

# 國家科學及技術委員會專題研究計畫申請書

申請條碼：113WFD0210278

一、基本資料：



|  |         |   |        |                        |       |            |
|--|---------|---|--------|------------------------|-------|------------|
| 計畫類別 (單選)  |         | 一般研究計畫  |        |                        |       |            |
| 研究型別   |         | 個別型   |        |                        |       |            |
| 計畫歸屬   |         | 生科處   |        |                        |       |            |
| 申請機構/系所 (單位)   |         | 輔仁大學學校財團法人輔仁大學醫學系   |        |                        |       |            |
| 本計畫主持人姓名   |         | 王裕仁   | 職稱     | 助理教授                   | 身分證號碼 | A12712**** |
| 本計畫名稱  | 中文      | 全方位食道癌精準預測模型  |        |                        |       |            |
|  | 英文      | Comprehensive Esophageal Cancer Precision Prediction Model                        |        |                        |       |            |
| 整合型總計畫名稱   |         |   |        |                        |       |            |
| 整合型總計畫主持人  |         |   |        | 身分證號碼                  |       |            |
| 全程執行期限   |         | 自民國 <u>113</u> 年 <u>08</u> 月 <u>01</u> 日起至民國 <u>116</u> 年 <u>07</u> 月 <u>31</u> 日 |        |                        |       |            |
| 研究學門   | 學門代碼    |   | 學門名稱   |                        |       |            |
|  | B10G003 |   | 放射核醫   |                        |       |            |
| <p><b>【請考量己身負荷，申請適量計畫】</b></p> <p>本年度申請主持本會各類研究計畫(含預核案)共 <u>1</u> 件。(共同主持之計畫不予計入)</p>  |         |   |        |                        |       |            |
| <p>本計畫是否同時有其他單位提供補助項目：<input checked="" type="checkbox"/> 否； <input type="checkbox"/> 是，請務必填寫表CM05*。</p>   |         |   |        |                        |       |            |
| <p>近三年內是否有執行非國科會補助之其他(含國內外、大陸地區及港澳)計畫：<input checked="" type="checkbox"/> 否； <input type="checkbox"/> 是，請務必填寫表CM14-1。</p>  |         |   |        |                        |       |            |
| <p>本計畫是否為國際合作研究：<input checked="" type="checkbox"/> 否； <input type="checkbox"/> 是，請加填表IM01~IM03</p>  |         |   |        |                        |       |            |
| <p>本計畫是否申請海洋研究船：<input checked="" type="checkbox"/> 否； <input type="checkbox"/> 是，請務必填寫表CM15</p>   |         |   |        |                        |       |            |
| <p>1. 本計畫是否有進行下列實驗/研究：(勾選下列任一項，須附相關實驗/研究同意文件)</p> <p><input type="checkbox"/> 人體試驗/人體檢體 <input type="checkbox"/> 人類胚胎/人類胚胎幹細胞 <input type="checkbox"/> 基因重組實驗 <input type="checkbox"/> 基因轉殖田間試驗 <input type="checkbox"/> 第二級以上感染性生物材料 <input type="checkbox"/> 動物實驗(須同時加附動物實驗倫理3R說明)</p> <p>2. 本計畫是否為人文處行為科學研究計畫：<input type="checkbox"/> 是(請檢附已送研究倫理審查之證明文件)； <input checked="" type="checkbox"/> 否</p> <p>3. 本計畫是否為人體試驗或人體研究計畫：<input checked="" type="checkbox"/> 是(請增填研究中的性別考量檢核表CM16)； <input type="checkbox"/> 否</p> |         |   |        |                        |       |            |
| <p>本計畫是否申請高效能計算資源：<input checked="" type="checkbox"/> 否； <input type="checkbox"/> 是，請務必填寫表CM17</p>   |         |   |        |                        |       |            |
| 計畫連絡人  |         | 姓名： <u>王裕仁</u> 電話：(公) <u>02 8512 8888</u> (宅/手機) <u>0905301973</u>                |        |                        |       |            |
| 通訊地址   |         | 新北市泰山區貴子路69號  |        |                        |       |            |
| 傳真號碼   |         | 85128888  | E-MAIL | 138697@mail.fju.edu.tw |       |            |

計畫主持人簽章：\_\_\_\_\_

日期：\_\_\_\_\_

## 二、研究計畫中英文摘要：請就本計畫要點作一概述，並依本計畫性質自訂關鍵詞。

|         |  |
|---------|--|
| 計畫中文關鍵詞 | 食道癌，深度學習，三維序列，癌症結果預測   |
| 計畫英文關鍵詞 | Esophageal Cancer, Deep Learning, 3D Sequence, Cancer Outcome Prediction   |
| 計畫中文摘要  | <p>食道癌在全世界最常見的癌症種類裡占排名第八，其五年生存率僅約20%，而整體的預後情形仍未盡理想。雖然隨者人工智慧的快速發展，癌症診斷與劑量優化方面已取得了重大的進步，但在治療結果評估方面仍存在顯著差距。傳統的方法對於癌症治療結果或潛在毒性（如局部復發或遠端轉移）存在著不確定性且往往需等到治療過後一段時日才得知成效。基於此現象，近期的研究探討了深度學習方法的應用，特別是卷積神經網絡（CNN），以利用醫學影像特徵如電腦斷層掃描和進行治療結果預測。更先進的方法則採取多模態資料的整合，包含放射劑量分布以及其他臨床資訊，以提升預測模型的健全性。然而，這個領域目前仍未受到廣泛關注，尤其缺乏針對食道癌的相關研究，且現有的研究也都忽視了在治療過程中腫瘤或器官內發生的變化，這對提前預測腫瘤治療成效與預測的準確性帶來了嚴重限制。</p> <p>本研究通過制定為期三年的計畫，打造一個全方位放射治療後結果預測模型以解決上述問題。在計畫的第一年，我們將專注於使用靜態資料進行結果預測，包括資料前處理、資料增強以及三維卷積神經網路(3D CNN)模型的設計。第二年將進行多模態資料的整合、引入來自CT和PET掃描的序列資料以及開發三維序列處理模型(3DSPM)。在最後一年，我們將採用母體圖模型進行精準分類，整合各種多模態模型，評估存活率和局部復發率的準確性，並將整個系統部屬到應用程式，以便醫學專家能夠輕易使用。此研究的結果將為醫學領域帶來新的評估標準以提升治療效果，同時也為計算機科學領域帶來創新的三維序列分析方法。</p>  |
| 計畫英文摘要  | <p>Esophageal cancer ranks as the eighth most common cancer globally, with a sobering 5-year survival rate of approximately 20%, indicating a relatively poor prognosis. Despite significant advancements in cancer diagnosis and dose optimization due to the rapid development of artificial intelligence, there remains a substantial gap in evaluating treatment outcomes. Traditional methods introduce uncertainty regarding cancer treatment results or potential toxicities, such as local recurrence or distant metastasis, often requiring a considerable period after treatment to determine effectiveness. Recognizing the need for improvement, recent studies have explored the application of deep learning methodologies, particularly Convolutional Neural Networks (CNN), leveraging medical image features such as computed tomography scans to predict treatment outcomes. More sophisticated investigations have ventured into the integration of multi-modal data, encompassing Radiation Dose Distribution and other clinical information, to enhance the robustness of predictive models. However, this domain has yet to garner widespread attention, and existing studies often neglect the dynamic changes occurring within tumors or organs during treatment, presenting significant limitations on early prediction of treatment effectiveness and accuracy in prognosis.</p> <p>This study aims to address these challenges by constructing a comprehensive post-radiotherapy outcome prediction model over a three-year plan. In the first year, we will focus on predicting outcomes using static data, involving tasks such as data pre-processing, data augmentation, and the design of a 3D CNN model. The second year will witness the incorporation of sequence data from CT and PET scans, encompassing the integration of multi-modal data and the development of a 3D Sequence Processing Model (3DSPM). In the final year, we will employ a Population Graph model to achieve precision classification,</p> |

|      |  |
|------|--|
|      | integrate various multi-modal models, assess the accuracy of survival and local recurrence probabilities, and develop a user-friendly interface for easy accessibility by medical professionals. The outcomes of this study are expected to establish new evaluation standards in the medical field to enhance treatment effectiveness and contribute innovative three-dimensional sequence analysis methods to the field of computer science. |
| 計畫概述 | 請概述執行本計畫之目的及可能產生對人文、社會、經濟、學術發展等面向的預期影響性(三百字以內)。<br>※此部分內容於獲核定補助後將逕予公開  |
|      | <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 發展計算機科學與癌症治療融合議題之研究。</li> <li>2. 提升食道癌的結果預測時間與準確度作為改良放射治療計畫之基準。</li> <li>3. 以多模態、多標籤神經網路預測癌症治療後的副作用與成效。</li> <li>4. 探討放射治療之關鍵因素以提升癌症患者的生活品質。</li> </ol>  |

### 三、研究計畫內容（以中文或英文撰寫）

本研究所使用的病患資料依據輔大醫院人體研究倫理審查委員會(IRB)核准之方式進行索取，IRB 計畫編號：FJUH112323

#### (一) 研究計畫之背景

##### 研究背景

食道癌在全球癌症中位列第八，具有高達 90% 的死亡率，且整體的預後情形仍屬劣勢[1]。由於食道癌的本質為腫瘤成長快速且具有晚期症狀表現，導致診斷延遲以及增加預後困難。食道癌因組織學型態的不同，分成鱗狀上皮癌(Squamous Cell Carcinoma)與腺癌(Adenocarcinoma)。其致癌因素包括抽菸、酒精飲用以及食道弛緩不能症(Achalasia) 等，且風險會隨年齡的增長逐漸上升，尤其在中老年人中更為常見。儘管診斷與治療技術有所改善，以及免疫治療(Immunotherapy)等新穎藥物的加入，但食道癌的五年生存率仍然僅介於 15%到 20%之間[2]。然而，關於食道癌中突破性地研究還是相當稀少，尤其在**個體化治療結果**預測方面尚未受到充分關注。因此，本研究的目標在於建立一全方位的放射治療後結果預測模型，整合靜態、多模態和序列資料，以提高對食道癌患者治療後結果的精確預測。

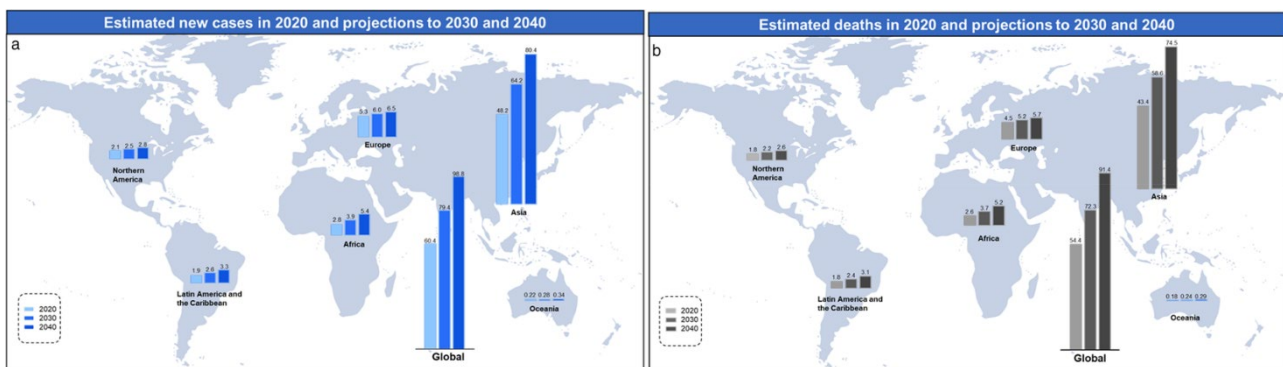


圖 1、食道癌的新案例以及死亡數之估計(單位為萬人)[1]

目前食道癌的治療方法中，約有一半的患者接受放射治療(Radiation Therapy, RT) [3]。這種治療方法之所以被廣泛應用，是因為其能有效定位和清除食道內的癌細胞，特別適合無法進行手術的病例。也因此，局部侵犯食道癌的根治性治療，基本上分為前導性放化療(neoadjuvant CCRT)後接受治療性手術以及直接接受根治性放化療(definitive CCRT)兩大族群，而這些治療模式都須多種檢查與治療互相搭配，如何提早預測相關治療效果以及預測可能副作用為重要議題。

放射治療的基本原理是透過 X 光的能量對細胞的脫氧核糖核酸(Deoxyribonucleic Acid, DNA)進行損傷，或間接產生自由基，從而損害遺傳物質，導致細胞無法再生，進而消除腫瘤細胞[4,5]。放射治療在癌症治療領域已經有巨大的進步，從傳統的每日治療方式，週一至週五給予 1.8 至 3.0 葛雷的劑量，逐漸發展為高度精確的立體定位放射治療(Stereotactic Body Radiation Therapy, SBRT)，使用少次數高劑量 X 光線聚焦於局部腫瘤。雖然食道癌部分目前標準的治療中 SBRT 的角色仍然較少，但是強度調控放射治療(Intensity Modulated Radiation Therapy, IMRT)、弧形調控放射治療(Volumetric Modulated Arc Therapy, VMAT)等技術已常規在本院的食道癌治療中被採用。然而，如前所述，放射治療也伴隨潛在的副作用和因治療時程很長，治療後具有高度不確定性，因此如何準確預測患者的治療結果和潛在毒性成為研究焦點。

放射治療的流程涵蓋了臨床評估、模擬定位(Simulation)、影像勾勒(Contouring)、治療計畫設計(Planning)[6, 7]。在模擬定位階段，多數情況下使用電腦斷層影像(Computed Tomography, CT)，同時需要輔助設備來確保患者在治療過程中的穩定位置。這些影像被用來設計治療計畫，計算治療所需的參數，並將計畫輸入放射治療機器以實施治療。整個過程中，患者必須接觸多種儀器，產生不同類型的資料，**如何有效地整合和利用這些資料以提升治療效果**成為當前研究的主要課題。完成放射治療後，患者需要長期追蹤以評估健康狀況、治療效果以及癌細胞復發或轉移等變數。以食道癌常使用的引導式化放療(Neoadjuvant Chemo-Radiotherapy)為例，一般而言需要 1-2 個月的治療，然後等待一個多月後再檢查與開刀才能確定治療的成效。而後續包括治療相關副作用，手術併發症，原部位復發，遠端轉移等，這過程需要定期進行 CT，內視鏡與正子攝影等檢查，輻射風險再度提升，且有一定侵入性。因此，我們迫切需要一種能夠提早預測治療成效，以及提早得知可能復發與轉移的工具。

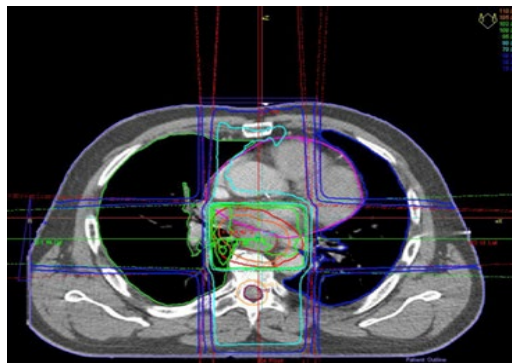


圖 2、食道癌的三維共平面放射治療計畫[5]

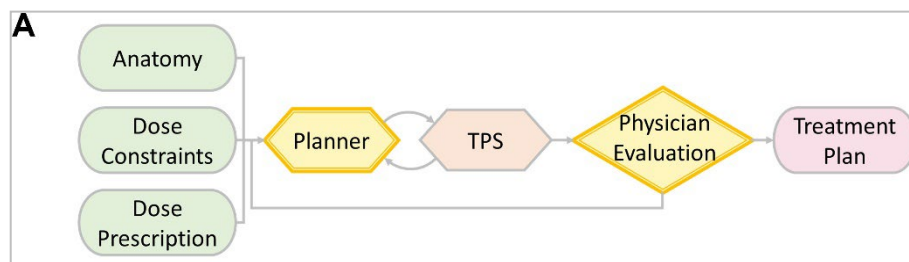


圖 3、制定治療計畫流程圖[6]

雖然絕大多數患者已接受放射治療，但仍有約 38% 的患者在治療結束後可能出現**局部與區域復發**(Local or Local-regional Recurrence, LR)的情況[8]。局部復發指的是腫瘤在原發生的器官或組織中再次出現，其表明癌細胞未被完全根除，此現象可能源於治療劑量不足、腫瘤對治療的耐受性，或未完全清除的癌細胞殘留。此為一種治療失敗的結果，若能早期發現，有可能施以挽救治療(Salvage Treatment)而使病人再度治癒。對於放射治療，除了局部復發之外，**存活率**也是一種的關鍵評估指標。傳統上是根據統計資料提供一、三、五年的存活率參考值，或是使用癌症登記等資料庫做大量但略嫌粗略的研究，但這些方法都缺乏對個體化的分析。因此，本計畫的目標是基於患者的臨床數據、醫學影像和合併治療劑量等因素，利用深度學習技術來最佳化局部復發與存活率的預測結果。

深度學習在放射治療領域有著相當廣泛的應用，透過人工神經網路和大數據的分析，有助於提高治療效果、精確性和效率。這包括常見的任務，如癌症診斷、器官影像切割和劑量預測等。針對不同的問題類型，我們可以使用回歸、分類或語意切割等模型。目前，深度學習已成為放射腫瘤領域中醫師們重要的輔助工具，並隨著新架構的不斷推陳出新，其跨領域的應用也大量擴散。然而，治療後結果預測方面仍然缺乏足夠的研究，特別是基於放射劑量的結果預測。近年來，只有少數論文提出了這

方面的研究[9]，而這些研究主要基於靜態資料，未充分考慮腫瘤和組織變化的特性。故本研究的目標在於充分利用深度學習技術，整合患者的**臨床數據、醫學影像和治療劑量**等因素，以提升對局部復發率與存活率的預測準確度。透過這種個體化的研究方法，我們期望更精確地評估每位患者的治療反應，同時為臨床實踐提供更有效的指導。

先前有許多文獻已經深入討論深度學習在醫療領域的應用，然而將這些技術應用於食道癌治療仍然會面臨一些挑戰。首先是**資料量不足**的問題，由於隱私權的限制，許多研究者僅能使用單一機構的資料進行實驗，這會導致模型出現欠擬合(Underfitting)進而影響預測性能。其次是**資料大小**，處理多模態三維影像需要大量的記憶體空間和強大的運算能力，這對於順利進行模型訓練是不可或缺的條件。若不使用三維資訊，則可能會導致訊息遺失，同時限制模型性能的上限。最後是**序列影像處理**，腫瘤在治療過程中的大小變化具有重要的臨床意義，但由於容量的限制，直接使用現有的序列模型進行高維度資料的分析變得相對困難。

為此，本計畫提出一個**全方位食道癌精準預測模型**，並將其分三年進行研究探討，以解決上述問題。第一年，我們將致力於建立一套基於靜態資料的深度學習預測模型，其包括患者的醫學影像和治療劑量等資訊，目標是提高對食道癌患者治療後結果的預測準確度；第二年，基於第一年之研究成果，進一步發展多模態學習的預測模型，整合不同模式的數據以提供更全面的預測，同時，我們將致力於開發 3D 序列處理模型，以更好地捕捉時間序列中的變化，這對於食道癌的動態變化至關重要；第三年，將專注於建立母體圖分類模型，以更全面地理解患者群體特徵，並將進行系統整合，將不同模型組合成一個統一的框架，以實現更好的預測效果。此外，我們將開發一直觀、使用友好的介面，以確保我們的模型能夠有效地應用於臨床實踐中，並為醫護人員提供實用的工具。

## 相關研究方法

### 一、基於醫學影像

治療反應和結果預測可視為一種分類任務，目前已經有相當多的研究是以病人的醫學影像來預測放射治療後的結果。Bibault 等人[10]在輔助性治療中利用 CT 的影像組學特徵(Radiomics Features)搭配深度神經網路(Deep Neural Network, DNN)來預測完全反應的狀態(如圖 4)，取得了比傳統的線性回歸(Linear Regression, LR)和支撐向量機(Support Vector Machine, SVM)都來得高的準確率。Diamant 等人[11]利用治療前的頭頸部二維 CT 影像(只擷取正中央的切面)建立出基於 CNN 的分類模型，得到了比傳統影像組學更好的預測結果。Jin 等人[12]使用多任務深度學習來預測直腸癌完全反應的狀態，同時利用正子發射斷層掃描(Positron Emission Tomography, PET)的結合血液腫瘤標誌證明了影像融合臨床資料可有效提升準確率。然而他們都有共通的問題是未採用三維資訊，這可能導致訊息的遺失以及限制了模型的上限。



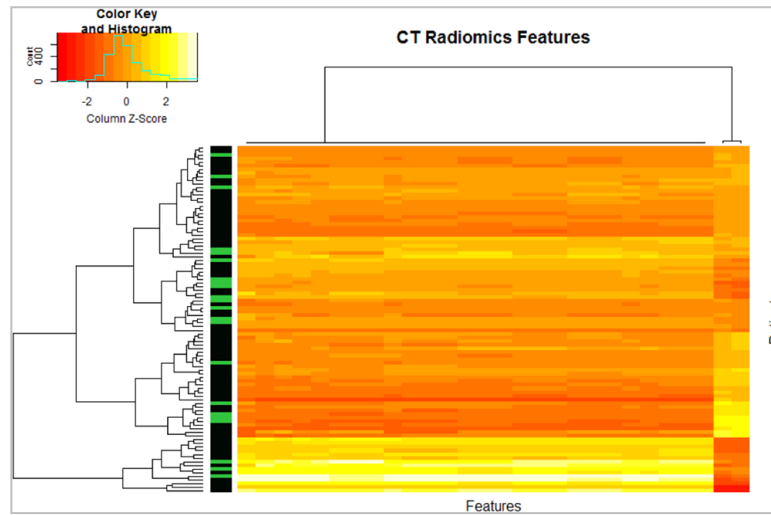


圖 4、基於影像組學特徵的完全反應熱圖[8]

## 二、基於治療劑量

基於劑量-體積直方圖(Dose-Volume Histogram, DVH)的放射治療結果預測模型已經得到相當多的研究[13-16]，然而此資料型態缺少了劑量分布的空間資訊，在推論過程肯定會受到限制，因此基於實體劑量的方法陸續地被提出。Zhen 等人[17]將三維的直腸表面劑量地圖(RSDMs)攤平成二維圖像再利用轉移學習(Transfer Learning)的方式進行訓練，透過微調和交叉驗證的方法提升了毒性預測的表現。Ibragimov 等人[18]首次將三維劑量進行分析，以預先訓練的三維卷積神經網路(3D CNN)作為特徵提取工具，驗證於肝臟癌病人在 SBRT 後的晚期肝膽毒性預測(如圖 5)。文中作者嘗試各種不同的方法來分析劑量計畫、臨床特徵與肝膽毒性之間的關係，最終結論以深度學習的方法將劑量與非劑量資訊結合(CNN + FCNN)可以達到最好的表現，與基於劑量-體積直方圖的模型相比幾乎減少了兩倍的偽陽性率。然而，上述的論文中仍然沒有完全利用解剖影像和治療劑量分布的完整資訊。

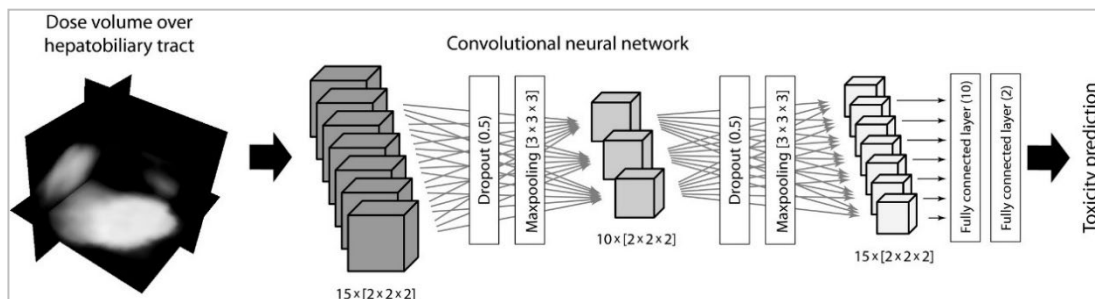


圖 5、應用於肝膽癌毒性預測的 CNN 模型[18]

## 三、醫學影像與治療劑量之結合

在結果預測的領域裡，CT 影像的特徵是最常被採用的參考標記。Men 等人[19]利用三維劑量分布、三維 CT 以及三維腮腺輪廓經過一系列的三維殘差卷積神經網路(3D Residual Convolutional Neural Network, 3D RCNN)得到了口乾症(Xerostomia)的預測結果(如圖 6)，該模型的表現遠超過線性回歸模型。另外作者也嘗試將每一種輸入作排除，發現不考慮輪廓的模型對準確率影響不大。Bin 等人[20]提出了基於劑量與肺通氣影像的肺炎預測模型。肺通氣影像是由 4D CT 提取的呼吸功能特徵圖，作者利用了阿達瑪乘積(Hadamard Product)將此影像與三維劑量資訊作融合，再利用 Convolutional 3D 預先訓練模型做特徵提取及分類。從結果顯示此融合效果在肺炎預測的能力上勝過於單獨資料型態的模型。

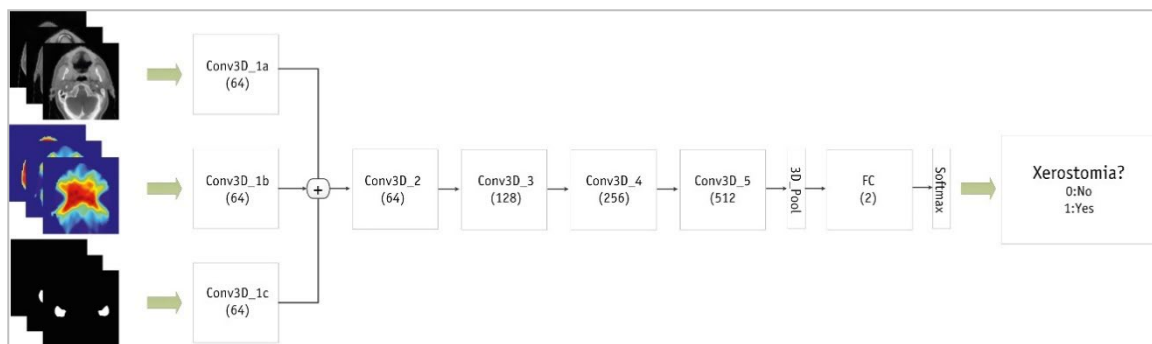


圖 6、口乾症預測流程圖[19]

#### 主持人與計畫相關的回顧

在過去幾年內，本計畫主持人之研究團隊已提出多項基於深度學習之醫學處理方案並發表於國際期刊與會議上。針對放射治療領域，本團隊提出了一個預測**外部束流放射療法**中共面與非共面束流的碰撞/非碰撞配置的軟體模型「CT-Based Collision Prediction Software for External-Beam Radiation Therapy」[21]發表於 Frontiers in Oncology (2021) (如圖 7)。該軟體模型使用 Unity 3D 構建，並對 Elekta Synergy 和 Varian TrueBeam 兩種不同的直線加速器進行驗證。根據 CT 模擬，對受試者的外部表面進行自動輪廓，解決了乳腺癌患者在俯臥乳腺系統的初始設置位置遇到的射線治療機碰撞問題。患者的外部表面和俯臥基座被自動輪廓並匯入軟體，經由推算準確預測了碰撞，並且還有效地估算了為避免碰撞而需要的等中心的向下移位。該軟體模型是第一個能夠僅使用模擬 CT 影像來預測不同加速器的機械碰撞的模型，能有效協助放射腫瘤學家和物理學家適應複雜的身體形狀，更有效地在治療計畫過程中採用非共面的束流設計。

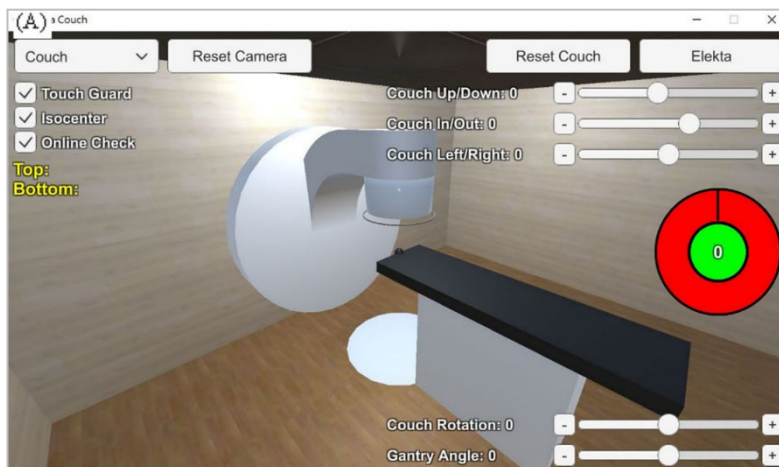


圖 7、幾何劃定的直線加速器模型[21]

此外，我們也提出一種評估臨床環境中影像品質和輻射劑量的新方法「Low cost multifunctional 3D printed image quality and dose verification phantom for an image-guided radiotherapy system」[22]發表於 Plos One (2022) 期刊中。該方法藉由不同的充水和蠟填充的板組成的模擬器，用於**評估 Hounsfield 劑量單位**和進行**一致性檢查**，符合美國放射學院(ACR)對 CT 模擬器和線性加速器(Linear Accelerator, LINAC)的品質保證標準。此研究突顯了這種多功能模擬器的優勢，包括低成本和減少醫學物理師工作量的潛力，在 Elekta Synergy XVI 系統上進行了輻射劑量驗證和影像品質評估的測試，顯示在臨床實



踐中的有效性。此模擬器的高空間分辨率板可實現分辨率高達 5 lp/cm 的測量，滿足影像系統品質保證的要求。

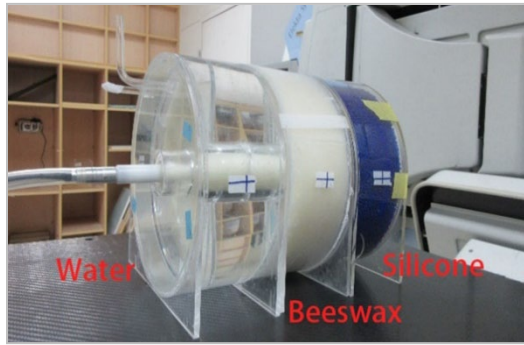


圖 8、劑量驗證裝置[22]

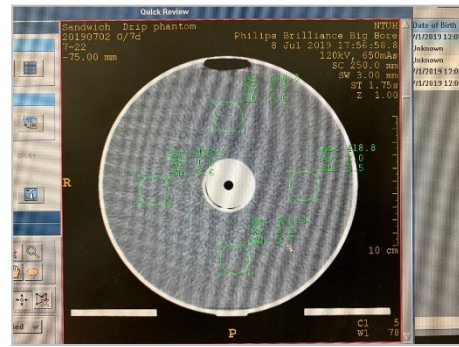


圖 9、水填充板之劑量量測[22]

我們也曾提出高密度金屬植入物的放射治療劑量估算方法「Using Megavoltage Computed Tomography to Estimate Radiotherapy Dose for High-Density Metallic Implants」[23]發表於 IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement (2021)中估算高密度金屬植入物的放射治療劑量(如圖 10)。該研究建立了 MVCT 的影像值密度表(IVDT)，驗證劑量的準確性，展示在水假體中減少對金屬植入物劑量高估的結果。此研究在應對與金屬植入物相關的劑量高估的案例，有效提高放射治療治療計劃的精度。

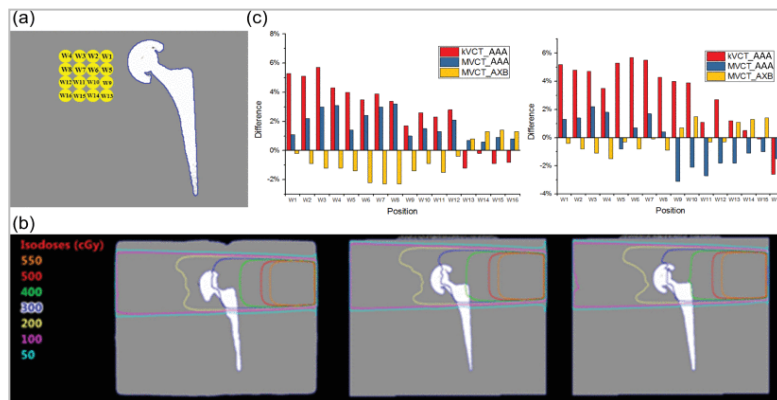


圖 10、水假體中的人工髖關節之劑量量測[23]

資料前處理處理是深度學習領域中最重要的一環，而醫學影像更是需要特別小心處理以確保資料的完整性。本研究團隊在過去也對此領域有充分的研究，同時也發表過不少的論文。在進行醫學影像處理時為了增強像素對比度，有效的做法為對整個影像做直方圖均衡化，但此方法可能造成雜訊放大或產生非預期的紋理的效果。基於這樣的觀察，我們提出了一種新穎的**自適應形態紋理分析(ToMA)**，提取暗部和亮部特徵，並根據圖像**梯度局部均衡特徵直方圖**，使用歸一化特徵圖的加權總和來增強輸入顱骨 X 射線(Skull X-Ray, SXR)(如圖 11)。結果顯示，所提出的 ToMA 相較於先前的方法更好地提高了 SXR 的對比度，同時具有最低的計算複雜度。它還提高了 SXR 在診斷上顎竇炎的價值，平均準確度達到 83.45%。該算法的性能與電腦斷層掃描(CT Scans)相比作為診斷準確性的黃金標準，顯示出作為醫療專業人員寶貴工具的潛力。此方法已發表於「An effective occipitomeatal view enhancement based on adaptive morphological texture analysis」[24]的論文中，刊登於 IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics (2016)。

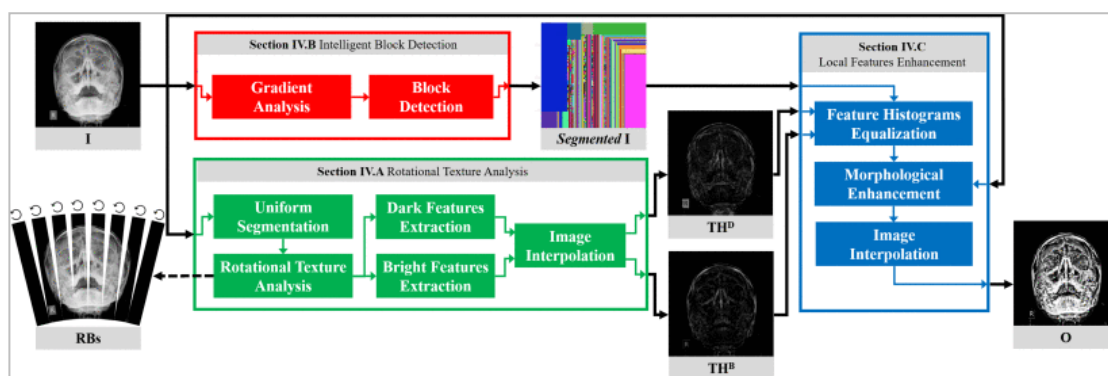


圖 11、SXR 影像對比度增強流程圖[24]

以此項技術為基礎，我們在「Low order adaptive region growing for lung segmentation on plain chest radiographs」[25]發表於 Neurocomputing (2018)中繼續發展了一種新穎的方法，使用結合**基於統計的區域生長**和**自適應圖割技術**的混合方法來從普通胸部 X 射線(Chest X-Ray, CXR)中分割肺區域(如圖 12)。首先，針對增強過後的影像，採用基於區塊的二值化方法提取 CXR 的前景，定位出覆蓋肺部的軀幹區域，而對軟組織區域則使用 Isodata 二值化進行定位。通過數學上組合軀幹遮罩和二值化的 CXR，獨立設計的空間圖像分析生成初步肺部遮罩，減少初步肺部遮罩中的偽陽性和偽陰性像素。為了進一步提高肺部分割的準確性，實施了基於 8 個相鄰塊的區域生長技術，以評估局部區域邊界內的每個像素。此外，所提出的方法還利用最先進的圖割技術，自適應改進生長的肺部遮罩的邊界，特別針對具有細節的像素。結果指出，相比其他最先進的方法，所提出的方法實現了更高的分割準確性，同時降低了計算成本。

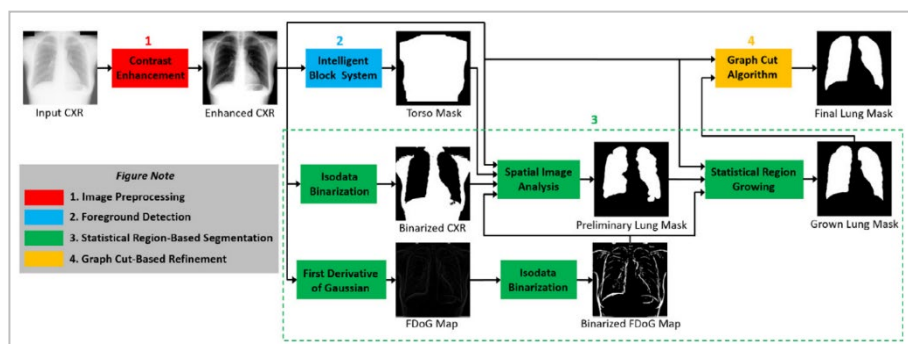


圖 12、CXR 肺部切割流程圖[25]

除了貢獻於傳統醫學影像處理演算法之外，過去我們也有結合深度學習的研究，例如是在「Lung X-ray Segmentation using Deep Convolutional Neural Networks on Contrast-Enhanced Binarized Images」[26]發表於 Mathematics (2020)中提出了一種**自適應預處理**方法，利用基於 CNN 的架構從 CXR 影像中分割肺部區域(如圖 13)。該方法包括對比度增強和圖像二值化步驟，這有助於使訓練更快收斂，並且對於數據的存儲空間需求更小，僅在預測準確性輕微下降，極大地加速了模型的訓練。亦或是在「Hybrid Automatic Lung Segmentation on Chest CT Scans」[27]發表於 IEEE Access (2020)中提出了一種用於**胸部 CT 掃描的肺部分割**的新方法，稱為基於像素的雙掃描連通區域標記-凸包-閉合主曲線方法(PSCCL-CH-CPC) (如圖 14)。此方法包括一個預處理步驟，以提取粗略的肺部輪廓，以及一個精煉步驟，使用改進的主曲線模型和機器學習模型來優化分割結果。所提出的方法實現了最先進的性能，其 Dice 相似性係數(Dice Similarity Coefficient, DSC)高達 98.21%。

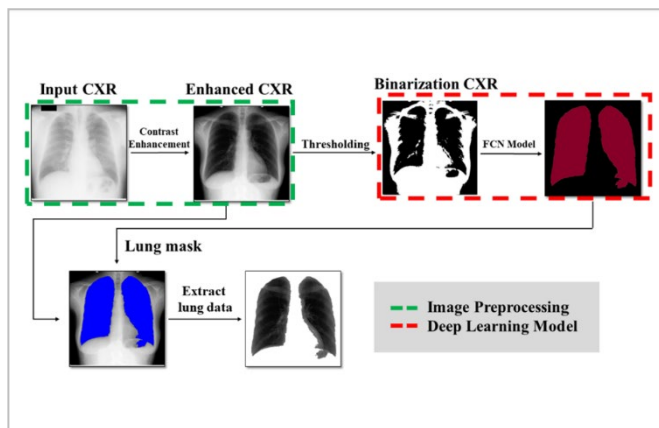


圖 13、CXR 肺部切割流程圖[26]

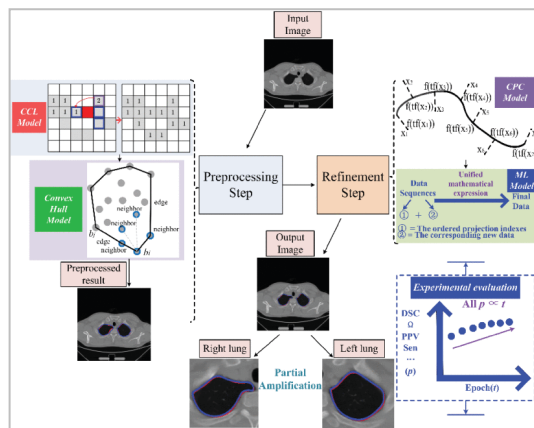


圖 14、CT 肺部切割流程圖[27]

針對**序列資料**的任務，我們在「A 3DCNN-LSTM Hybrid Framework for sEMG-Based Noises Recognition in Exercise」[28]發表於 IEEE Access (2020)中，探討表面肌電圖(Surface Electromyography, sEMG)在運動過程中識別噪音的應用(如圖 15)。該研究引入了一種 **3DCNN-LSTM** 混合框架，以應對在跑步和高強度運動等動態環境中分析 sEMG 信號所面臨的挑戰。研究涉及實驗設置、數據收集和信號處理技術，如短時傅立葉變換(Short-Time Fourier Transform, STFT)，將 sEMG 信號轉換為 3D-頻譜圖。所提出的 3D-LCNN 架構，結合 3D-CNN 和 LSTM，用於序列資料的特徵提取和分類。有效突顯真實 sEMG 信號並減少環境干擾的影響，以提升臨床診斷上的準確率。

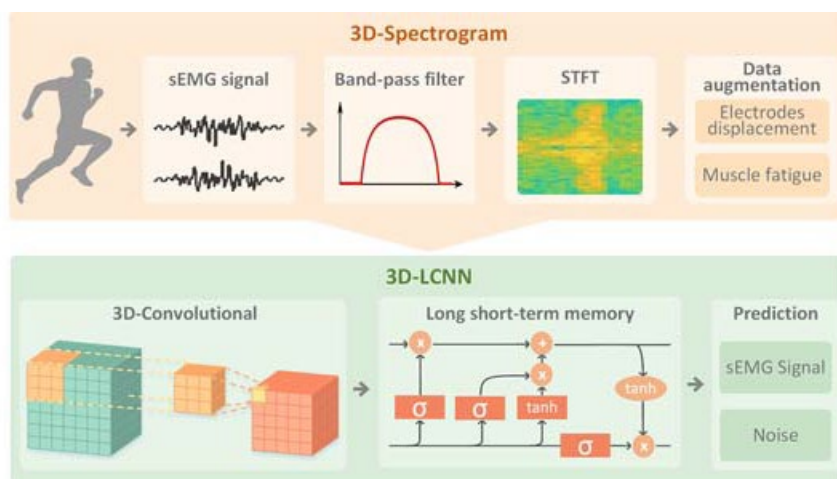


圖 15、基於表面肌電圖之噪音辨識示意圖

針對**轉移學習**，我們提出一種計算機輔助檢測模組進行**上頷竇**的分割，「Transferable Architecture for Segmenting Maxillary Sinuses on Texture-Enhanced Occipitomental View Radiographs」[29]發表於 Mathematics (2020)。該模組包含兩個階段：針對放射學對比度增強的紋理導向形態分析，以及用於在相應增強的頭顱 X 射線上進行上頷竇的語義分割的全卷積網絡。該網路的策略適用於轉移學習的目的，可延伸幫助模型在其他任務上提升訓練效果，以協助診斷鼻旁感染。所提出的方法在改善對比方面優於先前的方法，並已由一組耳鼻喉科醫生進行實際醫學診斷測試。

### 綜合分析探討

綜合上述論文，我們能歸納出數個可能的挑戰與限制。首先，資料的複雜度是一大瓶頸。處理三

維影像需要龐大的記憶體空間，以及龐大而強大的運算單元，這是順利進行訓練的不可或缺的條件，也解釋了實際治療過程中產生多模態影像的現象，但研究者僅專注在單一影像分析的原因，且序列資料的處理更是一項相當困難的任務。其次，資料取得的困難性也是一個相當嚴峻的挑戰。由於道德問題的限制，研究者多半僅能使用單一機構的資料進行實驗，可能導致資料量不足、資料不平衡，進而影響模型的一般化能力。最後，統一的評估標準缺乏也是一大制約。由於不同模型所處理的資料模態、預測目標、問題類型不盡相同，難以找到一個公平的基準來比較它們的優劣。

為此，本計畫提出一個全方位食道癌精準預測模型，並將其分三年進行研究探討，以解決上述問題。第一年，我們將建立深度學習模型，利用患者的醫學影像和治療資訊，提高預測食道癌患者治療後結果的精確度；第二年，基於第一年成果，我們將進一步發展多模態學習模型，整合不同數據模式，同時開發 3D 序列處理模型，更好地捕捉時間序列變化；第三年，我們將建立母體圖分類模型，全面了解患者特徵，同時整合不同模型成統一框架，提升預測效果。我們還將開發直觀、使用友好的界面，確保模型能在臨床中有效應用，為醫護人員提供實用工具。



## (二) 研究方法、進行步驟及執行進度

本計畫「全方位食道癌精準預測模型」，將分三年進行研究探討(如表 1)，分別為基於靜態數據、模態學習的預測模型和 3D 序列處理模型，以及針對人口統計圖，對系統整合和使用者介面開發。

| 第一年：Development of Deep Learning Prognosis Model for Esophageal Cancer Based on Static Data | 第二年：Development of Multi-Modal Learning Based Prognosis Model and 3D Sequence Processing Model | 第三年：Development of Population Graph, System Integration and User Interface |
|---|--|--|
| 醫學影像與臨床資訊之收集與篩選   | 對比學習模型設計與驗證  | 母體圖分類模型之設計與驗證  |
| 資料前處理演算法開發  | 多模態模型之設計與驗證  | 最佳化特徵規劃與消融實驗   |
| 資料增強演算法開發   | 多標籤網路之訓練與優化  | 整合模型之設計與驗證   |
| 三維卷積神經網路(3D CNN)之設計與驗證  | 綜合多層感知器之訓練與優化  | 綜合系統評估與比較  |
| 靜態資料模型之設計與驗證  | 三維序列處理模型(3DSPM)之設計與驗證  | 應用程式使用者介面開發  |

表 1、分年工作項目

### 第一年：Development of Deep Learning Prognosis Model for Esophageal Cancer Based on Static Data

在計畫第一年，我們將進行資料收集和前處理，透過資料增強的方式來減輕資料不足的問題。並且開發三維卷積神經網路(3D CNN)以建構靜態資料模型的基礎以及提供初步的預測能力。

#### 資料收集

資料來自天主教輔仁大學附設醫院放射腫瘤科從 2017 到 2022 年期間治療過追蹤一年以上食道癌的病例，每一筆資料都包含臨床資訊如性別、年齡、組織型態、臨床分期等，以及治療後的醫學報告如局部復發、存活期間等，也包含治療計畫的劑量分布資訊以及治療前、中、後的 CT、PET 影像，皆以三維影像的方式呈現。

訓練與測試的資料將會以八比二的比例進行切分。為了解決樣本不足與資料不平衡的問題，我們會採用資料增強(Data Augmentation)與交叉驗證(K-fold Cross-Validation)的方法來改善。經本院粗略統計，相關可能符合收案數量的個案應有 100 人以上，應有足夠數量病人進行模型建構與分析，然若經分析後相關樣本數量不足，則研究第二年主持人將會利用台大醫院放射腫瘤科兼任主治醫師的身分，進行 IRB 的變更與向台大醫院 IRB 進行申請，納入台大醫院的相關病人數量進行研究，達到大數據的規模。

#### 臨床資料前處理

臨床資訊的前處理方式會根據資料型態採用不同的方法：

##### (1) 數值型態



數值型態的資料將會以 Min-Max Normalization 的方式進行正歸化，假設 $X$ 為原輸入資料， $\hat{X}$ 為正歸化後的結果，正歸化的公式如下：

$$\hat{X}[:, i] = \frac{X[:, i] - \min(X[:, i])}{\max(X[:, i]) - \min(X[:, i])} \quad \text{式 1}$$

經過此運算，輸入數值將會投影到[0,1]的區間，數值等級統一化可以促進模型收斂速度以及增加預測準確率。

## (2) 普通類別型態

輸入資料若為類別型態則會以 One-hot Encoding 的方式進行編碼，其概念如圖下所示：

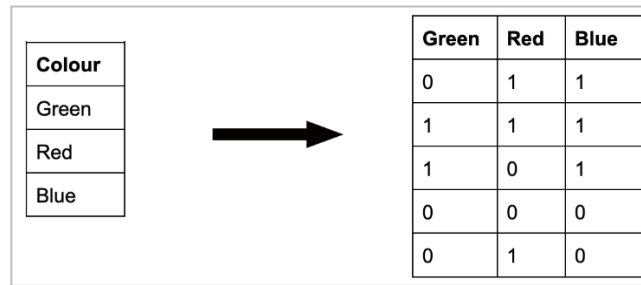


圖 16、One-hot Encoding 示意圖

## (3) 多類別型態

若輸入資料中有某個項目的類別種類過多，為了避免增加維度，我們會採用頻率編碼(Frequency Encoding)的方式進行轉換：

$$\hat{X}[j, i] = \sum_{c=0}^{C-1} \frac{\sum (X[:, i] == CAT_c)}{N} \times (X[j, i] == CAT_c) \quad \text{式 2}$$

其中， $N$  為總資料數量， $C$  為總類別數量，此方法會給予出現較多的類別較大的權重，是一種直覺且有效的特徵轉換，唯一的缺點是不能使用在均勻分布的類別項目，否則會失去資訊的鑑別度。

## 影像資料前處理

### (1) 像素值處理

在三維影像中，CT 與 PET 的像素值會以不同的單位來表示，因此需要進行處理以達到一致的型態，也需要過濾掉不必要的資訊，將值裁減到有意義的範圍：

$$V'[x, y, z] = \begin{cases} R_{min}, & \text{if } V[x, y, z] < R_{min} \\ R_{max}, & \text{if } V[x, y, z] > R_{max} \\ V[x, y, z], & \text{else} \end{cases} \quad \text{式 3}$$

此式中的  $R_{min}$  與  $R_{max}$  為有效像素值的範圍，會依據實際的資料分布來作設定。擷取後的像素也會經過 Min-Max Normalization 的運算來實現正歸化的效果。

三維劑量分布是實際經過器官組織的輻射量，為了保持資訊完整性，我們只會將像素值乘以 Dose Grid Scaling 以取得正確的數值。另外，若劑量的 Voxel Scale 與 CT 影像不同，在通道合併之前我們需要對它進行校準。

## (2) 區塊處理

為了避免資料過大導致記憶體不足而無法訓練，我們必須將多模態影像的維度縮小。首先是對像素值處理後的圖形進行縮小  $N$  倍，接著以治療計畫的 Isocenter 為中心，擷取出一個  $H \times W \times C$  範圍的區塊。這些參數要如何設定是尚待研究的問題，會依據實驗的結果來決定最佳的選擇。

## (3) 資料增強

為了增加模型的一般化能力，我們會使用影像增強的技巧對訓練資料加入一些隨機變量，包含旋轉、位移、縮放以及強度。此外，高斯雜訊(Gaussian Noise)也是常見的一種增強處理方式，它具有常態分布的機率密度函數，可模仿影像設備在成像的過程所產生的雜訊：

$$P(s) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(s-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad \text{式 4}$$

$$\hat{V}[x, y, z] = f_{Aug}(V'[x, y, z]) + s \quad \text{式 5}$$

這些運算會同時套用到的所有的訓練資料以產生強化資料，因此可以視為一種資料產生器。我們也可以利用此產生器來解決資料不平衡的問題，根據訓練目標(或標籤)的分布，計算出每一種輸出情況的比例，再對原輸入資料產生相反比例的強化資料。透過此方法，我們可以讓模型所學習的資料是均勻分布的，避免產生偏差的現象。

## 三維卷積神經網路(3D CNN)

三維卷積神經網路(3D Convolution Neural Network, 3D CNN)是靜態資料模型的主要核心，可以透過訓練來學習抽象的三維特徵，而這些特徵會經過平坦層(Flatten)後提供給分類器進行分類。為了防止梯度消失(Gradient Vanishing)的問題，我們採用殘差區塊(Residual Block)的技巧讓深度神經網路的學習過程更加穩定，達到更好的預測結果。最後，每個殘差區塊的輸出都會經過一個最大池化(Max Pooling) 層以降低特徵維度、減少運算量並且改善過度擬合的現象。

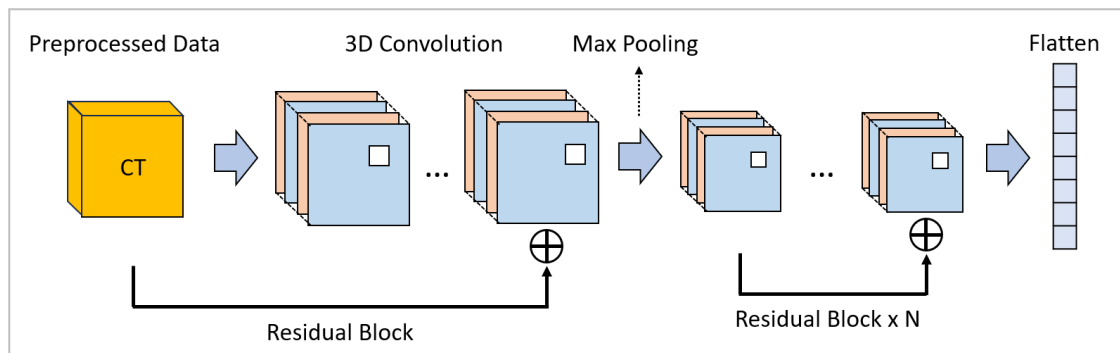


圖 17、三維卷積神經網路(3D CNN)

### 靜態資料模型

為了提取不同資料型態的特徵，我們提出一種端到端的靜態資料模型架構，可以透過學習來改善特徵提取方式並同時預測存活率與局部復發率。3D CNN 是專門處理多模態三維影像的網路，包含 CT、PET 與劑量分布。首先，我們需要將處理好的多模態影像輸入進行合併(Concatenate)。合併的方法則是增加一個維度並將它們排列到新維度中，這樣的做法才可以維持它們之間的空間關係，讓卷積的過程中能夠同時考量物理空間與跨模態的資訊。

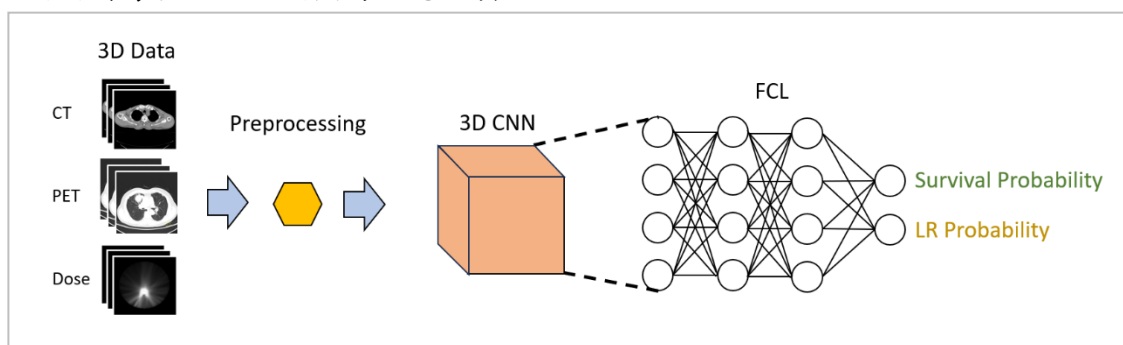


圖 18、靜態資料模型

此模型的輸出是一種多標籤型態，意味著輸出之間不會有特別的約束，因此損失函數需要設定為各類別的二元交叉熵(Binary Cross-Entropy)的平均值。式 6 中的  $N$  為類別數量，在此處為 2， $C$  為一個訓練批次(Batch)的大小， $y_i$  為第  $i$  筆資料的真實標籤， $y'_i$  為該標籤的輸出結果。基於此二元交叉熵的損失函數可以計算出分類結果與實際值之間的差距，不斷優化此損失函數即為模型訓練的核心。

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N BCE(y)_i = \frac{1}{NC} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C [y_j \log(y'_j) + (1 - y_j) \log(1 - y'_j)]_i \quad \text{式 6}$$

## 第二年：Development of Multi-Modal Learning Based Prognosis Model and 3D Sequence Processing Model

在計畫第二年，我們將建立基於多模態資料的預測模型，此模型包含靜態三維資料和臨床數據的整合，以進一步提升模型的準確率。接著將針對 CT 與 PET 影像構建對比學習模型以強化卷積層的能力，同時實現特徵降維以降低下游任務的負擔。最後是開發三維序列處理模型，將不同模態的腫瘤與器官的變化加入考量以增加模型的健全性。

### 多模態資料模型

多模態資料模型是基於靜態資料模型的進階版本，其增加了臨床數據的分析能力(如圖 19)。在前處理完之後，臨床數據會通過一層初始全連接階層(Initial Fully Connected Layers, IFCL)，與常用於分類的全連接階層(Fully Connected Layers, FCL)不同，IFCL 的目的在於增加特徵提取過程的彈性，使得輸入特徵達到更為一致的狀態，減少因為領域差異造成的混淆。接著我們將多模態的特徵合併後輸入給 FCL，如同靜態資料模型的方式進行雙類別的分類。

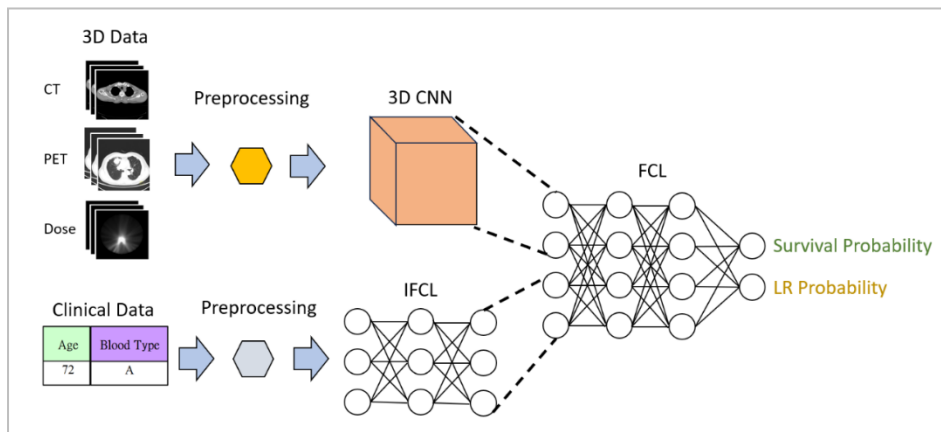


圖 19、多模態資料模型架構

### 對比學習(Contrastive Learning)

對比學習是一種自監督學習的技巧，其目的是讓模型自主學會提取有意義特徵以促進下游的分類任務[30]。在多模態學習的任務中，我們將採用此方法來結合、提取和最小化領域差異。首先，我們使用 3D CNN 從 CT 和 PET 掃描中分別做特徵提取，接著將特徵投影到一個共通的淺空間(Latent Space)再應用對比損失函數，以最小化相同患者的 CT 和 PET 掃描之間的距離，同時最大化同一批次中不同患者的 CT 和 PET 掃描之間的距離(如圖 21)。在式 7 中， $L_C$  為對比損失函數， $M$  為批次大小， $S$  為相似性函數，以餘弦相似性為基礎， $z_i^{CT}$  為病人  $i$  的已投影到淺空間的 CT 特徵， $\tau$  為溫度係數，用於調整數值運算的尺度。通過這個訓練過程，模型將有效地學會區分相關特徵，即使在有限的資料集下也能夠實現高性能的效果。

$$L_C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left( -\log \frac{\exp \left( S(z_i^{CT}, z_i^{PET}) \right) / \tau}{\sum_{j \neq i}^M \exp \left( S(z_i^{CT}, z_j^{PET}) \right) / \tau} \right) \quad \text{式 7}$$

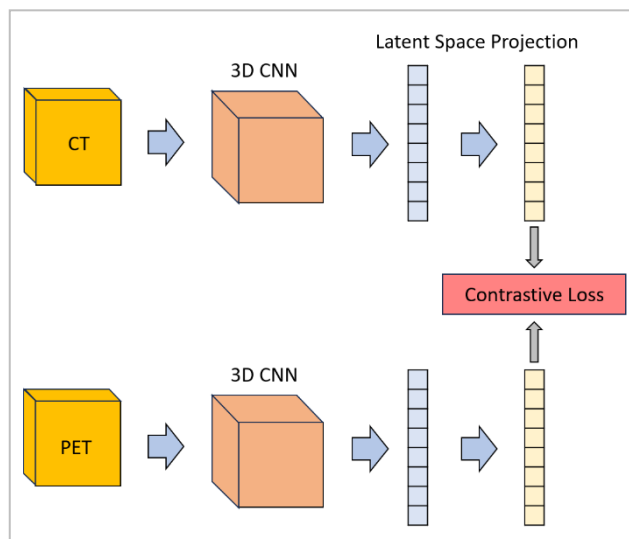


圖 20、以對比學習強化三維卷積神經網路

### 三維序列處理模型(3DSPM)

解剖影像在不同時間點拍攝會有不同的變化(腫瘤大小、器官損傷等)，而這些序列資訊對於治療結果息息相關。因此，我們提出一種新穎的三維序列處理模型(3D Sequence Processing Model, 3DSPM)專門提取醫學序列影像的特徵。此模型的開發與多模態資料模型是獨立的，因此最後還需要一個整合模型才能完全利用所有的資料型態。3DSPM 的輸入也是從資料產生器所取得的，不同的是它沒有劑量分布(非序列資訊)，這些資料會經過對比學習模型得到關鍵的特徵向量(Feature Vector)。不同治療階段的影像會產生對應的特徵向量，而這些向量會經由一組 Transformer[31]網路進行序列分析。Transformer 是一種採用自注意力(Self-Attention)機制的深度學習模型，此機制能夠按輸入資料各部分重要性的不同而分配不同的權重，適合用於有順序性的資料分析。由於我們的特徵向量具有時間先後順序，經過 Transformer 的運算我們得到跨序列注意力向量(Cross-Sequence Attention Vectors)，這些向量可視為考慮周全的特徵，因此只要將它們合併即可搭配分類網路進行分類。

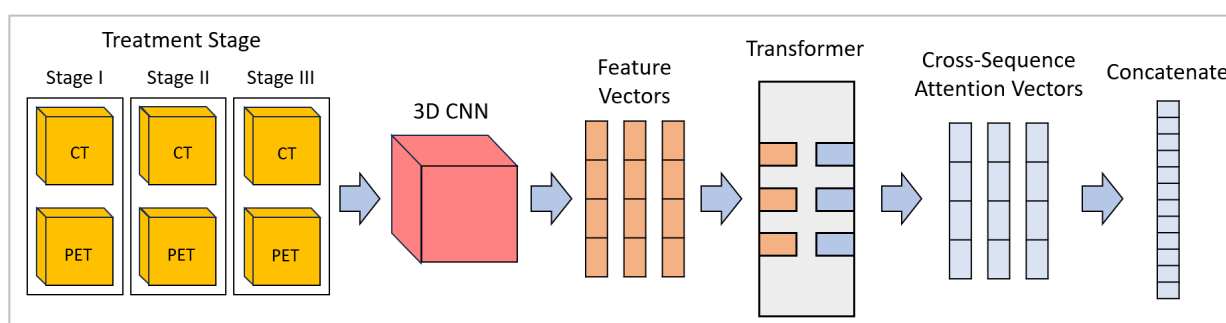


圖 21、三維序列處理模型(3DSPM)

### 第三年：Development of Population Graph, System Integration and User Interface

在計畫最後一年，我們將致力於開發母體圖分類模型以探討最佳的特徵組合，同時減輕資料不足所帶來的劣勢。透過此模型，我們能夠將多模態與序列資料做整合，以得到更全面的預測結果。隨後我們將對結果進行評估、驗證和分析，最終建立一個使用者友好的介面，使醫護人員能夠輕鬆應用。



## 母體圖分類模型

除了傳統的 SVM 及 FCL 之外，特徵向量還可以套用於母體圖(Population Graph)分類模型[32]。其概念為將病人的特徵視為圖的節點(Nodes)，不同病人之間的特徵相似性視為邊緣(Edges)來建立出一種圖的資料結構。此母體圖中的每個邊緣權重的定義如下：

$$W_{i,j}^{edge} = \begin{cases} r(u_i, u_j), & \text{if } r(u_i, u_j) \geq \theta \\ 0, & \text{if } r(u_i, u_j) < \theta \end{cases} \quad \text{式 8}$$

其中， $W_{i,j}^{edge}$  為節點(或病人)  $i$  與  $j$  之間的邊緣權重， $r$  為相似性函數， $u_i$  為病人  $i$  的某個特定特徵， $\theta$  為臨界常數。利用此方法從已知的資料庫中建構出圖，再利用圖神經網路(Graph Neural Network, GNN)對每個病人進行分類，如此一來就可以讓分類模型額外考量全域特徵，達到同質性和異質性整合的效果，進而提升分類準確率。

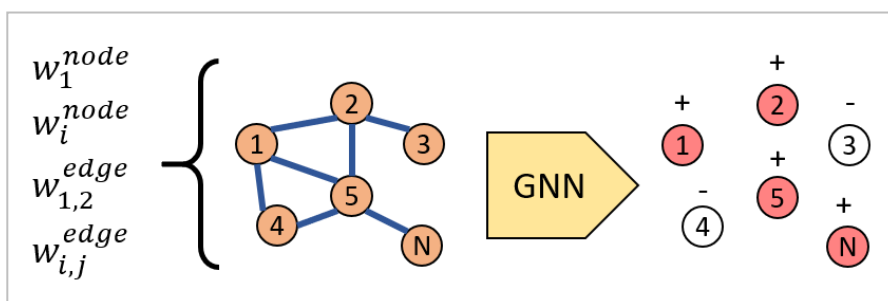


圖 22、母體圖分類模型

## 整合模型

整合模型的目的是將多模態醫學影像模型與三維序列處理模型進行合併，以得到更好的預測準確率。整合的方法為保持每一個特徵提取網路的權重，將提取後的特徵向量輸入到母體圖模型進行訓練。由於使用不同的特徵向量作為母體圖中的邊緣或節點都會有不同的結果，因此這個過程需要大量的實驗以得到最佳的特徵組合。

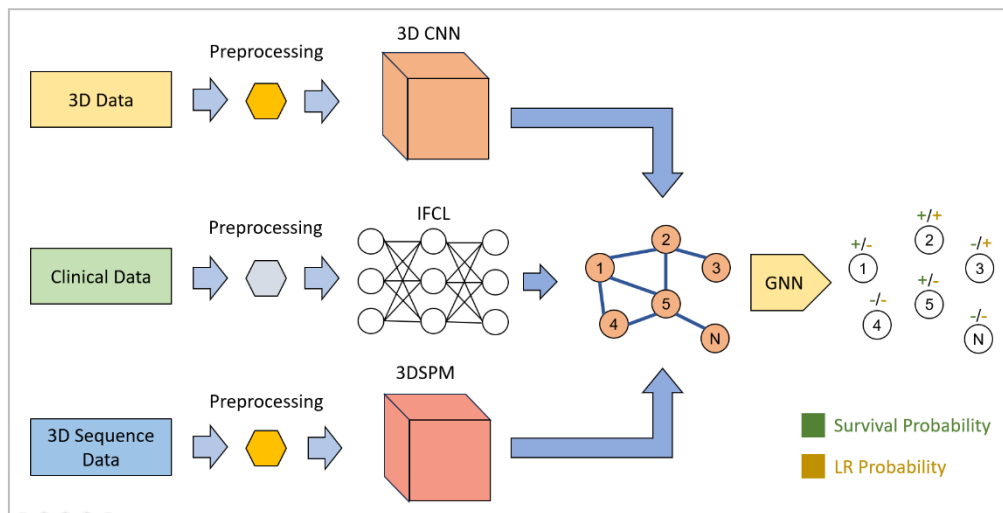


圖 23、整合模型架構

### 評估驗證

為了評估模型的準確性，我們必須在測試資料集上進行驗證，而評估得方法是計算出預測結果的曲線下面積(Area Under Curve, AUC)。AUC 是指受試者工作特徵曲線(Receiver Operator Characteristic, ROC)曲線下的面積，是一種衡量模型好壞的常用方法。ROC 空間將偽陽性率(FPR)定義為 x 軸，真陽性率(TPR)定義為 y 軸，給定一個二元分類模型和特定的閾值(Threshold)，就能從所有樣本的真實值和預測值計算出一個( $x = \text{FPR}$ ,  $y = \text{TPR}$ )座標點。將同一模型的每個閾值座標都畫在 ROC 空間裡，就成為該模型的 ROC 曲線。而我們的模型目標是同時預測兩個項目，因此會有兩種不同的 AUC 值。另外，我們也會分別比較靜態資料、三維序列處理、預先訓練以及整合模型的表現，以提供一個最客觀的研究成果。

## 執行進度

### 第一年執行甘特圖

| 工作項目 \ 月份       | 1 | 2  | 3  | 4  | 5  | 6  | 7  | 8  | 9  | 10 | 11 | 12  |
|-----------------|---|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|-----|
| 醫學影像與臨床資訊之收集與篩選 |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 資料前處理演算法開發      |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 資料增強演算法開發       |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 三維卷積神經網路之設計與驗證  |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 靜態資料模型之設計與驗證    |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 撰寫專題報告          |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 預計累計研究進度百分比(%)  | 5 | 10 | 15 | 25 | 30 | 40 | 50 | 60 | 70 | 80 | 90 | 100 |

### 第二年執行甘特

| 工作項目 \ 月次      | 1 | 2  | 3  | 4  | 5  | 6  | 7  | 8  | 9  | 10 | 11 | 12  |
|----------------|---|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|-----|
| 多標籤網路之訓練與優化    |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 對比學習模型設計與驗證    |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 多模態模型之設計與驗證    |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 綜合多層感知器之訓練與優化  |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 三維序列處理模型之設計與驗證 |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 撰寫專題報告         |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 預計累計研究進度百分比(%) | 5 | 10 | 15 | 25 | 30 | 40 | 50 | 60 | 70 | 80 | 90 | 100 |

### 第三年執行甘特圖

| 工作項目 \ 月次     | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 |
|---------------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|
| 母體圖分類模型之設計與驗證 |   |   |   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |

|                |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
|----------------|---|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|-----|
| 最佳化特徵規劃與消融實驗   |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 整合模型之設計與驗證     |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 綜合系統評估與比較      |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 應用程式使用者介面開發    |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 撰寫專題報告         |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |     |
| 預計累計研究進度百分比(%) | 5 | 10 | 15 | 25 | 30 | 40 | 50 | 60 | 70 | 80 | 90 | 100 |

### (三) 預期完成之工作項目及成果

#### ● 第一年計畫預計成果 (2024/08-2025/07)

1. 完成「全方位食道癌精準預測模型」第一階段：靜態資料模型網路之設計。
2. 完成資料前處理與增強演算法之設計。
3. 完成三維卷積神經網路之設計以實現初步預測能力。
4. 以靜態資料模型為基礎以繼續發展相關理論模型。

#### ● 第二年計畫預計成果 (2025/08-2026/07)

1. 完成「全方位食道癌精準預測模型」第二階段：多模態學習預後模型以及三維序列處理模型。
2. 完成多模態的對比學習模型之訓練。
3. 以多層感知器分類綜合特徵工程。
4. 完成三維序列處理模型之開發與優化。

#### ● 第三年計畫預計成果 (2026/08-2027/07)

1. 完成「全方位食道癌精準預測模型」第三階段：精準分類整合模型之開發及使用者介面之建立。
2. 完成母體圖分類模型之開發。
3. 完成消融實驗以尋找最佳模型組合。
4. 評估綜合模型推論之存活率、局部復發率的精準度。
5. 建立食道癌結果預測模型之應用程式。

#### ● 參與之工作人員預期可獲之訓練

1. 了解臨床實驗研究倫理、病人隱私等相關議題。
2. 對於醫學影像的處理技術(包含 CT、PET)更加熟練。
3. 了解醫學影像增強的核心技術。
4. 了解最新的神經網路之研究與發展並增加實作經驗。
5. 加強影像處理應用以及實作經驗。
6. 對於科學研究的方法與執行步驟有更深入的體認。
7. 提升人機介面設計能力，整合軟硬體能力。

8. 加強論文架構編排以及撰寫能力。

● **學術研究、國家發展及其他應用方面預期之貢獻**

1. 發展計算機科學與癌症治療融合議題之研究。
2. 提升食道癌的結果預測作為改良放射治療計畫之基準。
3. 以多模態、多標籤神經網路預測癌症治療後的副作用與治療毒性。
4. 探討放射治療之關鍵因素以提升癌症患者的生活品質。

**參考文獻**

- [1] Liu, Chun-Quan, et al. "Epidemiology of esophageal cancer in 2020 and projections to 2030 and 2040." *Thoracic Cancer* 14.1 (2023): 3-11.
- [2] Jaffer A. Ajani et al.. "Esophageal and Esophagogastric Junction Cancers." *NCCN Clinical Practice Guidelines in Oncology* (2023) Version 3.2023
- [3] Baskar, Rajamanickam, et al. "Cancer and radiation therapy: current advances and future directions." *International journal of medical sciences* 9.3 (2012): 193.
- [4] Halperin, Edward C., et al. *Perez & Brady's principles and practice of radiation oncology*. Lippincott Williams & Wilkins, 2019.
- [5] Evans, Elin, and John Staffurth. "Principles of cancer treatment by radiotherapy." *Surgery (Oxford)* 36.3 (2018): 111-116.
- [6] Lou, Feiran, et al. "Esophageal cancer recurrence patterns and implications for surveillance." *Journal of thoracic oncology* 8.12 (2013): 1558-1562.
- [7] Brady, Luther W., H. P. Heilmann, and M. Molls. "New technologies in radiation oncology." Schlegel, W., Bortgeld, T (2006).
- [8] Wang, Chunhao, et al. "Artificial intelligence in radiotherapy treatment planning: present and future." *Technology in cancer research & treatment* 18 (2019): 1533033819873922.
- [9] Appelt, A. L., et al. "Deep learning for radiotherapy outcome prediction using dose data—a review." *Clinical Oncology* 34.2 (2022): e87-e96.
- [10] Bibault, Jean-Emmanuel, et al. "Deep learning and radiomics predict complete response after neo-adjuvant chemoradiation for locally advanced rectal cancer." *Scientific reports* 8.1 (2018): 12611.
- [11] Diamant, André, et al. "Deep learning in head & neck cancer outcome prediction." *Scientific reports* 9.1 (2019): 2764.
- [12] Jin, Cheng, et al. "Predicting treatment response from longitudinal images using multi-task deep learning." *Nature communications* 12.1 (2021): 1851.
- [13] Pella, Andrea, et al. "Use of machine learning methods for prediction of acute toxicity in organs at risk following prostate radiotherapy." *Medical physics* 38.6Part1 (2011): 2859-2867.
- [14] Chan, Shawna T., et al. "Effect of Radiation Doses to the Heart on Survival for Stereotactic Ablative Radiotherapy for Early-stage Non–Small-cell Lung Cancer: An Artificial Neural Network Approach." *Clinical Lung Cancer* 21.2 (2020): 136-144.
- [15] Zhu, Cong, et al. "A novel deep learning model using dosimetric and clinical information for grade 4



- radiotherapy-induced lymphopenia prediction." *Physics in Medicine & Biology* 65.3 (2020): 035014.
- [16] Hu, J., et al. "Improving Dose Volume Histogram (DVH) Based Analysis of Clinical Outcomes Using Modern Statistical Techniques: A Systematic Answer to Multiple Comparisons Concerns." *International Journal of Radiation Oncology, Biology, Physics* 117.2 (2023): S20.
- [17] Zhen, Xin, et al. "Deep convolutional neural network with transfer learning for rectum toxicity prediction in cervical cancer radiotherapy: a feasibility study." *Physics in Medicine & Biology* 62.21 (2017): 8246.
- [18] Ibragimov, Bulat, et al. "Development of deep neural network for individualized hepatobiliary toxicity prediction after liver SBRT." *Medical physics* 45.10 (2018): 4763-4774.
- [19] Men, Kuo, et al. "A deep learning model for predicting xerostomia due to radiation therapy for head and neck squamous cell carcinoma in the RTOG 0522 clinical trial." *International Journal of Radiation Oncology\* Biology\* Physics* 105.2 (2019): 440-447.
- [20] Bin, Liang, et al. "A deep learning-based dual-omics prediction model for radiation pneumonitis." *Medical physics* 48.10 (2021): 6247-6256.
- [21] Wang, Yu-Jen, et al. "CT-based collision prediction software for external-beam radiation therapy." *Frontiers in Oncology* 11 (2021): 617007.
- [22] Wu, Jian-Kuen, et al. "Low cost multifunctional 3D printed image quality and dose verification phantom for an image-guided radiotherapy system." *Plos one* 17.4 (2022): e0266604.
- [23] Yvonne Chiung-Fang Hsu, Hsiao-Ting Lee, Yu-Jen Wang, et al. "Using Megavoltage Computed Tomography to Estimate Radiotherapy Dose for High-Density Metallic Implants." *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 70 (2021): 1-11.
- [24] Peter Chondro, Hao-Chun Hu, Hsuan-Yen Hung, Shin-Yuan Chang, Lieber Po-Hung Li, and Shanq-Jang Ruan, "An effective occipitontal view enhancement based on adaptive morphological texture analysis." *IEEE journal of biomedical and health informatics* 21.4 (2016): 1105-1113.
- [25] Peter Chondro, Chih-Yuan Yao, Shanq-Jang Ruan, Li-Chien Chien, "Low order adaptive region growing for lung segmentation on plain chest radiographs." *Neurocomputing* 275 (2018): 1002-1011.
- [26] Hsin-Jui Chen, Shanq-Jang Ruan, Sha-Wo Huang and Yan-Tsung Peng, "Lung x-ray segmentation using deep convolutional neural networks on contrast-enhanced binarized images." *Mathematics* 8.4 (2020): 545.
- [27] Peng, Tao and Xu, Thomas Canhao and Wang, Yihuai and Zhou, Hailing and Candemir, Sema and Zaki, Wan Mimi Diyana Wan and Ruan, Shanq-Jang, et al. "Hybrid automatic lung segmentation on chest ct scans." *IEEE Access* 8 (2020): 73293-73306.
- [28] Lin, Min-Wen, Shanq-Jang Ruan, and Ya-Wen Tu. "A 3DCNN-LSTM Hybrid framework for sEMG-based noises recognition in exercise." *IEEE Access* 8 (2020): 162982-162988.
- [29] Peter Chondro, Qazi Mazhar ul Haq, Shanq-Jang Ruan and Lieber Po-Hung Li, "Transferable architecture for segmenting maxillary sinuses on texture-enhanced occipitontal view radiographs." *Mathematics* 8.5 (2020): 768.
- [30] Chen, Ting, et al. "A simple framework for contrastive learning of visual representations." *International conference on machine learning*. PMLR, 2020.
- [31] Vaswani, Ashish, et al. "Attention is all you need." *Advances in neural information processing systems*

30 (2017).

- [32] Wei, Yiran, et al. "Multi-modal learning for predicting the genotype of glioma." IEEE Transactions on Medical Imaging (2023).

表 CM03

共 22 頁第 22 頁

## 五、申請補助經費：

- (一) 請將本計畫申請書之第七項(表CM07)、第八項(表CM08)、第九項(表CM09)、第十項(表CM10)、第十一項(表CM11)、第十二項(表CM12\CM12-1)所列費用個別加總後，分別填入「研究人力費」、「耗材、物品、圖書及雜項費用」、「國外學者來臺費用」、「研究設備費」、「國外差旅費-執行國際合作與移地研究」及「國外差旅費-出席國際學術會議」等欄內。
- (二) 管理費為申請機構配合執行本計畫所需之費用，其計算方式係依本會規定核給補助管理費之項目費用總和及各申請機構管理費補助比例計算後直接產生，計畫主持人不須填寫「管理費」欄。
- (三) 依據本會「補助延攬客座科技人才作業要點」規定提出博士級研究人員申請，請依各年度申請之名額填入下表，如於申請時一併提出「補助延攬博士級研究人員員額/人才進用申請書」(表CIF2101、CIF2102)，若計畫核定僅核定名額者應於提出合適人選後，另向本會提出進用申請，經審查通過後，始得進用該名博士級研究人員。
- (四) 申請機構或其他單位(含國內外、大陸地區及港澳)補助項目，請檢附相關證明文件。

金額單位：新臺幣元

| 執行年次<br>補助項目                            |             | 第一年<br>(113年8月<br>~114年7月) | 第二年<br>(114年8月<br>~115年7月) | 第三年<br>(115年8月<br>~116年7月) | 第四年       | 第五年       |
|---|-------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|-----------|-----------|
| <b>業 務 費</b>                            |             | 675,000                    | 675,000                    | 675,000                    |           |           |
| 研究人力費                                   |             | 576,000                    | 576,000                    | 576,000                    |           |           |
| 耗材、物品、圖書及雜項費用                           |             | 99,000                     | 99,000                     | 99,000                     |           |           |
| 國外學者來臺費用                                |             | 0                          | 0                          | 0                          |           |           |
| <b>研 究 設 備 費</b>                        |             | 255,700                    | 275,700                    | 230,700                    |           |           |
| <b>國 外 差 旅 費</b>                        |             | 100,000                    | 100,000                    | 100,000                    |           |           |
| 執行國際合作與移地研究                             |             | 0                          | 0                          | 0                          |           |           |
| 出席國際學術會議                                |             | 100,000                    | 100,000                    | 100,000                    |           |           |
| <b>管 理 費</b>                            |             | 139,605                    | 142,605                    | 135,855                    |           |           |
| <b>合 計</b>                              |             | 1,170,305                  | 1,193,305                  | 1,141,555                  |           |           |
| 博士級研究人員                                 | 國內、外<br>地 區 | 共 0 名                      | 共 0 名                      | 共 0 名                      | 共 _____ 名 | 共 _____ 名 |
|   | 大陸地區        | 共 0 名                      | 共 0 名                      | 共 0 名                      | 共 _____ 名 | 共 _____ 名 |
| 申請機構或其他單位(含國內外、大陸地區及港澳)補助項目(無配合補助項目者免填) |             |                            |                            |                            |           |           |
| 配合單位名稱                                  | 配合補助項目      | 配合補助金額                     | 配合年次                       | 證明文件                       |           |           |
|   |             |                            |                            |                            |           |           |
|   |             |                            |                            |                            |           |           |

## 六、主要研究人力：

(一) 請依照「主持人」、「共同主持人」、「協同研究人員」及「博士級研究人員」等類別之順序分別填寫。

| 類別    | 姓名  | 服務機構/系所           | 職稱   | 在本研究計畫內擔任之具體工作性質、項目及範圍 | *每週平均投入工作時數比率(%) |
|-------|-----|-------------------|------|------------------------|------------------|
| 主持人   | 王裕仁 | 輔仁大學學校財團法人輔仁大學醫學系 | 助理教授 | 研究方向之規劃、實驗監督及臨床驗證之設計   | 20%              |
| 共同主持人 | 阮聖彰 | 國立臺灣科技大學電子工程系     | 教授   | 研究計畫之整體設計、進度管理及學術技術指導  | 20%              |

※ 註：每週平均投入工作時數比率係填寫每人每週平均投入本計畫工作時數佔其每週全部工作時間之比率，以百分比表示（例如：50%即表示該研究人員每週投入本計畫研究工作之時數佔其每週全部工時之百分五十）。

(二) 如依據本會「補助延攬客座科技人才作業要點」規定申請博士級研究人員，請另填表CIF2101及CIF2102(若已有人選者，請務必填註人選姓名，並將其個人資料表(表C301～表C303)併同本計畫書送本會)。

## 七、研究人力費：

- (一) 凡執行計畫所需研究人力費用，均得依本會「補助專題研究計畫研究人力約用注意事項」規定，按所屬機構自訂敘薪標準及職銜，就預估專任、兼任人員或臨時工需求填寫，並請述明該研究人力在本計畫內擔任之具體內容、性質、項目及範圍，以利審查。專任人員不限學歷，包含博士級人員。
- (二) 約用專任人員，請依其於專題研究計畫負責之工作內容，所應具備之專業技能、獨立作業能力、預期績效表現及相關學經歷年資等條件，綜合考量敘薪，並檢附各機構自訂之薪資支給依據，以為本會核定聘用助理經費之參考。
- (三) 請分年列述。

第 1 年

金額單位：新臺幣元

| 類別             | 金額      | 請敘明在本計畫內擔任之具體內容、性質、項目及範圍<br>(如約用專任人員，請簡述其於計畫內所應具備之專業技能、獨立作業能力、預期績效表現及相關學經歷年資等條件) |
|----------------|---------|--|
| 兼任人員(碩士生-學習範疇) | 72,000  | 資料集收集及醫學影像前處理演算法<br>(月支費用 6000.00元 x 12.00月) x 1名                                |
| 兼任人員(碩士生-學習範疇) | 72,000  | 資料整合及資料增強演算法開發<br>(月支費用 6000.00元 x 12.00月) x 1名                                  |
| 兼任人員(碩士生-學習範疇) | 72,000  | 三維卷積神經網路之設計與驗證<br>(月支費用 6000.00元 x 12.00月) x 1名                                  |
| 兼任人員(碩士生-學習範疇) | 72,000  | 神經網路模型訓練及反向傳播演算法優化<br>(月支費用 6000.00元 x 12.00月) x 1名                              |
| 兼任人員(博士生-學習範疇) | 144,000 | 協調整合計畫開發，並撰寫國際論文<br>(月支費用 12000.00元 x 12.00月) x 1名                               |
| 兼任人員(博士生-學習範疇) | 144,000 | 靜態資料模型之總架構設計與驗證<br>(月支費用 12000.00元 x 12.00月) x 1名                                |
| 合計             | 576,000 |  |

第 2 年

金額單位：新臺幣元

| 類別             | 金額      | 請敘明在本計畫內擔任之具體內容、性質、項目及範圍<br>(如約用專任人員，請簡述其於計畫內所應具備之專業技能、獨立作業能力、預期績效表現及相關學經歷年資等條件) |
|----------------|---------|--|
| 兼任人員(碩士生-學習範疇) | 72,000  | 多模態學習模型設計與驗證<br>(月支費用 6000.00元 x 12.00月) x 1名                                    |
| 兼任人員(碩士生-學習範疇) | 72,000  | 多標籤網路之訓練與優化<br>(月支費用 6000.00元 x 12.00月) x 1名                                     |
| 兼任人員(碩士生-學習範疇) | 72,000  | 對比學習模型設計與驗證<br>(月支費用 6000.00元 x 12.00月) x 1名                                     |
| 兼任人員(碩士生-學習範疇) | 72,000  | 綜合多層感知器之訓練與優化<br>(月支費用 6000.00元 x 12.00月) x 1名                                   |
| 兼任人員(博士生-學習範疇) | 144,000 | 協調整合計畫開發，並撰寫國際論文<br>(月支費用 12000.00元 x 12.00月) x 1名                               |



|                |         |  |
|----------------|---------|--|
| 兼任人員(博士生-學習範疇) | 144,000 | 多模態分類模型之總架構設計與驗證<br>(月支費用 12000.00元 x 12.00月) x 1名 |
| 合計             | 576,000 |  |

第 3 年

金額單位：新臺幣元

| 類別             | 金額      | 請敘明在本計畫內擔任之具體內容、性質、項目及範圍<br>(如約用專任人員，請簡述其於計畫內所應具備之專業技能、獨立作業能力、預期績效表現及相關學經歷年資等條件) |
|----------------|---------|--|
| 兼任人員(碩士生-學習範疇) | 72,000  | 三維序列處理模型之設計與驗證<br>(月支費用 6000.00元 x 12.00月) x 1名                                  |
| 兼任人員(碩士生-學習範疇) | 72,000  | 圖分類網路之設計與驗證<br>(月支費用 6000.00元 x 12.00月) x 1名                                     |
| 兼任人員(碩士生-學習範疇) | 72,000  | 最佳化特徵規劃與消融實驗<br>(月支費用 6000.00元 x 12.00月) x 1名                                    |
| 兼任人員(碩士生-學習範疇) | 72,000  | 應用程式使用者介面開發<br>(月支費用 6000.00元 x 12.00月) x 1名                                     |
| 兼任人員(博士生-學習範疇) | 144,000 | 協調整合計畫開發，並撰寫國際論文<br>(月支費用 12000.00元 x 12.00月) x 1名                               |
| 兼任人員(博士生-學習範疇) | 144,000 | 整合模型之總架構設計與驗證<br>(月支費用 12000.00元 x 12.00月) x 1名                                  |
| 合計             | 576,000 |  |

## 八、耗材、物品、圖書及雜項費用：

- (一) 凡執行研究計畫所需之耗材、物品(非屬研究設備者)、圖書及雜項費用，均可填入本表內。
- (二) 說明欄請就該項目之規格、用途等相關資料詳細填寫，以利審查。
- (三) 若申請單位有配合款，請於備註欄註明。
- (四) 請分年列述。

第 1 年

金額單位：新臺幣元

| 項 目 名 稱 | 說 明             | 單 位 | 數 量 | 單 價    | 金 額    | 備 註 |
|---------|-----------------|-----|-----|--------|--------|-----|
| 消耗性器材   | 實驗材料及文具費        |     | 1   | 10,000 | 10,000 |     |
| 印刷費     | 論文影印與打字排版       |     | 1   | 5,000  | 5,000  |     |
| 國內差旅費   | 參加國內研討會及資料收集交通費 |     | 1   | 10,000 | 10,000 |     |
| 資料檢索費   | 研究所需參考資料和書籍     |     | 1   | 10,000 | 10,000 |     |
| 儀器修理費   | 個人電腦、印表機等設備之維修費 |     | 1   | 5,000  | 5,000  |     |
| 保險費     | 出國意外險           |     | 3   | 3,000  | 9,000  |     |
| 電腦使用費   | 國網中心電腦使用費       |     | 1   | 50,000 | 50,000 |     |
| 合 計     |                 |     |     |        | 99,000 |     |

第 2 年

金額單位：新臺幣元

| 項 目 名 稱 | 說 明             | 單 位 | 數 量 | 單 價    | 金 額    | 備 註 |
|---------|-----------------|-----|-----|--------|--------|-----|
| 消耗性器材   | 實驗材料及文具費        |     | 1   | 10,000 | 10,000 |     |
| 印刷費     | 論文影印與打字排版       |     | 1   | 5,000  | 5,000  |     |
| 國內差旅費   | 參加國內研討會及資料收集交通費 |     | 1   | 10,000 | 10,000 |     |
| 資料檢索費   | 研究所需參考資料和書籍     |     | 1   | 10,000 | 10,000 |     |
| 儀器修理費   | 個人電腦、印表機等設備之維修費 |     | 1   | 5,000  | 5,000  |     |
| 保險費     | 出國意外險           |     | 3   | 3,000  | 9,000  |     |
| 論文發表費   | 投稿國際期刊之版面費／出版費用 |     | 1   | 50,000 | 50,000 |     |
| 合 計     |                 |     |     |        | 99,000 |     |

第 3 年

金額單位：新臺幣元

| 項 目 名 稱 | 說 明         | 單 位 | 數 量 | 單 價    | 金 額    | 備 註 |
|---------|-------------|-----|-----|--------|--------|-----|
| 消耗性器材   | 實驗材料及文具費    |     | 1   | 10,000 | 10,000 |     |
| 印刷費     | 論文影印與打字排版   |     | 1   | 5,000  | 5,000  |     |
| 國內差旅費   | 參加國內研討會及資料收 |     | 1   | 10,000 | 10,000 |     |

|       |                 |  |   |        |        |  |
|-------|-----------------|--|---|--------|--------|--|
|       | 集交通費            |  |   |        |        |  |
| 資料檢索費 | 研究所需參考資料和書籍     |  | 1 | 10,000 | 10,000 |  |
| 儀器修理費 | 個人電腦、印表機等設備之維修費 |  | 1 | 5,000  | 5,000  |  |
| 保險費   | 出國意外險           |  | 3 | 3,000  | 9,000  |  |
| 論文發表費 | 投稿國際期刊之版面費／出版費用 |  | 1 | 50,000 | 50,000 |  |
| 合 計   |                 |  |   |        | 99,000 |  |

## 十、研究設備費：

- (一) 凡執行研究計畫所需單價在新臺幣一萬元以上且使用年限在二年以上與研究計畫直接有關之各項設備屬之。各類研究設備金額請於金額欄內分別列出小計金額。
- (二) 購置設備單價在新臺幣二十萬元以上者，須檢附估價單。
- (三) 若申請機構及其他機構有提供配合款，請務必註明提供配合款之機構及金額。
- (四) 儀器設備單價超過新臺幣六十萬元(含)以上者，請詳述本項設備之規格與功能(諸如靈敏度、精確度…等)，其他重要特性與重要附件，以及申購本設備對計畫執行之必要性。本項設備若獲補助，主持人應負維護保養之責，並且在不妨礙個人研究計畫或研究群計畫之工作下，同意提供他人共同使用，以避免設備閒置。
- (五) 計畫主持人執行本項研究計畫，如欲申請購置單價新臺幣壹千萬元(含)以上之大型儀器，請填表CM10-1。該項設備若獲本會核定補助新臺幣壹千萬元(含)以上，則單獨核給一個規劃計畫，主持人須遵守本會大型儀器之管考規定。
- (六) 經本會補助之大型儀器，儀器資訊須公開於本會全球資訊網之跨部會服務平台「貴重儀器開放共同管理平台」(<https://www.nstc.gov.tw/folksonomy/instrument?l=ch>)。
- (七) 請分年列述。

第 1 年

金額單位：新臺幣元

| 類別   | 設備名稱<br>(中文/英文) | 說明                              | 數量 | 單價     | 金額      | 經費來源         |                   |
|------|-----------------|---------------------------------|----|--------|---------|--------------|-------------------|
|      |                 |                                 |    |        |         | 本會補助<br>經費需求 | 提供配合款之機<br>構名稱及金額 |
| 其他設備 | PC個人電腦          | 資料前處理設計<br>/靜態資料模型之<br>建置以及程式撰寫 | 3  | 40,000 | 120,000 | 120,000      |                   |
| 其他設備 | 顯示卡             | 配合個人電腦使用<br>及訓練用之顯示卡            | 2  | 50,000 | 100,000 | 100,000      |                   |
| 其他設備 | 高階液晶顯示器         | 配合個人電腦使用<br>之顯示器                | 3  | 11,900 | 35,700  | 35,700       |                   |
| 合 計  |                 |                                 |    |        | 255,700 | 255,700      |                   |

第 2 年

金額單位：新臺幣元

| 類別   | 設備名稱<br>(中文/英文) | 說明                                      | 數量 | 單價     | 金額      | 經費來源         |                   |
|------|-----------------|---|----|--------|---------|--------------|-------------------|
|      |                 |   |    |        |         | 本會補助<br>經費需求 | 提供配合款之機<br>構名稱及金額 |
| 其他設備 | PC個人電腦          | 深度神經網路的建<br>置以及程式撰寫<br>(多模態與序列資<br>料模型) | 3  | 40,000 | 120,000 | 120,000      |                   |
| 其他設備 | 顯示卡             | 配合個人電腦使用<br>及訓練用之顯示卡                    | 2  | 60,000 | 120,000 | 120,000      |                   |
| 其他設備 | 高階液晶顯示器         | 配合個人電腦使用<br>之顯示器                        | 3  | 11,900 | 35,700  | 35,700       |                   |
| 合 計  |                 |   |    |        | 275,700 | 275,700      |                   |

第 3 年

金額單位：新臺幣元

| 類別 | 設備名稱 | 說明 | 數量 | 單價 | 金額 | 經費來源 |  |
|----|------|----|----|----|----|------|--|
|    |      |    |    |    |    |      |  |

|      | (中文/英文) |                               |   |        |         | 本會補助<br>經費需求 | 提供配合款之機<br>構名稱及金額 |
|------|---------|-------------------------------|---|--------|---------|--------------|-------------------|
| 其他設備 | PC個人電腦  | 深度神經網路的建置以及程式撰寫<br>(母體圖與整合模型) | 3 | 30,000 | 90,000  | 90,000       |                   |
| 其他設備 | 顯示卡     | 配合個人電腦使用<br>及訓練用之顯示卡          | 3 | 35,000 | 105,000 | 105,000      |                   |
| 其他設備 | 高階液晶顯示器 | 配合個人電腦使用<br>之顯示器              | 3 | 11,900 | 35,700  | 35,700       |                   |
| 合 計  |         |                               |   |        | 230,700 | 230,700      |                   |

## 十二、國外差旅費-出席國際學術會議：

- (一) 計畫主持人及參與研究計畫之相關人員參加國際學術會議得申請本項經費。
- (二) 請詳述預定參加國際學術會議之性質、預估經費、天數及地點。
- (三) 機票費、生活費及其他費用之標準，請依照行政院頒布之「國外出差旅費報支要點」規定填列（網址<https://law.dgbas.gov.tw/LawContent.aspx?id=FL017584>）。
- (四) 請詳述計畫主持人近三年參加國外舉辦之國際學術會議論文之發表情形。（包括會議名稱、時間、地點、發表之論文題目、補助機構，及後續收錄於期刊或專書之名稱、卷號、頁數、出版日期）
- (五) 請分年列述。

第 1 年

金額單位：新臺幣元

| 出席國際學術會議   |  |     |         |
|------------|--|-----|---------|
| 出席國際學術會議人數 | 共 1 名  | 金 額 | 100,000 |
| 費用說明       | 會議名稱：歐美或亞太地區相關學術會議<br>機票費：\$50,000<br>註冊費：\$20,000<br>交通費：\$10,000<br>生活費：\$20,000<br>天數：4   |     |         |
| 近三年論文發表情形  | 會議名稱：American Society for Radiation Oncology annual meeting (ASTRO 2023)<br>時間地點：San Diego, USA<br>論文題目：37.Determining the Ideal Time for Implementing Adaptive Radiation Therapy in the Treatment of Non-Small Cell Lung Cancer through the Analysis of Cone-Beam Computed Tomography Images<br><br>會議名稱：IEEE Global Conference on Consumer Electronics (GCCE 2023)<br>時間地點：Nara, Japan, Oct 10~13, 2023<br>論文題目：Towards Smart Manufacturing Using Reinforcement Learning in a Sparse-Rewarded Environment for Through-Hole Technology<br><br>會議名稱：IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW)<br>時間地點：Pingtung, Taiwan, July, 2023<br>論文題目：Developing a Lightweight Model for Lip-reading<br><br>會議名稱：IEEE International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C2023)<br>時間地點：Taichung, Taiwan, 30 June- 3 July, 2023<br>論文題目：Performance Evaluation of Indonesian Language Forced Alignment Using Montreal Forced Aligner<br><br>會議名稱：IEEE 4th Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech)<br>時間地點：Osaka, Japan, Mar 2022<br>論文題目：R-ACE Network for OLED Image Power Saving<br><br>會議名稱：IEEE 4th Global Conference on Life Sciences and |     |         |



|  |  |
|--|--|
|  | Technologies (LifeTech)<br>時間地點：Osaka, Japan, Mar 2022<br>論文題目：Detecting Obstacle in 3D Space using Monocular Camera<br><br>會議名稱：IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW)<br>時間地點：Pingtung, Taiwan, July, 2021<br>論文題目：Efficient Hand Gesture Recognition System based on Computer Vision: An Overview |
|--|--|

第 2 年

金額單位：新臺幣元

| 出席國際學術會議   |  |     |         |
|------------|--|-----|---------|
| 出席國際學術會議人數 | 共 1 名  | 金 額 | 100,000 |
| 費用說明       | 會議名稱：歐美或亞太地區相關學術會議<br>機票費：\$50,000<br>註冊費：\$20,000<br>交通費：\$10,000<br>生活費：\$20,000<br>天數：4   |     |         |
| 近三年論文發表情形  | 會議名稱：American Society for Radiation Oncology annual meeting (ASTRO 2023)<br>時間地點：San Diego, USA<br>論文題目：37.Determining the Ideal Time for Implementing Adaptive Radiation Therapy in the Treatment of Non-Small Cell Lung Cancer through the Analysis of Cone-Beam Computed Tomography Images<br><br>會議名稱：IEEE Global Conference on Consumer Electronics (GCCE 2023)<br>時間地點：Nara, Japan, Oct 10~13, 2023<br>論文題目：Towards Smart Manufacturing Using Reinforcement Learning in a Sparse-Rewarded Environment for Through-Hole Technology<br><br>會議名稱：IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW)<br>時間地點：Pingtung, Taiwan, July, 2023<br>論文題目：Developing a Lightweight Model for Lip-reading<br><br>會議名稱：IEEE International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C2023)<br>時間地點：Taichung, Taiwan, 30 June- 3 July, 2023<br>論文題目：Performance Evaluation of Indonesian Language Forced Alignment Using Montreal Forced Aligner<br><br>會議名稱：IEEE 4th Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech)<br>時間地點：Osaka, Japan, Mar 2022<br>論文題目：R-ACE Network for OLED Image Power Saving<br><br>會議名稱：IEEE 4th Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech) |     |         |

|  |   |
|--|---|
|  | 時間地點：Osaka, Japan, Mar 2022<br>論文題目：Detecting Obstacle in 3D Space using Monocular Camera<br><br>會議名稱：IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW)<br>時間地點：Pingtung, Taiwan, July, 2021<br>論文題目：Efficient Hand Gesture Recognition System based on Computer Vision: An Overview |
|--|---|

第 3 年

金額單位：新臺幣元

| 出席國際學術會議   |   |     |         |
|------------|---|-----|---------|
| 出席國際學術會議人數 | 共 1 名   | 金 額 | 100,000 |
| 費用說明       | 會議名稱：歐美或亞太地區相關學術會議<br>機票費：\$50,000<br>註冊費：\$20,000<br>交通費：\$10,000<br>生活費：\$20,000<br>天數：4  |     |         |
| 近三年論文發表情形  | 會議名稱：American Society for Radiation Oncology annual meeting (ASTRO 2023)<br>時間地點：San Diego, USA<br>論文題目：37.Determining the Ideal Time for Implementing Adaptive Radiation Therapy in the Treatment of Non-Small Cell Lung Cancer through the Analysis of Cone-Beam Computed Tomography Images<br><br>會議名稱：IEEE Global Conference on Consumer Electronics (GCCE 2023)<br>時間地點：Nara, Japan, Oct 10~13, 2023<br>論文題目：Towards Smart Manufacturing Using Reinforcement Learning in a Sparse-Rewarded Environment for Through-Hole Technology<br><br>會議名稱：IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW)<br>時間地點：Pingtung, Taiwan, July, 2023<br>論文題目：Developing a Lightweight Model for Lip-reading<br><br>會議名稱：IEEE International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C2023)<br>時間地點：Taichung, Taiwan, 30 June- 3 July, 2023<br>論文題目：Performance Evaluation of Indonesian Language Forced Alignment Using Montreal Forced Aligner<br><br>會議名稱：IEEE 4th Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech)<br>時間地點：Osaka, Japan, Mar 2022<br>論文題目：R-ACE Network for OLED Image Power Saving<br><br>會議名稱：IEEE 4th Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech)<br>時間地點：Osaka, Japan, Mar 2022 |     |         |

|  |   |
|--|---|
|  | <p>論文題目：Detecting Obstacle in 3D Space using Monocular Camera</p> <p>會議名稱：IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW)</p> <p>時間地點：Pingtung, Taiwan, July, 2021</p> <p>論文題目：Efficient Hand Gesture Recognition System based on Computer Vision: An Overview</p> |
|--|---|

十四、近三年內執行本會之所有計畫

| 計畫名稱<br>(本會補助者請註明編號) | 計畫內擔任之工作 | 起迄年月 | 補助或委託機構 | 執行情形 | 經費總額 |
|----------------------|----------|------|---------|------|------|
|                      |          |      |         |      |      |
| 合 計                  |          |      |         |      | 0    |

# 十六、科技部補助研究計畫涉及臨床試驗之性別分析檢核表：

| 研究人員姓名   | 王裕仁  |  |         |
|--|--|--|---------|
| 任職機關系所   | 輔仁大學醫學系/輔仁大學附設醫院放射腫瘤科                                  | 職稱   | 助理教授/主任 |
| 計畫名稱   | 全方位食道癌精準預測模型   |  |         |
| <p>說明：</p> <p>本年度專題研究計畫若涉及臨床試驗，應填寫「性別分析檢核表」，填寫後請以附件上傳申請系統。</p> |  |  |         |
| 項次   | 項目   | 說明   | 備註      |
| 1  | 本計畫涉及臨床試驗之研究對象。  | 1. 年滿20 歲至90 歲。<br>2. 食道癌病人<br>3. 回溯過往具該診斷接受治癒性治療病人。 | 回溯性分析   |
| 2  | 本計畫預計之收案件數及其性別比例。                                      | 約150人，男女各約50%  |         |
| 3  | 本計畫如未進行性別分析(進行性別統計分析及差異評估)，請說明理由。若已有文獻證明無性別差異，請提供相關資料。 | 本試驗收案之對象並未有針對特定性別作篩選。                                |         |