫用來當分類模型的 DenseNet[19]
- 2) 相較於原始的 U-net，更容易找到各種預訓練參數資源，例如：基於 DenseNet 架構、搭配 NIH Chest X ray 資料集訓練的 CheXnet[10]
- 3) 即使面對全新領域的工作，也能搭配 Models Genesis [6]技術，在無任何標記的情

況下，以類似 auto-encoder 的方式，對模型做自監督式預訓練



圖十一、Generalized U-net 架構，藍色方格內可使用任意的 CNN 替換

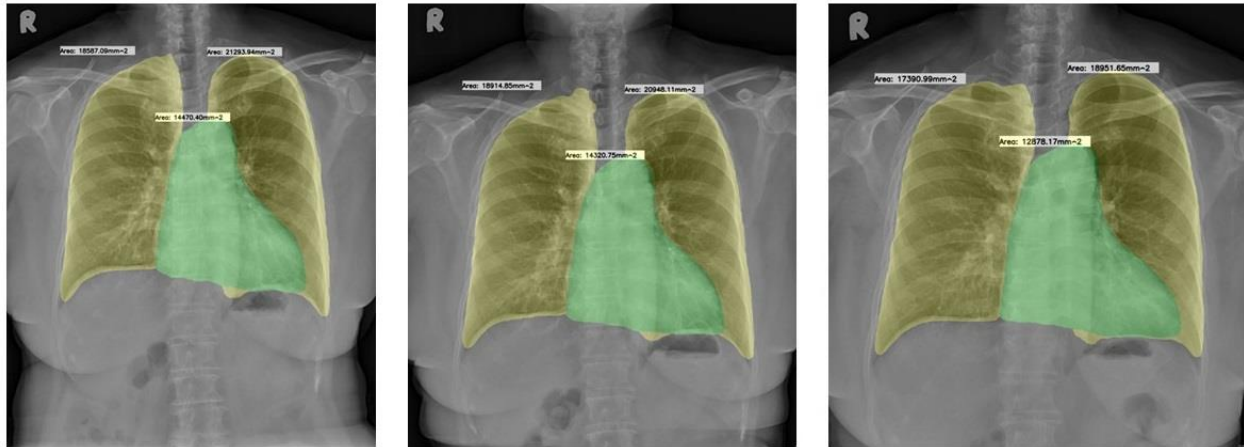
除了語意分割之外，我們亦在 Encoder 後加入了分類用的分支，使得模型除了可輸出像素精度的分類結果外，亦能針對整體影像進行分類。運用先前所建議的肺部邊緣及心臟邊緣遮罩結果，系統可以建立模型預測肺部與心臟位置。相關結果如圖十二所示。



圖十二、左側為標準胸腔 X 光影像；中間為模型預測的肺部遮罩圖；右側為模型預測的心臟遮罩圖。

為了進行模型訓練，所有資料使用多邊形標記心臟與肺部區域的輪廓，同時加入其他可能影響到邊緣標註的生理變化，如肋膜積水等。所有標註過程皆由本團隊進行負責，如下圖十三所示，紅色輪廓為肺部區域，紫色區域為心臟區域。模型在心肺分割的準確率可達 90% 以上，能完整的分割心臟與肺部的區域。

也同樣建立在此模式下，我們嘗試針對先前所提到針對相同人不同時間點所做的 X 光片，透過 X 光深度學習標示後的心臟體積和胸腔體積，可以相對計算。如圖十五所示，雖然最左圖的肺部面積和中間圖的肺部面積相差不大，但事實上最左圖的右肺面積 18587mm^2 要較中間圖的右肺面積 18914mm^2 為小，而右邊圖的左肺面積 21293mm^2 則較左邊圖的面積 20948mm^2 為大。但由於沒有關鍵比例尺，使得相關的面積計算有其困難度。



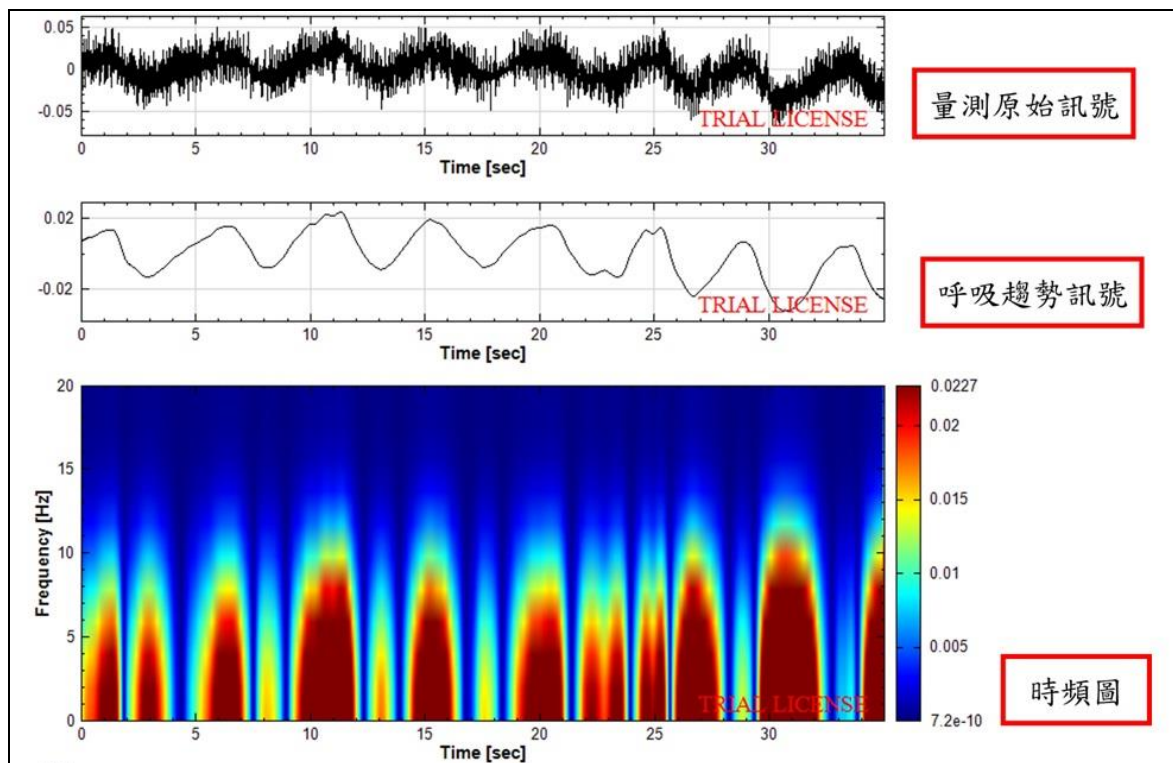
圖十五、不同時間點相同病患之心臟與肺部面積計算結果圖：按照 DICOM 系統所記錄的像素對實際距離的比較參考，最左圖的肺部面積為 39880mm^2 ，心臟面積為 14470mm^2 ；中間圖的肺部面積為 39862mm^2 ，心臟面積為 14320mm^2 ；最右邊圖肺部面積為 36341mm^2 ，心臟面積為 12878mm^2 。

為了要建立有效的比例尺轉換方式，我們後續會在 X 光片 DR 版上進行比例尺表示。由於相對應於 X 光射源到 DR 板的距離中，身體的厚度可以不計，使得 DR 板上的比例尺可以直接對照於像素大小，再透過軟體運算，就能夠了解像素和實際長度間的轉換比例。藉由有效比例的建立，就能夠了解肺部與心臟體積的實際大小，從而協助後續的判斷。

3. 建立呼吸周期的評估模式

以往的 X 光片檢查都需要在受試者吸飽氣後閉氣的情況下進行照相，透過吸飽氣的情況避免肺部因擴張不全而造成假影或肺塌陷等問題所在。但是並非所有的受試者都能夠配合檢查執行者的建議做呼吸配合，而較喘病患如呼吸較快時也無法有效達成吸氣末閉氣一段時間的要求，而使得影像的品質下降。

為了克服這個問題，在本計畫中提出運用聲音收集的方式，進行呼吸周期評估。為避免收音相關器材影響到胸部 X 光片的分析，本計畫將評估以高指向麥克風，或是骨傳導麥克風進行聲音收集。將呼吸聲音以音量圖進行分析，找到呼吸相對的週期變化，並將透過軟體設計分析呼吸音，於吸氣末時，及吐氣末時進行胸部 X 光片照相。相關概念如下圖十六所示。



圖十六：呼吸頻率透過呼吸音收集後，以橫軸為時間，縱軸為音量，可以藉由原始訊號，轉換成為呼吸趨勢訊號。時頻圖的分析除可提供吸氣期與吐氣期的參考外，於檢查時如病患出現高頻或低頻呼吸雜音，同樣可以被收集分析，進而提供臨床醫師參考之用。

透過此設計可簡化相關檢查過程，受試者僅須了解於呼吸時，於吸氣末與吐氣末需停頓，過程中並盡量深呼吸。此時病患不需按照檢查者的要求進行配合，但是檢查者同樣可以在圖型的分析中了解最佳的拍攝時機。由於 X 光片的快門速度遠低於 0.3 秒，此時將有足夠的時間於吸氣與呼氣停頓時進行照相。同樣應用此概念，未來針對無法有效聽從指令配合呼吸的病患，如臥床病患，或是重聽病患，檢查者同樣可以推估病患可能的吸氣期或吐氣期，從而在相對正確時間照相，提供臨床最大的參考價值。

4. 建立影像對位模型

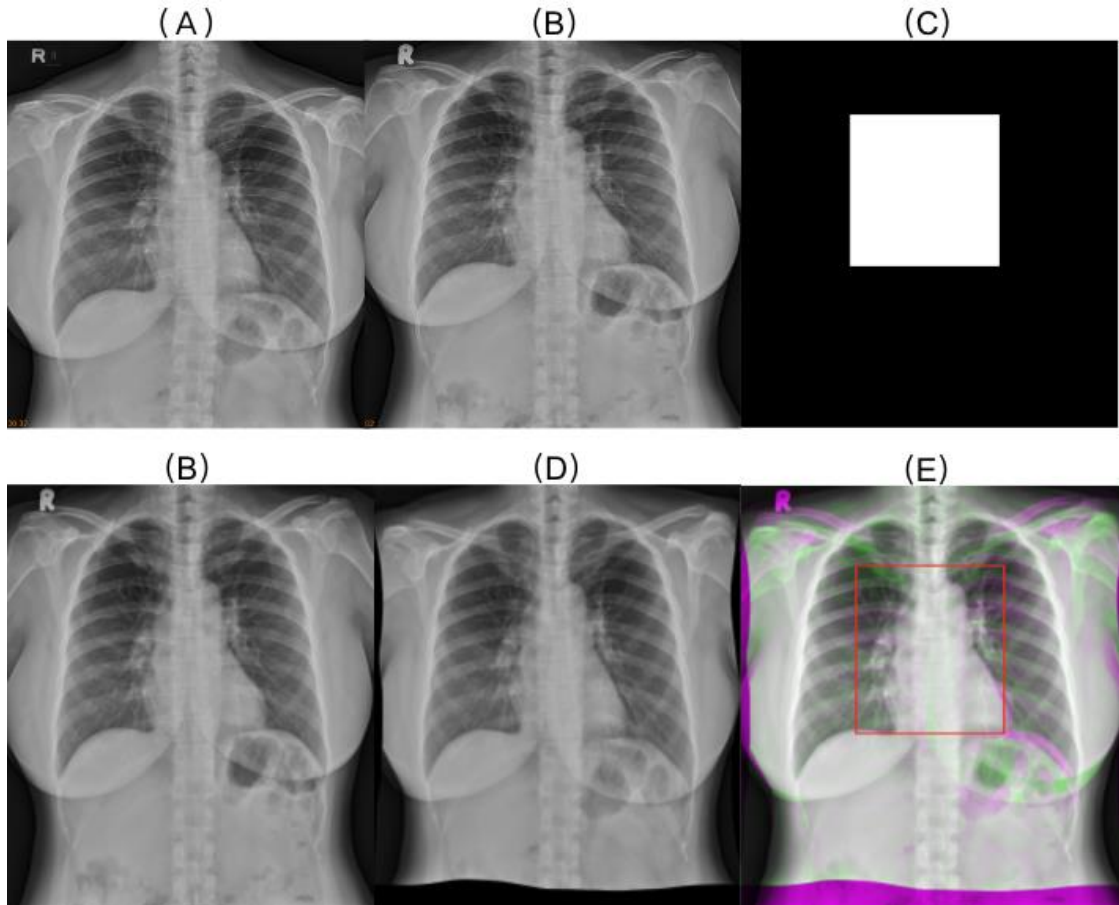
由於病患在過去存在許多的胸部 X 光片影像，同樣可以做為疾病診斷與治療的參考。在不同時間拍攝的 X 光影像會有肋骨擴張不一、比例尺不相同、旋轉與位移等問題，使得醫師無法正確的判斷病灶的變化，為此我們將針對此問題建立一個影像對位模型，在傳統對位方法 Diffeomorphic demons[20]的基礎上，設計一個新的相似度函數，我們在這個相似度函數加上了一個新的變數 L 進去，實現了全域變形部分仿射，標注的區域內會仿射到相對應的區域，可以依照不同的觀測需求更改標注的區域。

算法過程如下：

- 1) 給定移動影像(S)、固定影像(F)與觀察變化區塊的標注(L)
- 2) 給定當前變換 s ，計算對應的更新向量場 $u = \operatorname{argmin}_u \quad E_{\text{sim}}(F, M^{\square}(s+u), L) + E_{\text{smooth}}(u)$ ， E_{sim} 是用來估計影像間的相似度， E_{smooth} 是正規化(regularization)
- 3) 更新變換 $s = s+u$

- 4) 對 s 使用高斯濾波器進行正規化
- 5) 重複步驟 2~4 直到收斂

透過相關方法進行運算，我們以一個受檢者胸腔 X 光片影像進行說明。相關運算後結果如圖十七所示。



圖十七：(A)、(B)為同一病患在不同時間拍攝的 X 光影像 (A)移動影像(B)固定影像 (C)標注的區塊(D)對位後的移動影像(E)固定影像（桃紅色的部分）與對位後的移動影像（綠色的部分）重疊對比，紅色方框為標注的區域

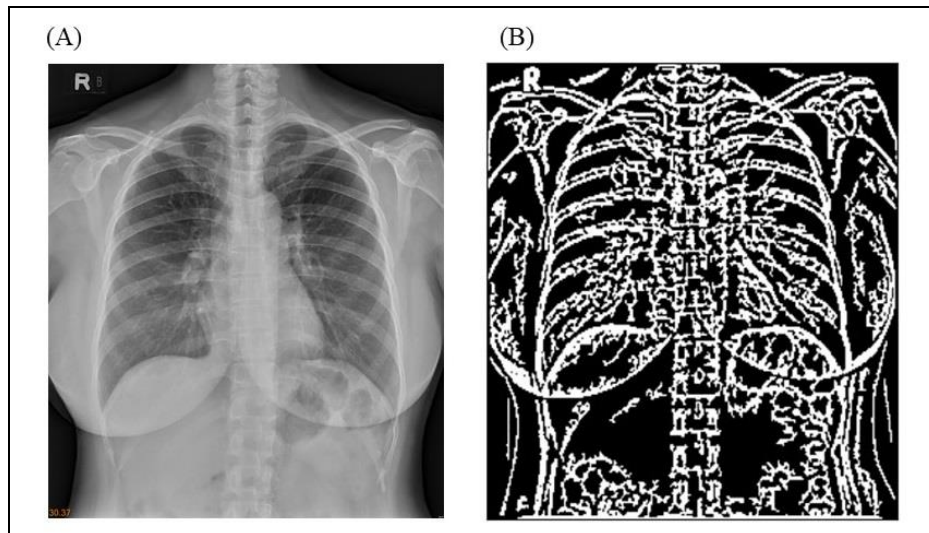
也同樣在這個模型下，本計畫應用影像處理，進一步規劃影像的進階處理，讓影像能凸顯相關的輪廓，以便了解相關結構間如肋骨，乳房，橫膈膜，以及心臟的外型，以便應用於未來的面積計算，同時統合先前未進行吸氣與吐氣兩階段胸部 X 光檢查的影像進行分析比對，讓不同階段的影像具備可比較性。。

相關影像處理步驟為：

- 1) 將原始影像的數值進行規一化
- 2) 使用 monai 的 Resize 將影像大小縮小為 256*256
- 3) 使用高斯平滑處理影像
- 4) 用卷積的方式計算影像的全微分
- 5) 擷取範圍在 0~0.2 的部分
- 6) 將影像轉變為原始大小
- 7) 使用 monai 的 RemoveSmallObjects 指令過濾掉面積過小的雜質

8) 將不為 0 的部分轉為原始的像素強度

透過相關的處理方式，胸部 X 光片可轉換成以灰階為主的影像表現，如下圖十八，方便臨床醫師進行後續比對與參考，提升未來 X 光片評估系統運用於未接受吸氣吐氣兩階段胸部 X 光片應用可行性外，更透過較少變化的脊椎或其他可比對的胸部結構，和後來有比例尺參照的新型 X 光片檢查，做為未來尺寸比對的參考尺，提升臨床應用可能性。



圖十八：應用影像處理，可以把(A)圖的傳統 X 光片，轉換成右圖(B)的以線條為主的胸部 X 光片，從而提升對邊緣的描述，作為與接受比例尺比對的新型 X 光片參照下，可行的長度評量機制。

透過影像的對位處理不但可以讓不同時間點拍攝的胸部 X 光影像可以進行比對外，更可套用相關的像素與實際長度比例概念可以應用在不具備比例尺的 X 光影像上，進行比對與量測，除此之外，由於強化後的影像處理讓許多組織的變化改以灰階進行描述，此時不但胸部的潛在變化可以被辨識，肺部外的變化如乳房，骨頭，以及腹部可以凸顯影像上的亮度不同之處，從而讓胸部外的問題可以被注意到，減少醫療上被忽略的治療關鍵。

三、技術現有專利及獲獎說明

1. 專利獲證部分

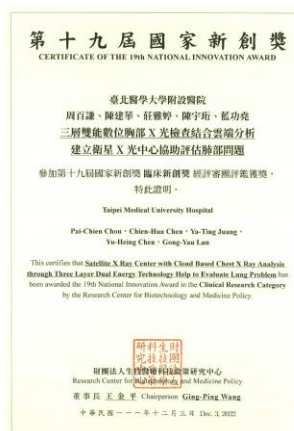
(1) X光片內組織尺寸的量測方法 (發明專利 I808817): 在X光片檢查影響中, 每一個像素所代表的真實距離會因為X光射源與病患端的距離不同, 以及X光射源與相關測量部位的角度不同, 而造成影響。考量這個限制, 我們嘗試性在硬體部分進行設計, 讓像素大小可以因不同的照相方式自動進行校正。此時每個像素可以按照比例尺概念的轉換原則, 進行自動轉換。如此一來, 如圖九於人工智慧標示後的肺部面積大小, 以及相關身體構造的大小, 就可以轉換為實際公分數。而後再透過積分方式, 就可以由所占像素多少, 計算出實際面積(因胸部X光片分PA view 或 lateral view, 常用為PA view), 作為胸腔組織相對長度及面積的評估依據。如要計算胸腔的前後徑時, 此時可以lateral view 進行檢查, 再由深度學習 AI algorithm 計算相對長度, 以及換算相關體積, 就可以建立大致的體積數值。

(2) 利用X光片評估呼吸狀態的方法 (發明專利 I808816): 在胸腔X光片檢查時, 雖然吸氣末閉氣為主要方法, 但是年長者或是較喘者, 其實呼吸不易配合, 而使得實際拍照時所記錄的呼吸階段不一定是吸氣末, 而有可能會是吸氣中或吐氣末, 使得橫膈膜的高度判斷受到影響而失真外, 更進一步因胸腔未完全擴張而使得相關的血管與氣管影像變化產生偏差。在專利特色方面, 我們發展出一套呼吸聲音分析方式, 此時接受檢查者在配戴特殊的穿戴式裝置下, 透過呼吸音的分析, 呼吸週期可以被分辨, 進而在正確的呼吸時間點連棟軟體進行拍照。如此一來僅需要兩張X光片, 分別是吸氣末, 及吐氣末的影像 (如圖二), 後續再透過前一個專利方法所量測的胸部體積, 就能夠計算相關的呼吸體積差異。也透過肺部體積, 與心臟位置的標示, 動態分析評估呼吸運動造成之體積變化也能引入自動量測, 以及自動判斷功能。後續並將擴大系統功能, 應用在臥床病人, 以及配合度不佳病患的影像拍攝上, 精準掌握呼吸偏喘的病因。

2. 技術獲獎部分

1) 第十九屆國家新創獎

2) 第二十屆國家新創獎續獎



3. 會議論文

2023 European Society of Radiology Annual Meeting

ECR 2023 / C-15921

Single-exposure dual-energy radiography for the subtraction of in-dwelling devices in the soft tissue image

Congress: ECR 2023

Poster Number: C-15921

Type: Scientific Exhibit

Keywords: Emergency, Lung, Thorax, Digital radiography, Computer Applications-Detection, diagnosis, Education, Technology assessment, Cancer, Cardiac Assist Devices, Quality assurance

Authors: P.-C. Chou, K. S. Karim

DOI: 10.26044/ecr2023/C-15921

DOI-Link: <https://dx.doi.org/10.26044/ecr2023/C-15921>

Purpose

Dual-energy (DE) radiography is a technique that can remove material-specific (atomic number dependent) anatomical noise from a radiograph and generate material-subtracted images. Typically, a trio of images is presented comprising of a standard digital radiography (DR) image; a soft-tissue image where calcium (i.e. bone clutter) is subtracted out; and a bone image, where water (i.e. overlapping soft tissue) is removed. Such a technique has been reported frequently to be of particular interest in chest radiography, where initially the detection of lung nodules limited by anatomical...

4. 臨床應用成果說明

生醫新秀睿生光電與臺北醫學大學與合作開發「5G AIoT 行動 X 光肺部篩檢」智慧醫療解決方案，睿生光電一拍三得雙能 (Dual Energy) 可一次取得三種肺部影像，並完成 600 位高風險病患肺部收案開發 AI 模型，有助於肺癌 AI 輔助診斷與臨床研究。北醫大學附設醫院胸腔內科醫師周百謙指出，胸腔 X 光 (CXR) 是最常見的肺部疾病篩檢工具，相較於電腦斷層掃描 (CT 掃描) 雖然劑量只有約 1/10，但拍攝時因病灶易受到肋骨或其它外部物體的遮蔽，敏感度無法提升，恐耽誤判斷診療；第二點，偏鄉的肺癌發生率高於其他地區，約是 10 萬分之 60 以上，如能有強大行動載具協助即時影像傳輸，由臨床醫師判斷影像是否需要調整重照，將可建立偏鄉精準醫療發展基石。

群創揪團 推肺部5G行動篩檢

2022.09.24 / 01:00 / 工商時報 袁顯庭

#群創 #臺北醫學大學 #睿生光電

群創旗下睿生光電和臺北醫學大學合作，開發「5G AIoT行動X光肺部篩檢」智慧醫療解決方案。圖 / 本報資料照片

A

🔗

📱

🖨

群創旗下睿生光電和臺北醫學大學合作，開發「5G AIoT行動X光肺部篩檢」智慧醫療解決方案，睿生光電一拍三得雙能 (Dual Energy) 一次取得三種肺部影像，並完成600位高風險病患肺部收案開發AI模型，有助於肺癌AI輔助診斷與臨床研究。

Lenovo Education

教育購物優惠

Intel vPro, An Intel Evo™ Design with 13th Gen Intel® Core™ i7 processor

免費登記

00801-601-382

臺北醫學大學附設醫院胸腔內科醫師周百謙指出，胸腔X光是最常見的肺部疾病篩檢工具，相較於電腦斷層掃描，雖然劑量只有約10分之1，但拍攝時因病灶易受到肋骨或其它外部物體的遮蔽，恐耽誤判斷診療。

第二、偏鄉的肺癌發生率高於其他地區，約是10萬分之60以上，如能有強大行動載具強大協助即時影像傳輸，由臨床醫師判斷影像是否需要調整重照，將可建立偏鄉精準醫療發展基石。

第三、肺癌每年在全球奪走超過170萬人寶貴生命，放射科醫生需要在X光片影像中，發現的微小惡性組織或是肺部結節，如何提升影像品質，降低影像雜訊，會是當務之急。第四、X光片檢查需要良好的影像判讀顯示器，但受限於一般影像顯示器的灰階呈現能力，細微病灶可能會被忽略，造成延誤診斷可能風險。

為解決醫師臨床痛點，睿生光電總經理李志聖提出三項解決方案，攜手臺北醫學大學、屏東大學、商之器、台灣大哥大進行一年半人體臨床研究與場域驗證。一拍三得睿生雙能 (Dual Energy) 低劑量新技術，影像清晰，優於傳統胸部CXR檢測，已取得美國食品藥物管理局 (FDA)、台灣食品藥物管理署 (TFDA) 二大醫療體系認證。

此外為強健偏鄉行動醫療軟硬實力，北醫、睿生光電、台灣大哥大及商之器共組「行動醫療會診國家隊」，以5G連網、行動醫療顯示器，和北醫醫師進行遠距視訊會診，減低醫師看片負擔。

第20頁

共 26 頁

四、技術未來發展可能遭遇之困難及解決途徑

由於團隊和 X 光片 DR 數位影像面板硬體製造商睿生光電先前即有合作基礎，所以在金屬比例尺的製作，以及深度學習下的心臟與肺部邊緣描繪均有相當基礎，並經初步驗證。所以計畫挑戰目前會存在於後續的肺部及心臟體積標定準確性，以及初期軟體設計上如何透過聲音的變化確定吸氣與吐氣的周期性，從而建立最佳的拍攝時機。

為解決相關的可能問題，團隊計畫針對不同困難，進行相關對策調整：

1. 肺部與心臟體積標定準確性：

由於生理上肺部體積變化上，前後的變化受限於胸廓的順應性較差，所以深吸氣與深吐氣所產生的前後徑變化較小，但這部分仍須經過驗證。團隊將搭配正面及側面 X 光片於吸氣末與吐氣末的面積變化，以及吸氣與吐氣時的前後徑改變來進行驗證，評估前後徑的變化因相對於橫膈膜變化為小，是否可忽略不計。此外，由於心臟邊緣與肺部邊緣會受到周遭組織的影響，會使得最終深度學習的邊緣標示會有出入。但這部分可以透過攝影時的條件修改，以及受試者確實於吸氣末及吐氣末時進行檢查，此時可以有效減少呼吸運動中照射所造成的假影，同時強化影像邊緣。後續則透過與硬體廠商的密切合作，改善相關的曝光設定，像素大小，以及曝光敏感度，可以調教最佳的影像品質，從而提升相關的體積標定準確性。

2. 軟體分析吸氣與吐氣周期的正確性，以及如何觸發 X 光片拍攝的時機

在團隊初步的呼吸音分析中，經耳朵收音的藍芽耳機可以有效的掌握呼吸音，但因為受試者可能有其他原因導致呼吸音不清楚，而造成呼吸周期未能有效掌握。所以在試驗中會嘗試進行雙重收音，亦即經耳骨傳導方式，以及非接觸性的高指向麥克風收音，從而讓聲音的收集更為正確。在 X 光片拍攝時機方面，初期會以圖型提醒檢查操作者合適的拍攝時機，後續會藉由和硬體商的合作，將觸發動作修改為軟體連動硬體設計，如此一來就可以降低人為誤差到最少。

3. 深度學習下影像應用及分析軟體的建立：

透過先前參與「經濟部技術處 AI 新創領航計畫」中應用三層雙能 X 光片進行相關胸部 X 光片的經驗中，以受試者胸部 X 光片所做的特徵點註記，目前已經能夠有效的標示肺部邊緣，以及心臟邊緣，同時也少部分的標示了相關的解剖位置上的可能干擾變化，如肋膜積水等。相關的邊緣標示已經能夠協助計算出像素的多少，用以代表面積。軟體的挑戰點會在於如何應用比例尺的部分後續自動換算面積差異，以及如何運用比例尺量測胸部 X 光片特定結構的長度。雖然軟體設計有其複雜性，同時必須符合 SaMD 的相關要求，但因現有軟體已經完成雛型設計，後續透過賦予特定功能，以及整合足夠的胸部 X 光片臨床試驗數據，相信可以順利完成軟體設計。後續有效應用深度學習技術，有效分析吸氣末與吐氣末的面積差異性。後續藉由和不同疾病的連結，可以建立在相關疾病上的臨床應用。

4. 臨床應用面中相對應臨床適應症的設定

在本計畫中，胸部 X 光片影像的分析可以協助找到相對於吸氣與吐氣時的影像相對變化，但同樣受限於面積的變化多少會和許多問題相關。譬如橫膈膜在呼吸時的變化減少，不一定是胸部問題所導致，此時有可能會和腹部的壓力有關。或是單側肺部沾黏時，可能橫膈膜會有改變，但是幅度減少。為克服相關問題，本計畫中將搭配肺功能的量測，以及

胸腔超音波的量測，以確認病患端的問題是否為計畫產出結果相關。在適應症的方面因本團隊原本在胸腔科疾病方面即多有著墨，後續透過肺功能，胸腔超音波，以及胸部 X 光所量測的體積變化，相信可以有效強化量測結果所代表的臨床意義。但可確定的是，肺功能確定為阻塞性變化的病患，透過本胸部 X 光體積變化估算可以確定動態氣體積留的比例；而肺功能呈現為侷限性變化的病患，透過本計畫胸部 X 光體積變化及相關組織變化估算，可以找到為肺部纖維化，橫膈膜問題，或是心臟擴大而造成的呼吸偏喘問題。

五、預期技術發展將完成之工作項目及成果。

本技術為延續性的發展，建立在以獲得的兩項發明專利下，目標是發揮傳統胸部 X 光片檢查的最大價值，協助以動態方式評估胸部疾病及呼吸偏喘問題。預計透過深度學習下對肺部邊緣以及心臟邊緣的標示，分析肺部及心臟的體積變化，同時標定可能同時存在的肺炎及肺部結節。並藉由發明專利的協助，除藉由金屬量尺的設計建立像素與實際長度的轉換比例外，並透過呼吸聲音的分析進行吸氣期與吐氣期的分辨，進而決定胸部 X 光片的拍照時機。後續藉由吸氣末及吐氣末體積的差異比較，從而評估病患問題來自於心臟層面，肺部層面，或是肺部外的其他問題，如橫膈膜與肋膜等，讓臨床端能夠獲得更多有效訊息，建立正確診斷。

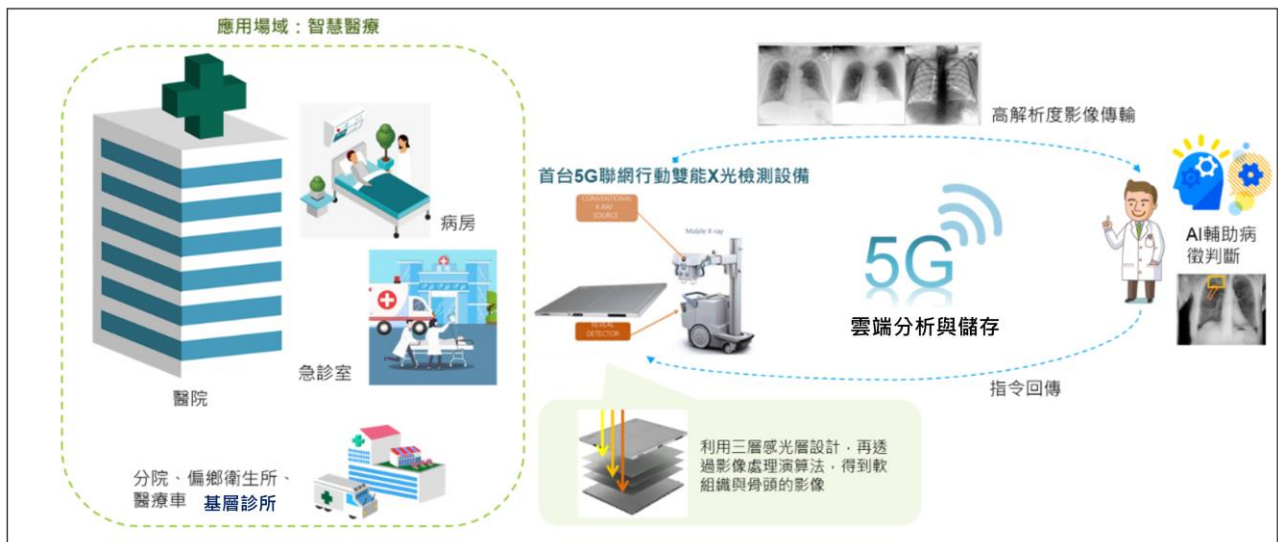
在預期完成之工作項目方面，本計畫將建立有效的呼吸音收集方式，以及軟體協助評估呼吸音所代表之呼吸周期，並建議檢查執行者於合適時間進行 X 光片拍照，以獲得吸氣末與吐氣末的 X 光片。後續透過深度學習模型，進而描繪心臟與胸腔邊緣，達成以兩張 X 光片了解吸氣與吐氣的臨床問題外，更藉由不同胸部 X 光片間可比較的實際長度，除找到問題外，更進而建立可連續比較 X 光片影像變化的能力，透過不同時間的比較，可以評估肺炎體積的變化，肺部結節或腫瘤的變化，更進一步可以胸部 X 光片找到肺部問題於治療後的進步參考。透過胸部 X 光片搭配肺功能的檢查，將可有效找到病患對治療反應不佳的問題，進而調整治療方向。

對於參與之工作人員預期可獲之訓練方面，包含熟悉臨床試驗的設計與進行，胸腔科與心臟科疾病的瞭解，以及 X 光片的拍攝時機以及臨床差異。同時針對相關 X 光片的標記，可以協助臨床人員對於深度學習的了解，從而據以後續改良相關軟體以及深度學習模式，應用在其他疾病層面。同時團隊將嘗試進行對位設計，透過前述的影像轉輪廓表現方式，透過對位標準化不同影像，以納入先前未標示比例尺之臨床影像。同時並可針對骨頭及肋骨等，找到可能的病兆處。

在預期完成之研究成果方面，本計畫將透過臨床試驗驗證不同的疾病類型，這部分包含慢性氣道疾病，肺炎，心臟病如心臟衰竭，以及橫膈膜疾病等，透過最少 X 光曝露的兩張 X 光片檢查下建立動態分析能力，與疾病連結後，申請 TFDA 的 SaMD 驗證，評估臨床實用性。後續研究預期可於兩年內發表研討會論文，及期刊論文，提供學界參考。

由於本計畫設計，是建立在相關的發明專利設計下，所以結合硬體製造廠商後，將可有效提升產品競爭力，而軟體的設計概念，更可以跨平台使用。後續透過疾病相關的應用型分析，相信在學術研究方面可以找到更多應用面。

而後續針對 X 光檢測平台的創新設計與發展，透過相關模組化的設計，讓病患如果有呼吸偏喘問題時，接受此動態胸部 X 光片檢查將可快速找到問題所在。而胸部 X 光片的檢查原本就不侷限在醫院才能進行，診所端透過衛星 X 光檢查中心的設計，可以就近安排檢查，人工智慧協助下的影像分析可以很快得到結果，協助臨床醫師以症狀為訴求進行檢查，後續的結果分析不但協助診斷外，更可進一步作為臨床治療上的效果參考。胸部 X 光片不但可以進行動態分析外，原本就具備的肺炎，肺部腫瘤，以及心臟衰竭等診斷參考價值，在後續建立衛星 X 光中心的概念下(如下圖)，可以透過人工智慧協助下進行標示，讓病患可以更快獲知結果，同時在分級醫療概念下人工智慧標示分析強化了各級院所需負擔的醫療責任，可以降低醫療花費，更透過有效的風險下降，提升醫療投資的臨床效益。



圖：應用 X 光影像進階分析，透過模組進行 AI 輔助判斷，在所需費用較電腦斷層低的情況下，可以提供病患診斷與治療上的重要參考。

總而言之，透過本計畫相關的發展與衍生效益，透過人工智慧與影像深度學習的概念應用於後續影像分析與追蹤，將可有助於國家發展疾病的新診斷與檢查方式，透過創新型技術的應用與開發，有效提升國人的健康福祉。

參考資料

1. Chassagnon, G., et al., *Deep learning: definition and perspectives for thoracic imaging*. Eur Radiol, 2020. **30**(4): p. 2021-2030.
2. Chassagnon, G., et al., *Artificial intelligence applications for thoracic imaging*. Eur J Radiol, 2020. **123**: p. 108774.
3. Lee, S. and R.M. Summers, *Clinical Artificial Intelligence Applications in Radiology: Chest and Abdomen*. Radiol Clin North Am, 2021. **59**(6): p. 987-1002.
4. Cruz, J., et al., *Evaluation of the Clinical Utility of Routine Daily Chest Radiography in Intensive Care Unit Patients With Tracheostomy Tubes: A Retrospective Review*. J Intensive Care Med, 2016. **31**(5): p. 333-7.
5. Panizo-Alcaniz, J., et al., *Diagnostic accuracy of portable chest radiograph in mechanically ventilated patients when compared with autopsy findings*. J Crit Care, 2020. **60**: p. 6-9.
6. Berniker, A.V. and T.S. Henry, *Imaging of Small Airways Diseases*. Radiol Clin North Am, 2016. **54**(6): p. 1165-1181.
7. Little, B.P. and P.T. Duong, *Imaging of Diseases of the Large Airways*. Radiol Clin North Am, 2016. **54**(6): p. 1183-1203.
8. Balbi, M., et al., *Chest X-ray for predicting mortality and the need for ventilatory support in COVID-19 patients presenting to the emergency department*. Eur Radiol, 2021. **31**(4): p. 1999-2012.
9. Shamout, F.E., et al., *An artificial intelligence system for predicting the deterioration of COVID-19 patients in the emergency department*. NPJ Digit Med, 2021. **4**(1): p. 80.
10. Rajpurkar, P., et al., *CheXNet: Radiologist-Level Pneumonia Detection on Chest X-Rays with Deep Learning*. 2017.
11. Schlesinger, A.E., et al., *Estimation of total lung capacity from chest radiography and chest CT in children: comparison with body plethysmography*. American Journal of Roentgenology, 1995. **165**(1): p. 151-154.
12. Kim, H., et al., *Deep Learning for Estimating Lung Capacity on Chest Radiographs Predicts Survival in Idiopathic Pulmonary Fibrosis*. Radiology, 2023. **306**(3): p. e220292.
13. Calverley, P.M.A., *Dynamic Hyperinflation*. Proceedings of the American Thoracic Society, 2006. **3**(3): p. 239-244.
14. Tanaka, R., *Dynamic chest radiography: flat-panel detector (FPD) based functional X-ray imaging*. Radiol Phys Technol, 2016. **9**(2): p. 139-53.
15. Mayo, J.R., et al., *Radiation exposure at chest CT: a statement of the Fleischner Society*. Radiology, 2003. **228**(1): p. 15-21.
16. Matsumoto, T., et al., *Diagnosing Heart Failure from Chest X-Ray Images Using Deep Learning*. Int Heart J, 2020. **61**(4): p. 781-786.
17. Sargent, W. and I. Gibb, *The sensitivity of chest X-ray (CXR) for the detection of significant thoracic injury in children exposed to blast*. Injury, 2023. **54**(5): p. 1292-1296.
18. Ronneberger, O., P. Fischer, and T. Brox, *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation*. Vol. 9351. 2015. 234-241.
19. Huang, G., et al., *Densely Connected Convolutional Networks*. 2017.
20. Vercauteren, T., et al., *Diffeomorphic demons: efficient non-parametric image registration*. Neuroimage, 2009. **45**(1 Suppl): p. S61-72.