**前瞻科技研究中心110年度專案研究計畫書**

**一、 綜合資料**

預算單位：新台幣（元）

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **專案代號** | | | |  | |
| **專 案 名 稱** | | **中文：人物關係擷取模型開發之研究** | | | | | | | | | | | | | |
| **英文：Research on Knowledge Graph Modeling Based on Human Relationship Extraction** | | | | | | | | | | | | | |
| **專案執行單位**  **主 持 人** | | **姓 名** | | **張嘉惠** | | | | **專案執行單位**  **共同主持人** | | | **姓 名** | | | |  |
| **單位級職** | | **教授** | | | | **單位級職** | | | |  |
| **專 案 期 程** | | **自 113 年 1 月 1 日 起**  **共 0 年 11 月**  **至 113 年 11 月 30 日 止** | | | | | | | | | | | | | |
| **專 案 歸 屬** | | **( )訊號處理 ( )通訊技術 ( V)資訊網路**  **( )教育訓練 ( )顧問諮詢 ( )其 他** | | | | | | | | | | | | | |
| **研究專案預算** | | **113年度** | | | **11X年度** | | | | **年度** | | | | **年度** | | |
| **研究人力費** | | 459,624 | | |  | | | |  | | | |  | | |
| **研究設備費** | |  | | |  | | | |  | | | |  | | |
| **其 他 費 用** | | 99,726 | | |  | | | |  | | | |  | | |
| **它校管理費(XX%)** | | **0** | | |  | | | |  | | | |  | | |
| **中大管理費（10%）** | | **62,150** | | |  | | | |  | | | |  | | |
| **共 計** | | **621,500** | | |  | | | |  | | | |  | | |
| **付款方式及金額** | | **簽約(30%)：** | | | | **11X年期中審查(30%)：** | | | | | | **11X年期末審查(40%)：** | | | |
| **頭期款(30%)：186,450** | | | | **期中款(30%)：186,450** | | | | | | **期末款(40%)：248,600** | | | |
| **專案管理單位**  **聯 絡 人** | | 蘇順吉 | 國立中央大學前瞻科技研究中心  320桃園市中壢區中大路300號(工程五館C棟3F) | | | | | | | | | TEL:03-4227151ext.57975  FAX:03-4256601 | | | |
| **專案執行單位**  **聯 絡 人** | |  |  | | | | | | | | |  | | | |
| **專案主持人：**  **(簽章) 日期： 年 月 日** | | | | | | | | | | | | | | | |
| **審查確認簽署：** | | | | | | | | | | | | | | | |
| **審 查 委 員** |  | | | | | | | | | | | | | | |
| **需求單位代表** |  | | | | | | **本中心代表** | | |  | | | | | |

**二、 專案說明**

|  |
| --- |
| 1. **摘要**   本計畫旨在基於關係擷取的知識圖譜建模，全面探索中國政商人物之間的關係，以大幅增進國家安全情報收集與分析的能力。政商人物之間的複雜關係對於國安的維護與情報預警至關重要，然而這些關係常散布於大量非結構化文本資料中，如新聞報導、社群媒體等，因此需要運用自然語言處理技術，自動擷取並建構知識圖譜，以解析這些密集而多樣的人物關聯。  在這個計畫中，我們將聚焦於開發高效且精確的政商人物關係擷取模型，專注於從多來源文本中提取實體和關係資訊，並探索及優化實體識別和命名實體連結技術，以確保無遺漏地擷取政商人物的身份、職位、關鍵事件等相關資訊。同時，我們將進一步發展新聞領域的關係擷取方法，著重於捕捉政商人物之間社交網路，提供更詳盡的關聯性洞察。  我們將針對政商人物之間的關係建構一個高效且通用的AI預測模型，以方便未來在遇到相關文本時，可以透過該模型的預測，輔助系統建立一個高品質的知識圖譜。我們將充分運用機器學習和大型語言模型技術，探索文本中的潛在因子，以幫助國安情報機構更深入地理解政商人物之間的關係網路，發現可能的風險因子，進而支援情報分析和風險評估，以迅速做出適切應對措施。  預期的成果將為國家安全情報領域提供極具價值的技術支援，透過自動化的政商人物關係擷取和知識圖譜建構，大幅提高國安單位對於關鍵人物的了解和把握，極大提升情報搜集的效率與精確性，進而強化對潛在風險的預警能力，有效維護國家安全與社會穩定。   1. **計畫內容**   政商人物常在國家重大事務中扮演關鍵角色，其互動關係和利益交流可能對兩岸關係、政策制定、經濟發展和社會穩定等方面產生深遠的影響。然而，政商人物之間的關係往往是隱蔽的、複雜的，散布於大量非結構化的文本資料中，因此需要運用自然語言處理技術，自動擷取並建構知識圖譜，以深入研究這些政商人物之間的相互關聯。藉由深入解析政商人物之間的關係網路，本研究計畫將有助於政策制定者更全面地了解其互動關係對於國家重大決策的影響，提供政策制定和執行的有力依據，並進一步推進相關領域的學術研究和實務應用。  傳統上，針對政商人物之間的關係研究，通常依賴於自行設計神經網路和手動標注資料，例如基於監督式學習的實體識別和關係抽取的循環神經網路(Recurrent Neural Network, RNN)模型。然而，這些方法往往依賴於序列的分段、字義的學習，無法充分捕捉多樣的關係類型和複雜的語義結構，限制了其準確性和擴展性。另外，隨著數據量的增加，傳統方法面臨著效率低下、準確性不足和可擴展性差的問題。  近年來，得益於深度學習和自然語言處理技術的進步，大型語言模型的效能和應用已經取得了顯著的突破，包括自然語言生成、翻譯和多語言交流、對話系統，其中尤以2022年底問世的chatGPT為眾人所驚艷，過去學界專注於專屬模型建置的努力，似乎為OpenAI這家公司所推出的通用模型帶來了全新的視角。不過雖然通用模型已能達到無標記訓練資料(zero-shot)進行文本理解分析，但是成本過高，許多任務仍需小成本的專屬模型的建置。  本委託案主要專注於新聞領域的實體關係擷取，我們將利用先進的大型語言模型技術，進行政商人物關係擷取任務。具體而言，我們將採用基於提示學習(Prompt Learning)和參數高效微調 (Parameter-efficient Fine-tuning, PEFT) 這兩種技術的方法來引導模型進行政商人物關係擷取任務。  Prompt-based Learning主要關注如何設計適當的提示（prompt）來引導模型生成所需的輸出。這些提示可以是短語、問題陳述或完整的指導語句。這一方法在預訓練模型的基礎上，透過設計有針對性的提示來引導模型生成特定類型的文本。prompt有助於模型在特定任務上實現更精確的輸出，幫助避免無意義或不相關的生成結果。  Parameter-efficient Fine-tuning：這種方法著眼於在現有的模型基礎上進行高效微調，以實現特定任務的性能提升。它通常通過調整模型的部分參數，或在有限的訓練數據上進行微調，從而提高模型在特定任務上的效能。好處是可以在有限的計算和數據資源下實現模型性能的提升，避免了從頭開始訓練一個全新的模型。我們將引入適配器(Adapter)、prefix-tuning、LoRa等技術，將其應用於預訓練的大型語言模型中。這將使我們可以在預訓練模型中添加小型的、專門化的適配器，以達到在特定任務上提高模型性能的目的。透過Adapter的使用，我們可以在不對整個模型進行重新訓練的情況下，快速調整模型以適應政商人物關係擷取的任務。  最後，我們可以基於前述的技術之下，開發出預測政商人物之間關係的通用模型，透過該模型的預測結果，可以輔助相關的系統建立一個高品質的政商人物知識圖譜，將擷取的關係資訊整合並以圖形資料庫的方式存儲和管理。透過機器學習和圖形分析技術，可以進一步探索知識圖譜中的潛在模式和洞見，從而幫助政策制定者更深入地理解政商人物之間的關係網絡，揭示其對於國家重大決策的潛在影響。通過自動擷取和建構政商人物的關係，我們能夠更全面地了解政商人物之間的互動關係，有助於政策制定者做出更明智的決策，並增強對於國家重大事務的管控能力。此外，建立大規模的政商人物知識圖譜，將成為未來相關學術研究和實務應用的寶貴資源，進一步推動相關領域的學術發展和技術創新。   1. **國內外相關研究**    1. **中文關係擷取模型設計**   中文自然語言處理與英文在多個層面呈現顯著差異，其中最主要的兩個差異在於斷詞和同義詞的處理。在中文文本中，詞與詞之間並沒有明確的空格或標點來劃分，這使得斷詞成為中文自然語言處理中一個關鍵的挑戰。  相比英文的明確斷詞，中文的詞彙之間沒有明顯的分隔，這使得中文文本的斷詞變得更加困難。中文斷詞的挑戰在於如何確定詞彙的邊界，以及如何處理詞彙組合的多樣性。為了克服這一困難，設計中文關係擷取模型時，常常選用多粒度的嵌入（embedding）方法，以捕捉詞彙的不同層次特徵。以下為專為中文關係擷取所設計的多粒度晶格(multi-granularity lattice)模型[1]的架構圖:    圖1 multi-granularity lattice模型架構圖[1]  總結來說，中文斷詞的挑戰性促使中文關係擷取模型在設計時採用多種粒度的嵌入方法，以更好地處理詞彙的語義信息。這些方法的結合有助於提升模型對中文文本中關係的準確擷取能力，從而使中文自然語言處理更加精確和可靠。   * 1. **基於預訓練模型之中文關係擷取**   在機器學習的領域中，經常會使用預訓練好的模型來幫助開發在特定使用情境下的模型，這些預訓練的模型通常會使用公開的、較廣泛的資料集來當作訓練資料，這些訓練資料因為是未標記的，因此可以省下大量的人力標記成本，在取得上也容易許多。使用預訓練的模型主要有兩個好處，首先因為已經在相似的資料上訓練過了，因此可以很大程度的減少訓練所需時間；再者使用預訓練模型可以減少所需的訓練資料，對於訓練資料不足的情況有很大的幫助，以上兩點在2018年Facebook的論文[2]中以實驗數據證實了這兩項好處。  而在如Bert、GPT等基於Transformer[3]相關的預訓練的模型推出後，迅速引起了廣泛關注。讓模型微調（Fine-tuning）的概念也變得更為重要。模型微調是指在預訓練模型的基礎上，進一步使用特定任務的標記資料進行監督式的訓練，以使模型適應該特定任務的需求。這種方法可以為特定任務量身定制模型，使其在該任務上表現更為卓越。  在中文關係擷取的場景中，這種方法同樣能夠帶來重要的好處。通過使用預訓練的模型，我們可以在中文文本中捕捉到更多的語義信息，從而為中文關係擷取模型提供更豐富的上下文背景。接著，通過將預訓練模型微調到特定的關係擷取任務上，模型能夠更好地理解中文文本中詞彙之間的關係，進而提高擷取關係的準確性和效率。該方法已在2020年IEEE的論文[4]中已實驗數據實證了效果。下圖為使用Bert作為預訓練模型的架構圖及微調後的關係擷取效能指標:    圖2 BERT模型架構[4] 圖3 BERT Fine-tuning的關係擷取效能指標[4]  總而言之，預訓練模型的應用和模型微調的方法在中文關係擷取中同樣能夠帶來許多優勢。這種技術的結合有望為中文自然語言處理的進一步發展提供更多可能性，提升我們對於中文文本中關係的抽取和理解能力。   * 1. **基於chatGPT之中文關係擷取應用**   自ChatGPT於2022年底面世以來，引起了廣泛而熱烈的討論。相關的研究與應用亦隨之大量湧現。得益於ChatGPT在零樣本學習問題上的卓越表現，使得人工智慧領域的學者們得以將眾多傳統上需仰賴大量標記資料的監督式學習任務重新審視，紛紛將ChatGPT納入實驗探究，其中囊括了諸如關係擷取、命名實體類別、事件擷取等任務。  首要提及的是，在2019年，香儂科技於北京發表了一篇論文[8]，將傳統的關係擷取任務巧妙轉化為多輪對話的範疇，由此建立了原先看似相異的任務-–聊天機器人與關係擷取之間的密切聯繫。  而在chatGPT問世後，北京交通大學與阿里巴巴達摩研究院於2023年聯合發表了一項重要研究成果[9]，藉助ChatGPT來設計資訊擷取任務的框架，針對資訊擷取任務進行深入的提示設計與對話流程設計。該研究在眾多中英文公開資料集上進行了得到了不錯的驗證，進一步鞏固了ChatGPT與關係擷取任務之間密切的研究根基。    圖4 使用chatGPT進行資訊擷取任務的架構設計範例[9]  這些研究努力不僅豐富了人工智慧與自然語言處理領域的學術研究，更在關係擷取任務上開拓了新的境界。這種結合ChatGPT的方法不僅擴展了對關係擷取的理解，更在實踐中展現了顯著的潛力。透過深入的研究，我們不難發現ChatGPT在處理複雜的語境下，尤其是關係和連結之間的語義關聯時，展現出了引人注目的效能。   1. **背景知識 - 大型語言模型的Parameter-Efficient Fine-Tuning(PEFT)**   隨著ChatGPT、GPT4、BLOOM、LLaMA等參數量超過100B的超大型語言模型問世，Fine-tuning模型所需要的資源已經成為一個相當具有挑戰性的議題。在這種情況下，Parameter-Efficient Fine-Tuning（PEFT）應運而生，旨在解決在大型語言模型微調過程中可能產生的資源浪費和效能下降等問題。  PEFT方法強調的是在模型微調時將注意力集中在最具關聯性的參數上，以減少因為微調而引入的過多額外參數，從而保證模型的高效和高性能。在傳統的Fine-tuning中，模型的所有參數通常都會進行微調，這可能導致不必要的計算和記憶體開銷，以及對資源的巨大需求。  PEFT的核心思想是根據特定任務的需求，選擇出影響該任務性能的關鍵參數。這些關鍵參數會參與到微調過程中，而其他非關鍵參數則被凍結，保持其在微調過程中的值不變。這樣一來，模型在微調時只需要專注於影響性能的部分參數，從而減少了計算開銷和內存佔用。以下列出幾種常見的PEFT方法。   * 1. **Adapter Tuning**   由Google再2019年首次提出[5]，他們設計了如圖4所示的Adapter結構，在預訓練模型的不同層級中添加適配器。適配器是一個小型的神經網絡模塊，用於處理特定任務的資訊。將適配器其嵌入Transformer的結構裡面，在微調過程中，保持預訓練模型的大部分參數不變，僅對適配器及其相關參數進行調整。  同時為了保證訓練的高效性（也就是盡可能少的引入更多參數），他們將Adapter設計為圖結構：首先是一個down-project層將高維度特徵映射到低維特徵，然後過一個非線形層之後，再用一個up-project結構將低維特徵映射回原來的高維特徵    圖5 Adapter於Transformer中的架構圖[5] 圖6 Adapter內部架構圖[5]   * 1. **Prefix Tuning**   Prefix Tuning由美國史丹佛大學於2021年提出[6]，與傳統的完全微調方式（Full-finetuning）不同。傳統微調方法會更新模型的所有參數，而Prefix Tuning方法則是在輸入token之前引入一段與任務相關的虛擬token作為前綴（Prefix），並在訓練過程中只更新前綴部分的參數，固定Transformer中其他部分的參數。    圖7 Prefix Tuning架構圖[6]   * 1. **Low-Rank Adaption(LoRA)**   LoRA由微軟於2021年提出[7]，主要目前在改善基於Adapter方法，因為增加模型的深度從而引入了额外的模型推理延遲的問題，儘管Adapter方法在減少額外參數方面表現出色，但同時也帶來了推理速度上的犠牲，這可能在某些實時應用場景下受到限制。  其次，Prompt方法的訓練相對困難，同時還會減少模型可用的序列長度。像Prompt Tuning、Prefix Tuning、P-Tuning等方法，雖然能夠引入特定任務的提示，但也不可避免地降低了模型處理長序列的能力，這可能對於需要處理長文本的任務產生不利影響。  再者，現有PEFT常常在效率和品質之間難以取得平衡，這意味著這些方法的效果可能不如完全微調（full-finetuning）方法。因此，選擇一種合適的微調策略時，需要仔細考慮到所追求的效能和模型性能之間的權衡。  在這種背景下，一些研究者對語言模型的參數進行了探究，發現語言模型雖然具有大量參數，但其關鍵作用往往體現在低秩(Low-Rank)的本質維度上。基於這種觀點，本文提出了Low-Rank Adaption（LoRA）方法，旨在解決現有PEFT方法的局限性。LoRA方法設計了一種特殊結構，針對涉及到矩陣相乘的模塊，引入了A、B兩個低秩矩陣模塊，模擬了完全微調的過程。這相當於僅對於在語言模型中具有關鍵作用的低秩本質維度進行了更新。透過這種方式，LoRA方法能夠在保持高效性的同時，維持模型在關鍵維度上的性能。    圖8 LoRa示意圖[7]  總而言之，現有的PEFT方法在處理效率和模型性能之間的平衡上仍存在挑戰。LoRA方法則基於語言模型的低秩本質維度，提供了一種可能性，以克服這些挑戰，同時在微調過程中引入更少的參數。該方法在改善微調方法的效能和效率之間的關係方面具有潛在價值。   1. **計畫階段**   本計畫的目標將分成三大任務，以全面實現關係擷取任務的模型建構與校調。三個任務會依實驗狀況同步或分別進行:    圖9 計畫任務架構圖   * 1. **任務一:**   將專注於資料蒐集和爬蟲技術的應用，以收集大量相關文本資料。透過爬蟲技術，我們將從多種來源，如新聞網站、社交媒體平台、維基百科等，自動擷取政商人物相關的非結構化文本資料，並進行初步的資料清洗和預處理，確保資料的完整性和可用性。   * 1. **任務二:**   將專注於文字萃取和命名實體類別任務，利用自然語言處理技術從收集的文本資料中提取實體和相關資訊。我們將運用先進的文字萃取技術，以及預訓練的語言模型等，以識別並萃取出政商人物的實體資訊。將實體進行分類和連結，以便在後續的關係擷取階段更精確地識別關係。   * 1. **任務三:**   將專注於開發高效且精確的關係擷取模型。並透過現今大型語言模型微調技術優化特定領域的關係擷取方法，著重於捕捉政商人物之間的社交等關係。利用現今主流的深度學習技術，在大型語言模型的基礎上，透過提示學習、適配器等方式微調模型，使模型成為更加適應專門化的關係擷取模型。並且我們也將對模型進行大規模實驗和評估，以確保擷取結果的準確性和效率。  透過以上三個階段的實施，我們將建立一個專為政商人物關係擷取所設計的語言模型，以輔助提高相關系統的資料準確性，進一步深入探索政商人物之間的關係，以促進相關學術研究和實務應用，並提供有力的技術支援和資訊依據，有助於國家安全情報領域和決策制定的提升。   1. **預期具體研究成果**   本計畫之需求目標，主要如下：  (1) 針對人物關係擷取進行研究，說明具體實驗結果及相關評估指標。  (2) 研究目前大型語言模型，在關係擷取任務上的突破可能。  本計畫之預期成果，將提供研究方法過程中所有研發之原始程式碼，並建構乙套系統雛型以展示相關功能成效，及乙份研究報告，主要內容說明如下：  (1) 提供進行「人物關係擷取模型開發之研究」之軟體需求規格建議及系統建置應內含所需之各項Open Source安裝套件軟體之建議。  (2) 研究大型語言模型在關係擷取任務上改善方式，提供各個方法之間精準度、時間、所需資料量等客觀量化指標差異性比較。  (3) 提供人物關係擷取之效能基準（benchmark）評估，以作為後續硬體設備應用與擴充之參考依據。   1. **期中（末）交付項目**   期中交付項目：  本報告將包含期中進度現況說明，以及所獲得之階段性計畫成果，如： Adapter、Prefix、LoRA等PEFT對於關係擷取效能的評估，現有GitHub公開程式碼測試結果，以及每月進度紀錄。  期末交付項目：   * 期末報告書   本報告將包含計畫全部進度達成狀況及成果之詳實說明，並繳交全部月研討紀錄。   * 成果系統（光碟）   本系統為虛擬機系統，包含本研究過程及可執行之系統程式原始碼（含所需之開源軟體庫安裝套件）   * 技轉教育訓練   本計畫將針對所交付之系統，提供需求單位技轉教育訓練。   1. **參考文獻** 2. Li, Ziran, et al. "Chinese relation extraction with multi-grained information and external linguistic knowledge." Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2019. 3. He, Kaiming, Ross Girshick, and Piotr Dollár. "Rethinking imagenet pre-training." Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019. 4. Vaswani, Ashish, et al. "Attention is all you need." Advances in neural information processing systems 30 (2017). 5. Hou, Jiaqi, et al. "Bert-based chinese relation extraction for public security." IEEE Access 8 (2020): 132367-132375. 6. Houlsby, Neil, et al. "Parameter-efficient transfer learning for NLP." International Conference on Machine Learning. PMLR, 2019. 7. Li, Xiang Lisa, and Percy Liang. "Prefix-tuning: Optimizing continuous prompts for generation." arXiv preprint arXiv:2101.00190 (2021). 8. Hu, Edward J., et al. "Lora: Low-rank adaptation of large language models." arXiv preprint arXiv:2106.09685 (2021). 9. Li, Xiaoya, et al. "Entity-relation extraction as multi-turn question answering." arXiv preprint arXiv:1905.05529 (2019). 10. Wei, Xiang, et al. "Zero-shot information extraction via chatting with chatgpt." *arXiv preprint arXiv:2302.10205* (2023). |
|  |

**三、預定進度甘特圖（Gantt Chart）：**

**第一年度**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **月 次**  **工作項目** | **第**  **1**  **月** | **第**  **2**  **月** | **第**  **3**  **月** | **第**  **4**  **月** | **第**  **5**  **月** | **第**  **6**  **月** | **第**  **7**  **月** | **第**  **8**  **月** | **第**  **9**  **月** | **第**  **10**  **月** | **第**  **11**  **月** | **備 註** |
| **專案需求規格確認** | **■** | **■** |  |  |  |  |  |  |  |  |  | 1.如計畫期程為1月至11月，原則上5月份需辦理期中審查，10月需辦理期末審查。  2.各月研討會議紀錄須併入期中/末報告書內。 |
| **關係圖譜分類之研究** |  | **■** | **■** |  |  |  |  |  |  |  |  |
| **PEFT改善關係擷取研究** |  |  | **■** | **■** |  |  |  |  |  |  |  |
| **期中報告** |  |  |  |  | **■** |  |  |  |  |  |  |
| **資料蒐集及清洗研究** |  |  |  |  | **■** | **■** |  |  |  |  |  |
| **命名實體類別標記研究** |  |  |  |  |  | **■** | **■** |  |  |  |  |
| **關係擷取模型優化研究** |  |  |  |  |  |  | **■** | **■** |  |  |  |
| **系統整合** |  |  |  |  |  |  |  |  | **■** | **■** |  |
| **教育訓練** |  |  |  |  |  |  |  |  |  | **■** |  |
| **期末報告** |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  | **■** |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| **預定進度累計百分比** | **10** | **22** | **34** | **46** | **58** | **70** | **82** | **94** | **97** | **99** | **100** |

**四、研究人力費及分工：**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **類別/級別** | **姓 名** | **工作月數** | **月支酬金** | **小計** | **在本研究計畫內擔任之具體**  **工作性質、項目及範圍** |
| **主持人** | **張嘉惠** | **11** | **15,000** | **165,000** | **進行計畫管理、演算法設計** |
| **兼任碩士研究助理** | **洪閔昭** | **11** | **10,000** | **110,000** | **進行系統設計及開發、文件撰寫** |
| **兼任碩士研究助理** | **葉季儒** | **11** | **8,000** | **88,000** | **進行系統設計及開發、文件撰寫** |
| **兼任碩士研究助理** | **丁仕杰** | **11** | **8,000** | **88,000** | **進行系統設計及開發、文件撰寫** |
|  |  |  |  |  |  |
| **二代健保補充保費** |  |  |  | **8,624** | **主持人：15,000\*1.91%=287(\*11個月=) 3,157元**  **兼任助理：10,000\*1.91%=191(\*11個月=) 2,101元**  **兼任助理二位每位：8,000\*1.91%=153(\*11個月=) 1,683元**  **二代健保補充保費總計 = 3,157+2,101 + 1,683\*2 = 8,624元** |
| **共 計** |  |  |  | 459,624 |  |

**五、研究設備費用：**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **項 目 名 稱** | **說 明** | **單位** | **數量** | **單 價** | **小 計** | **備 註** |
| **新臺幣(元)** | **新臺幣(元)** |
| 無 | 詳細說明擬購置之設備廠牌、型號、規格 |  |  |  |  |  |
| **共 計** |  |  |  |  |  |  |

**六、其他費用：**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **項 目 名 稱** | **說 明** | **單位** | **數量** | **單 價** | **小 計** | **備 註** |
| **新臺幣(元)** | **新臺幣(元)** |
| 耗材性器材 | 執行本計畫研究相關之印表機用紙、文具、碳粉匣、電腦週邊耗材、電池等等 | 批 | 1 | 4,461 | 3,762 |  |
| 雜支 | 執行本計畫研究相關之通訊費(網路費、電話費、郵電費)、會議餐費、資料影印與印刷費等等 | 批 | 2 | 5,000 | 10,000 |  |
| 電腦使用費 | AWS雲端或國網中心計算伺服器租用 | 次 | 4 | 10,000 | 40,000 |  |
| 工讀生 | 計畫報帳、資料標記 | 次 | 6 | 6,000 | 36,000 |  |
| 國內差旅費 | 執行本計畫研究相關之國內差旅所需之交通費、報名費或註冊費 | 次 | 2 | 5,000 | 10,000 |  |
| **共 計** | | | | | **99,726** |  |