

題目名稱：AI 傷口檢測與照護系統**一、摘要**

本研究旨在開發 AI 傷口檢測與照護系統，透過 AI 與 Line Bot 技術監測傷口變化並提供建議。系統整合了傷口分級及護理、傷口面積分析、專家回覆及趨勢圖等功能。傷口分級部份，採用混淆矩陣評估系統準確率，第一次的準確率為 52%，準確率偏低與醫師討論後修改為兩類，一類為手術前：淺二度、深二度、三度，準確率為 76%，另一類為手術後：完整皮膚、癒合傷口、癒合中傷口、有結痂、縫合傷口，準確率為 76%，第二次比第一次的準確率提升了 46%。傷口面積分析是運用影像分割技術分析傷口，接著運用大型語言模型(LLM)回覆護理建議，最後依傷口面積做趨勢圖，本系統能隨時能追蹤傷口變化的情況才不會延誤就醫也可以節省醫療成本。

二、探究題目與動機

在醫療照護中，傷口護理是一項關鍵課題。許多患者因無法正確判斷傷口嚴重程度，導致延遲就醫，甚至引發併發症。根據研究，超過三成慢性傷口患者未能即時處理，造成醫療資源負擔與健康風險。為了解決這個問題，我們希望結合 AI 與 Line Bot 技術，建立一套能自動分級、面積分析、即時回覆並提供護理建議的傷口照護系統。本系統特別適用於行動不變者、長者與偏遠地區居民，有助於減少不必要回診，提升醫療資源可近性，促進全民健康（對應 SDG 3 與 10）。同時透過 AI 創新應用，達成智慧醫療與永續社區的目標（SDG 9 與 11），讓每一位使用者都能在家中獲得專業照護建議，提升生活品質。

三、探究目的與假設

- (一)整理傷口影像(假設一：若使用統一編碼方式整理傷口影像，將能提高 AI 訓練資料的品質與分類效率。)
- (二)建立傷口分級及護理系統(假設二：若 AI 能正確分級傷口種類，則可提供準確且有效的護理建議，減少醫療資源浪費。)
- (三)建置傷口拍照指導語。(假設三：傷口影像經統一編碼整理，有助提升 AI 訓練效果)
- (四)建立傷口面積分析系統。(假設四：使用傷口分割可提升傷口面積分析的效率與精準度。)
- (五)建置專家回覆系統。(假設五：導入 AI 語言模型可即時提供有效的護理建議。)
- (六)建置趨勢圖系統。(假設六：趨勢圖可幫助持續追蹤傷口變化情況。)
- (七)運用 Line Bot 結合以上系統建置完整的傷口系統。(假設七：整合 Line Bot 可提升使用者操作便利性與照護成效。)

四、探究方法與驗證步驟**一、傷口分級及護理系統**

由專業的皮膚科醫師提供病患的照片，醫師告知由於同意書涉及個人資料保護法，資料由醫師授權本研究團隊研究使用。取得傷口的影像後接著進行影像編號和分類：依手術後日期將資料進行編碼數據化，茲說明如下：

(一)編碼方式：

(1)個案編號：使用英文字母排列做為個案編號，例如：AAA。

(2)術後天數：手術後開始計算，當天為 00；術後 1 天為 01 以此類推。

(3)部位：以個案的部位來做編碼。

小結：編碼格式為 AAA_01_部位。

(二)傷口程度分級：

依文獻結果並且詢問醫師傷口的分級，將傷口分級分為手術前與手術後，茲說明如下：

[手術前]淺二度、深二度、三度

[手術後]完整皮膚、癒合傷口、癒合中傷口、有結痂、縫合傷口

二、傷口拍照指導語

傷口拍照指導語乃是詢問專業的皮膚科醫師後，所得的指導語如下：

與傷口間隔 20 公分、勿開閃光燈、拍攝傷口須完整、不要有影子覆蓋為佳

三、傷口面積分析系統

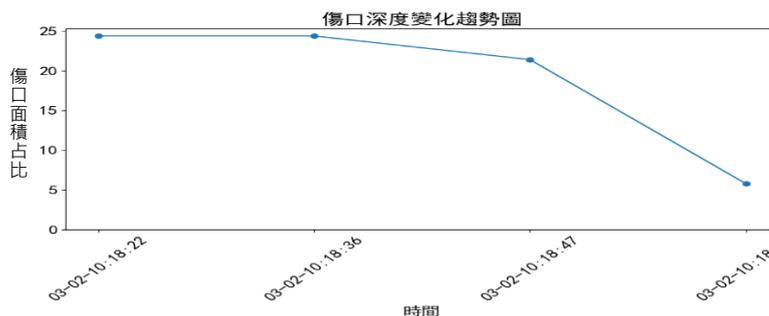
使用 SAM-2。先以人工標記點幾個點提示傷口輪廓，讓 AI 學習框出傷口輪廓，下一張圖讓 AI 嘗試切出傷口區域並算出面積。如果沒有用 SAM-2，我們就要將傷口的輪廓以人工方式一個一個點出來，十分浪費時間，因此我們使用 SAM-2，節省處理 300 多張圖片的時間，讓 AI 迅速標出傷口輪廓，雖然未必精準，但至少符合要求。

四、專家回覆系統

由於在傷口分級及護理的功能除了列出傷口的等級外，也列出醫師告知的不同等級的護理方式，不過當使用者還有傷口的其他問題想諮詢，掛號回診又要花錢也要花時間，故本系統考量到此一問題，於是本研究團隊建置了專家護理回覆系統。專家護理回覆系統使用 mistral 7b 公開大型語言模型(LLM)建構而成，在使用者提出有關於傷口的問題後，針對問題回答適當的答案，節省使用者上網查尋的時間。

五、趨勢圖系統

趨勢圖的設計是依皮膚科專業醫師提出的傷口關鍵期為一至兩週，所以我們的趨勢圖橫軸為時間，縱軸為傷口面積的占比，以提供使用者能天天觀察傷口的變化，以利與醫師共同追縱其傷口的變化狀況。



(圖一 傷口深度變化趨勢圖)

(一)運用 Linebot 結合以上系統建置完整的傷口系統

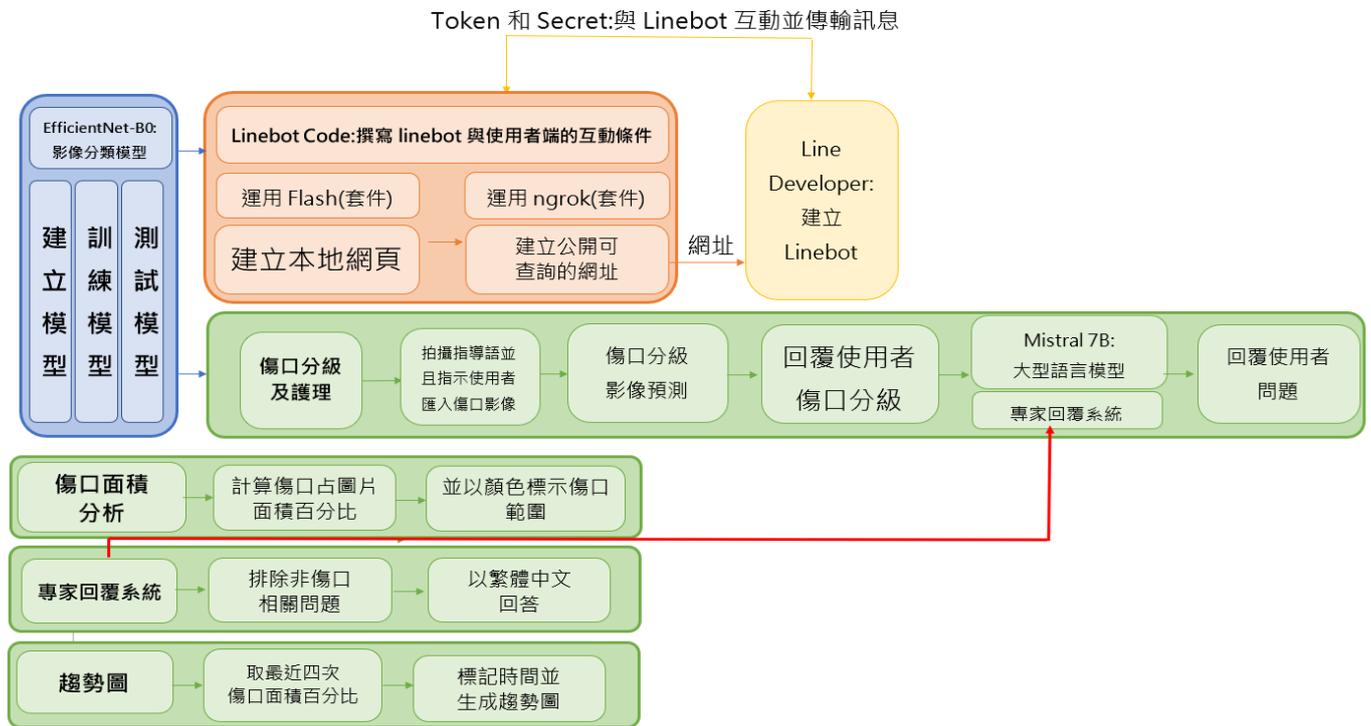
六、運用 Linebot 結合以上系統建置完整的傷口系統

(一)運用 Linebot 結合以上系統建置完整的傷口系統

訂定主題：AI傷口專家系統



(圖二 系統架構圖)



(圖三 系統流程圖)

(二)Line Bot 的功能與界面設計更新

第一代：分為傷口檢測、傷口護理、專家回覆和趨勢圖

第二代：將傷口護理改為連線服務。

第三代：將連線服務改為傷口面積分析。



第一代 第二代 第三代

(圖四 LINEBOT 介面更替圖)

五、結論與生活應用

一、傷口照片編碼方式為個案編號_術後天數_部位。

二、設計介面將傷口護理併入傷口檢測中，增加傷口面積分析；傷口分級分為兩類，一類為「[手術前]淺二度、深二度、三度」，另一類為「[手術後]完整皮膚、癒合傷口、癒合中傷口、有結痂、縫合傷口」。

四、第一次混淆矩陣準確率為 52%，第二次混淆矩陣其準確率皆為 76%，準確率提升了 46%。

五、使用 Line Bot 建置完整系統功能，其功能有傷口分級及護理、傷口面積分析、專家回覆系統與趨勢圖和推播系統等五大項功能，功能完整且系統操作非常簡單及便利。

AI 傷口檢測與照護系統的模型評估準確率分析

(一) 第一次傷口分級的訓練與測試資料的 AI 模型評估準確率之分析如下所示：

表一 第一次傷口分級訓練資料的混淆矩陣表(此表由第二作者製作)

真實 標籤	0	81	2	0	1	0	4
	1	33	50	11	6	0	1
	2	4	2	78	9	0	3
	3	1	0	4	40	0	0
	4	0	0	0	8	28	1
	5	3	1	3	2	2	23
		0	1	2	3	4	5

預測標籤

訓練資料的 AI 模型準確率為 75%

表三 第一次傷口分級測試資料的混淆矩陣表(此表由第二作者製作)

真實 標籤	0	20	2	2	1	0	0
	1	7	13	4	1	4	0
	2	2	6	12	7	1	0
	3	0	1	3	9	0	0
	4	0	0	1	2	4	4
	5	4	2	2	0	0	2
		0	1	2	3	4	5

預測標籤

測試資料的 AI 模型準確率為 52%

(二)第二次傷口分級的訓練與測試資料的 AI 模型評估準確率之分析如下所示：

表四 第二次[手術前]傷口分級訓練資料的混淆矩陣表(此圖由第二作者製作)

真實 標籤	0	114	7	10
	1	24	109	18
	2	35	1	88
		0	1	2
		預測標籤		

訓練資料的 AI 模型準確率為 77%

表五 第二次[手術前]傷口分級測試資料的混淆矩陣表(此圖由第二作者製作)

真實 標籤	0	12	2	0
	1	4	8	3
	2	1	1	9
		0	1	2
		預測標籤		

測試資料的 AI 模型準確率為 76%

(三)第二次手術後傷口分級的訓練資料與測試資料的 AI 模型評估準確率之分析如下所示：

表七 第二次[手術後]傷口分級訓練資料的混淆矩陣表(此圖由第二作者製作)

真實 標籤	0	117	6	2	2
	1	2	20	8	2
	2	1	1	44	3
	3	2	0	1	128
		0	1	2	3
		預測標籤			

訓練資料的 AI 模型準確率為 91%

表九 第二次[手術後]傷口分級測試資料的混淆矩陣表(此圖由第二作者製作)

真實 標籤	0	10	5	1	0
	1	1	1	2	0
	2	1	0	6	0
	3	0	0	0	15
		0	1	2	3
		預測標籤			

測試資料的 AI 模型準確率為 76%

參考資料(本研究共有 29 篇的文獻，礙於篇幅有限，因此呈現重要的文獻共 11 篇)

- Ching-I, M. (2021.05.27). 影像分割 Image Segmentation—語義分割 Semantic Segmentation(1). 網址：<https://medium.com/ching-i/%E5%BD%B1%E5%83%8F%E5%88%86%E5%89%B2-image-segmentation-%E8%AA%9E%E7%BE%A9%E5%88%86%E5%89%B2-semantic-segmentation-1-53a1dde9ed92>
- Hsu, J.-T. (2019). 自動傷口判讀及術後傷口追蹤評估系統. 國立臺灣大學, 電機資訊學院, 生醫電子與資訊學研究所. InfoAI. (2024.02.05). 最佳 AI 模型介紹. 網址：<https://www.infoai.com.tw/blog/best-ai-model>
- NABI. (2024.01.28). U-Net: 深度學習影像分割技術. NABI. 網址：https://nabi.104.com.tw/posts/nabi_post_70b3e48a-2adf-40b6-89f5-fbcf5b93698e
- National Pressure Injury Advisory Panel. (n.d.). *Pressure injury stages*. 網址：https://cdn.ymaws.com/npiap.com/resource/resmgr/online_store/npiap_pressure_injury_stages.pdf
- Segment Anything. (n.d.). 物件分割技術. 網址：<https://segment-anything.com/>
- Tako Analytics. (2024, March 21). Data science: What is confusion matrix? Model evaluation metric. Tako Analytics. 網址：<https://tako-analytics.com/2024-03-21-data-science-what-is-confusion-matrix-model-evaluation-metric>
- [20]Tomohiroliu22. (2024.01.28). 深度學習 Paper 系列 05 - U-Net. Medium. 網址：<https://tomohiroliu22.medium.com/%E6%B7%B1%E5%BA%A6%E5%AD%B8%E7%BF%92paper%E7%B3%BB%E5%88%97-05-u-net-41be7533c934>
- TryTech. (n.d.). 全景分割 (Panoptic Segmentation) 系列文章 Part I：認識全景分割. Medium. 網址：<https://medium.com/trytech/%E5%85%A8%E6%99%AF%E5%88%86%E5%89%B2-panoptic-segmentation-%E7%B3%BB%E5%88%97%E6%96%87%E7%AB%A0-part-%E2%85%B0-%E8%AA%8D%E8%AD%98%E5%85%A8%E6%99%AF%E5%88%86%E5%89%B2-af1aed23b508>
- 安適康 (Anscare). (n.d.). 傷口照護與分類. 網址：<https://www.anscare.tw/tw/knowledge/category/%E5%82%B7%E5%8F%A3%E7%85%A7%E8%AD%B7/%E5%82%B7%E5%8F%A3%E5%88%86%E9%A1%9E>
- 臺大醫院. (2019). 臺大 AI SWAS 智慧術後傷口追蹤系統成果發表. 國立臺灣大學醫學院附設醫院. 網址：https://epaper.ntuh.gov.tw/health/201904/PDF/臺大_AI_SWAS_智慧術後傷口追蹤系統成果發表.pdf
- 聯合報. (2024 年 12 月 7 日). 花慈與 2 校研發 AI 傷口辨識系統 解放護理師雙手提高預後. 聯合新聞網. 取自 <https://udn.com/news/story/7266/8410539>