

逢甲大學學生報告 ePaper

非接觸生命徵象監測的院前急救

輔助系統

A Non-contact Vital Signs Monitoring System for Prehospital Emergency Care

作者：李承恩、胡峰齊、林子敦

系級：自控三乙

學號：D1226521、D1252438、D1226637

開課老師：黃清輝

課程名稱：機器人學

開課系所：自動控制工程學系

開課學年：114 學年度第 1 學期



中文摘要

在緊急事故發生時，報案者常因情緒緊張或缺乏醫療知識而無法完整描述傷患狀況，導致院前急救決策延遲。本研究旨在開發一套智慧化緊急通報與救護輔助系統，以提升院前急救資訊傳遞效率與傷患評估之準確度。系統採用 Web App 架構，使民眾可透過行動裝置即時上傳影像、語音及生理訊號等多種資料。影像部分利用 YOLOv8-seg 模型進行傷口與衣物破損區域辨識；語音資料透過語音轉文字技術並結合大型語言模型分析語音清晰度與患者主訴內容；生理訊號則透過 60 GHz 毫米波雷達感測器 MR60BHA2 進行非接觸式量測，以取得患者之心率與呼吸速率等生命徵象。系統進一步透過 Mamdani 型模糊推論機制整合影像、語音與生命徵象等多模態資訊，依據傷口嚴重度、語音清晰度、主訴風險以及生命徵象狀態進行傷患評估，並將患者狀態分級為立即復甦、危急、緊急、次緊急與非緊急等五種等級。當系統判定為高危險等級時，將即時通知附近具急救資格之人員並同步將相關資訊傳送至救護車端，以協助院前急救人員提早掌握患者狀況並進行醫療資源調度。研究結果顯示，本系統能於事故現場快速取得結構化傷患資訊，並透過模糊推論進行即時傷患評估，具有提升院前急救效率與降低救援延誤風險之潛在應用價值。

關鍵字：生命徵象、院前急救、毫米波雷達、傷患評估、模糊推論

Abstract

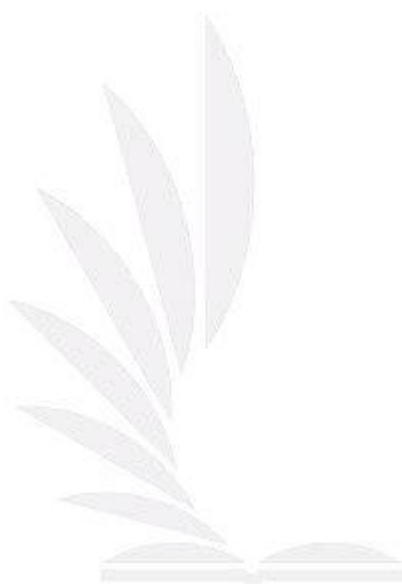
In emergency accidents, callers often cannot clearly describe the condition of injured patients due to panic or lack of medical knowledge. This situation may delay decision-making in prehospital emergency care. Therefore, this study aims to develop an intelligent emergency reporting and rescue assistance system to improve the efficiency of information transmission and the accuracy of injury assessment in prehospital emergency situations. The proposed system is implemented as a Web App architecture, allowing users to upload images, voice recordings, and physiological data through mobile devices in real time. For image analysis, the YOLOv8-seg model is used to detect wounds and damaged clothing regions. Voice data are processed using speech-to-text technology combined with a large language model to analyze speech clarity and patient complaints. Physiological data are obtained through a 60 GHz millimeter-wave radar sensor (MR60BHA2), which performs non-contact measurement to capture vital signs, including heart rate and respiratory rate. The system further integrates multimodal information such as images, speech, and vital signs using a Mamdani-type fuzzy inference mechanism. Based on wound severity, speech clarity, complaint risk level, and vital sign conditions, the system performs injury assessment and classifies patient conditions into five levels: resuscitation, critical, urgent, less urgent, and non-urgent. When a high-risk condition is detected, the system immediately notifies nearby trained responders and simultaneously sends relevant information to ambulance personnel. This enables emergency responders to understand the patient's condition earlier and perform better medical resource allocation. The results indicate that the proposed system can rapidly collect structured patient information at accident scenes and support real-time injury assessment through fuzzy inference. The system has potential to improve the efficiency of prehospital emergency care and reduce delays in emergency response.

Keyword : Fuzzy Inference, Injury Assessment, Millimeter-Wave Radar, Prehospital Emergency Care, Vital Signs

目錄

第一章 研究動機與研究目的.....	7
1.1 研究動機與目的.....	7
1.2 章節安排.....	8
第二章 文獻回顧與探討.....	9
2.1 院前傷患評估研究現況.....	9
2.2 影像分析相關研究.....	9
2.3 聲音清晰度與主訴紀錄於傷患狀態判讀的應用.....	9
2.4 生理訊號監測技術.....	10
2.5 多模態融合技術.....	10
第三章 感測器需求分析與選擇理由.....	11
3.1 院前急救場域之感測需求分析.....	11
3.2 為何選擇毫米波雷達感測器作為非接觸式感測之方案.....	11
3.3 為何必須使用 60 GHz，而非 24 GHz 毫米波雷達.....	11
3.4 為何選用 MR60BHA2 感測器.....	13
第四章 研究方法.....	15
4.1 系統架構與多模態資料來源.....	15
4.2 影像資料分析.....	16
4.2.1 傷口與破損偵測模型：YOLOv8-seg.....	16
4.2.2 影像模糊規則.....	16
4.3 語音資料分析.....	17
4.3.1 清晰度評估.....	17
4.3.2 主訴內容分類與嚴重程度判讀.....	18
4.4 生理訊號分析.....	18
4.5 模糊規則推論系統.....	20

4.5.1 模糊規則.....	20
4.5.2 決策啟動.....	20
第五章 預期結果.....	22
5.1 多模態效能評估指標.....	22
5.2 直觀式視覺化與人機協作介面.....	22
5.3 臨床應用場景與資訊整合.....	23
第六章 結論.....	25
參考文獻.....	26

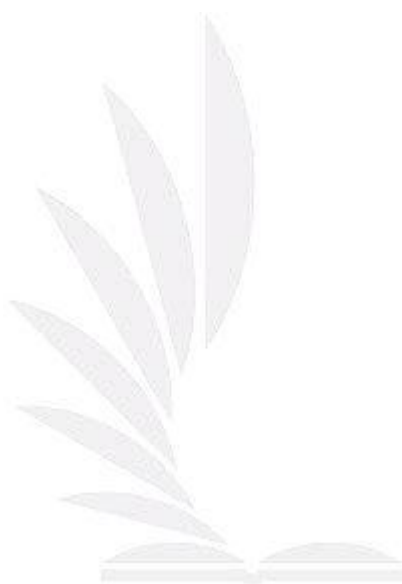


圖目錄

圖 1 民眾遇到困境示意圖	7
圖 2 產品規格摘要圖[12]	13
圖 3 模組外觀與尺寸圖[12]	13
圖 4 MR60BHA2 感測器安裝位置與量測距離示意圖[13].....	13
圖 5 系統流程圖	15
圖 6 (a)傷口面積比例隸屬函數和(b)衣服破損面積比例隸屬函數.....	16
圖 7 語音清晰度隸屬函數圖	17
圖 8 消防機關救護紀錄表	18
圖 9 MR60BHA2 呼吸心跳感測器[12].....	19
圖 10 (a)呼吸速率隸屬函數和(b)心率隸屬函數圖	19
圖 11 受傷嚴重程度圖	23
圖 12 資訊整合介面	24
圖 13 簡易救護紀錄表	24

表目錄

表 1 60 GHz 與 24 GHz 毫米波雷達感測器比較表..... 12



第一章 研究動機與研究目的

1.1 研究動機與目的

在緊急事故發生時，報案民眾往往因情緒緊張、驚慌或缺乏基本醫學知識，導致無法清楚描述傷者狀況，現場資訊往往無法即時且完整地傳遞至救護人員，導致急救決策須於抵達現場後才開始進行，可能延誤關鍵處置時機，如圖 1 所示。根據統計，台灣一年發生超過 39 萬件交通事故，平均每天超過 1000 件，顯示事故發生頻率極高，急救體系長期承受龐大壓力。在事故數量持續增加的情況下，如何在報案第一時間取得正確、結構化且可判讀的傷情資訊，已成為提升急救效率與降低傷亡風險的迫切課題。本專題旨在設計一套智慧化緊急通報與救護輔助系統，透過資訊整合與即時分析機制，協助救護人員提早掌握傷患狀況，以提升緊急救護之效率與成功率。

本系統以 Web App 形式建置，使用者僅需透過支援瀏覽器之裝置即可操作，無須額外安裝軟體，藉此降低系統使用門檻，提升一般民眾與救護相關人員於緊急情境下的操作可行性。系統主要應用對象包含事故現場通報者、救護人員以及後端指揮單位，作為即時資訊交換與決策輔助之平台。

在事故通報後，通報者可依照系統引導，輸入傷患之基本狀況資料，包括可視出血情形、意識與語音反應狀態、主要不適症狀之嚴重程度，以及各項生命徵象 (Vital Signs)。



圖 1 民眾遇到困境示意圖

1.2 章節安排

本文其餘章節之內容安排如下說明：

- **第二章**回顧院前急救評估、影像傷口辨識、語音分析、生理訊號監測及多模態資料融合等相關研究，整理現有技術在院前急救情境中的應用現況與限制，並說明本研究發展多模態智慧急救輔助系統之研究動機與必要性。
- **第三章**分析院前急救場域之感測需求，說明感測器選擇原則，並比較不同非接觸式生命徵象量測技術，進一步說明選擇 60 GHz 毫米波雷達及 MR60BHA2 感測器作為核心生命徵象感測元件之理由。
- **第四章**說明本研究之系統架構與研究方法，包含多模態資料來源設計、影像分析模型 (YOLOv8-seg)、語音清晰度與主訴分析流程、生理訊號處理方法，以及基於 Mamdani 型模糊推論系統之多模態傷情評估機制。
- **第五章**提出系統之預期效能與應用成果，包含各模態技術之性能評估指標、人機協作視覺化介面設計，以及院前急救資訊整合與臨床應用情境之規劃，說明本系統在提升院前急救決策效率與資訊整合能力上的潛在價值。
- **第六章**總結本研究之研究動機、系統設計與多模態分析方法，並綜整系統之預期成果與應用價值，說明本研究對院前急救資訊整合與智慧化決策輔助之貢獻，並提出未來可進一步發展與改善之方向。

第二章 文獻回顧與探討

2.1 院前傷患評估研究現況

緊急事故發生後，搶救生命的關鍵時段極為有限，尤其對於失血性創傷患者而言，若未能在初期即時介入處置，其死亡風險將大幅提高[1]。然而，現行院前現場之傷患分類與資訊回傳流程，多半仰賴紙本紀錄與人工經驗判斷，不僅作業效率受限，亦容易因資訊不完整或人為因素而產生誤差[2-3]。此外，在救護人員抵達現場前，患者生理狀態的即時變化往往缺乏持續監測機制，進一步增加救援延誤的風險。

近年來，深度學習與類神經網路已廣泛應用於醫療影像、語音處理及生理訊號分析等領域，相關研究顯示人工智慧（Artificial Intelligence, AI）具備於災害或大量傷患情境中，即時解析資料、輔助資源調度並提升檢傷分類準確度的潛力[4-5]。然而，現有研究多著重於單一資料模態，或僅在受控的實驗環境下進行驗證，對於院前急救現場之即時整合與實務應用仍相對不足。另一方面，臨床上常用之檢傷工具，如 ESI (Emergency Severity Index) 與 CTAS (Canadian Triage and Acuity Scale)，仍高度依賴醫護人員的主觀判斷，難以滿足自動化與即時化的需求。因此，如何於院前階段有效蒐集、整合並分析多模態資訊，仍為目前急救醫療與相關研究中極待解決的重要議題。

2.2 影像分析相關研究

影像相關技術於外傷判別與出血偵測方面已顯示出高度應用潛力。Tuba 等人透過結合顏色與紋理特徵，並採用支援向量機 (SVM) 分類器進行內視鏡影像之自動化出血偵測；然而，該方法在實際應用時容易受到環境光源變化與雜訊干擾，導致辨識準確度下降[4]。其後，Biswas 等人提出以增強型卷積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN) 結合超像素分割技術，自動辨識傷口區域，其研究結果顯示準確率可達約 90%，突顯深度學習方法在傷口分割與傷勢評估上的優勢[5]。然而，現行多數影像式檢測方法仍侷限於單一感測模態，缺乏多來源資訊整合機制，使其在院前急救等複雜實務場域中的應用仍存在一定限制。

2.3 聲音清晰度與主訴紀錄於傷患狀態判讀的應用

語音訊號可作為反映患者生理功能與神經狀態的重要資訊來源。Le 等人提出一套基於深度神經網路 (Deep Neural Network, DNN) 的模型，用以自動評估失語症患者之語音可懂度[6]；Janbakhshi 等人則採用短時客觀可懂度 (Short-Time

Objective Intelligibility, STOI) 指標，量化分析病理語音之清晰程度[7]；此外，Wu 等人結合注意力機制與卷積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN) 進行語音分類，即使於高雜訊環境下仍能維持良好的辨識效能[8]。上述研究證實語音清晰度分析與自動化語音辨識在技術上具有可行性，並顯示其在推估患者意識狀態及氣道通暢情形上的潛在應用價值。然而，現有相關研究多著重於語音訊號的單一模態分析，對於結合其他生理訊號或影像資訊進行整合判斷的實務應用，仍有待進一步探討。

2.4 生理訊號監測技術

心率 (Heart Rate, HR) 與呼吸速率 (Respiratory Rate, RR) 屬於評估患者生理狀態之核心生命徵象。Ren 等人提出結合雙注意力機制之模型，有效提升 HR 與 RR 估測的準確性[9]；Miao 等人則運用毫米波雷達進行非接觸式呼吸型態量測，並搭配支援向量機 (SVM) 完成呼吸分類任務[10]。相關研究結果顯示，非接觸式生理訊號量測在技術上具備可行性，特別適用於院前急救或高風險環境，可降低接觸式感測器所造成的二次傷害與交叉感染風險。然而，目前多數研究仍以受控實驗條件為主，其在實際臨床與院前急救場域中的穩定性與可靠性，仍有待進一步驗證。

2.5 多模態融合技術

由於單一感測模態往往難以全面反映患者的即時生理與傷情狀態，多模態資料融合逐漸成為醫療智慧系統中的重要研究方向。Metzger 等人整合心率、血壓與影像資訊，建立血管損傷預測模型，研究結果證實多模態架構能有效提升臨床診斷準確度[3]；Purkovic 等人則結合語音與呼吸相關資料進行疾病分類，其融合模型表現明顯優於單一模態方法[11]。儘管上述研究已顯示多模態技術的潛在優勢，現有方法多半仍侷限於理想化實驗環境，對於即時性需求高且環境變動大的院前急救場景，其實務應用與系統驗證仍相對不足。因此，如何建構能於院前現場即時運作的多模態決策系統，仍是當前亟待解決的重要研究課題。

綜合相關文獻可知，現行院前急救雖已有檢傷分類制度，但實務上仍高度仰賴人工判斷與紙本紀錄，難以即時反映患者狀態變化。影像、語音與生理訊號分析分別可提供傷口出血、意識與氣道狀況，以及心率與呼吸等生命徵象資訊，然而多數研究仍侷限於單一模態或受控實驗環境，缺乏院前急救場域中的即時整合應用。因此，發展結合影像、語音與生理訊號的多模態智慧急救輔助系統，並透過具可解釋性的模糊推論進行傷情分級，對提升院前急救決策效率具備重要研究與實務價值。

第三章 感測器需求分析與選擇理由

3.1 院前急救場域之感測需求分析

本研究之應用情境為戶外急救現場，系統需於救護人員抵達前，由一般民眾或救護人員快速部署使用。因此，在感測器選擇上，必須優先滿足以下條件：

1. **非接觸式量測**：避免因患者出血、骨折或衣物遮蔽而影響量測，並降低二次傷害與交叉感染風險。
2. **可於戶外環境穩定運作**：不受光線、背景雜訊影響。
3. **即時性高**：可在數百毫秒內更新生命徵象資訊。
4. **低功耗、可攜式**：不可仰賴外部電源或臨時充電設備。
5. **易於系統整合**：能直接輸出心率（HR）與呼吸速率（RR），減少現場運算負擔。

在上述需求下，傳統接觸式感測方式（如 ECG 電極、指夾式血氧感測器）在院前急救情境中顯得不適用，因此本研究以非接觸式生理訊號感測技術作為主要設計方向。

3.2 為何選擇毫米波雷達感測器作為非接觸式感測之方案

在非接觸式生命徵象量測技術中，常見方案包含：

- 影像式量測（RGB / 熱影像）
- 超音波
- 毫米波雷達（mmWave）

影像式方法容易受光線變化、遮蔽與夜間環境影響；超音波則需精確對準與較高功耗，不利於快速部署。相較之下，毫米波雷達可透過穿透衣物偵測胸腔微小位移，且不依賴環境光源，特別適合戶外與夜間急救場景。因此，本研究選擇毫米波雷達感測器作為核心生命徵象感測技術。

3.3 為何必須使用 60 GHz，而非 24 GHz 毫米波雷達

在本研究之應用情境中，系統的主要目標為於院前急救現場即時量測患者之呼吸速率（RR）與心率（HR），此類生命徵象主要表現在胸腔毫米級甚至次毫米級的微小位移。相較於 24 GHz 毫米波雷達多以人體移動偵測與距離量測為主要設計目的，60 GHz 毫米波雷達具備較短波長，對微小位移變化具有更高的相位

解析能力，因此能更靈敏地捕捉胸腔起伏與心跳所造成的細微振動，特別適合應用於 HR 與 RR 的非接觸式量測。此外，多數 60 GHz 生命徵象雷達模組已內建針對呼吸與心跳的訊號處理演算法，能直接透過 UART 介面輸出 HR 與 RR 數值，大幅降低系統端的運算負擔並提升即時性；相較之下，24 GHz 雷達通常僅輸出原始雷達訊號或距離資訊，需額外進行複雜的訊號處理才能推估生命徵象，較不利於即時且資源受限的院前急救應用。因此，基於量測精度、即時性與系統實務可行性等考量，本研究選擇使用 60 GHz 毫米波雷達作為核心生命徵象感測器，而非 24 GHz 毫米波雷達。60 GHz 與 24 GHz 毫米波雷達感測器比較表如表 1 所示。

表 1 60 GHz 與 24 GHz 毫米波雷達感測器比較表

比較項目	感測器	
	60 GHz 毫米波雷達感測器	24 GHz 毫米波雷達感測器
主要用途定位	大多被設計成偵測呼吸速率/心率、跌倒、人體存在偵測	通常都被用來偵測人體移動軌跡、測量距離
偵測距離範圍	0.1 m ~ 1 m	3 m~15 m
對微小位移的敏感度	對胸腔微小起伏較敏感，適合 HR/RR	靈敏度較低，要達到同樣精度常需較複雜演算法
資料輸出介面	常見為 UART，可直接輸出 HR、RR 給 MCU	視模組不同而定，有些是 UART，有些是 SPI/I2C，輸出的是原始雷達訊號或距離資訊
成本	高	低
應用場景	醫療監測、睡眠偵測、院前急救生命徵象量測	室內人員偵測、防盜感測、自動門、車內乘客偵測

3.4 為何選用 MR60BHA2 感測器

2. Product Characteristics

- Radar detection based on FMCW frequency modulated continuous wave signal
- Realize contactless sensing of human breathing and heart rate
- The maximum detection distance of human respiratory heart rate is 1.5m
- Universal UART interface, providing communication protocol
- Multiple sets of IO ports and various communication interfaces are reserved to support secondary development by customers and are suitable for multiple scenarios.
- Small size, only 25*31.5mm, supports pin header connection and patch connection.
- Not affected by temperature, humidity, noise, airflow, dust, light and other environmental influences

圖 2 產品規格摘要圖[12]

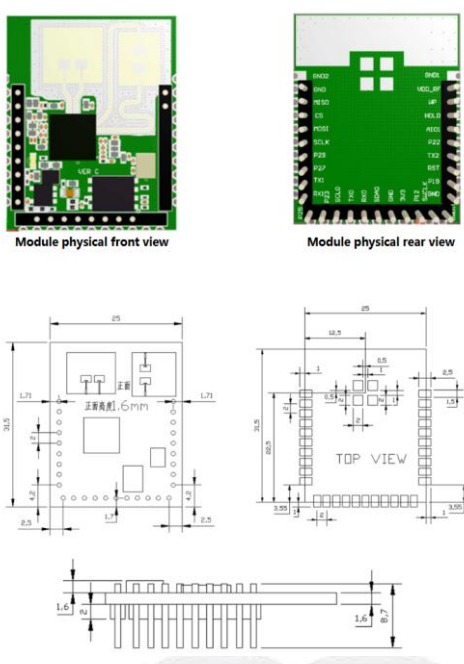


圖 3 模組外觀與尺寸圖[12]

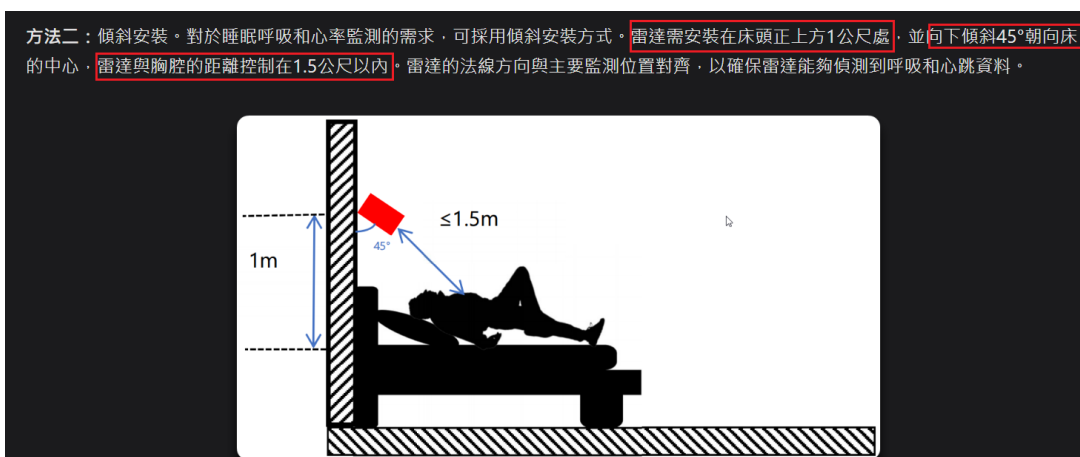
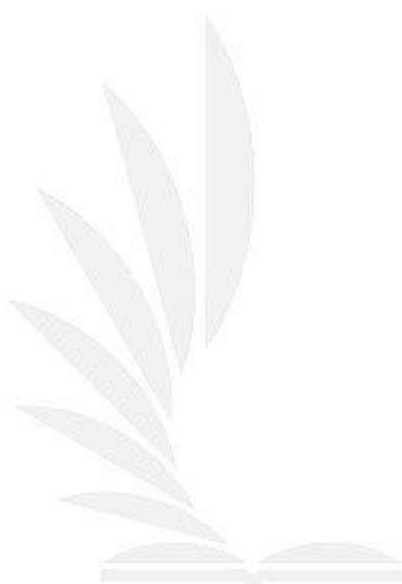


圖 4 MR60BHA2 感測器安裝位置與量測距離示意圖[13]

由圖 2~圖 4 可知[12-13]，MR60BHA2 為 60 GHz FMCW 毫米波雷達模組，設計目標即為非接觸式人體呼吸與心率量測，能在最遠 1.5 m 距離內穩定偵測胸腔微小起伏，符合院前急救場域中生命徵象量測需求。其模組體積小，便於整合至可攜式裝置，並提供 UART 介面可直接輸出呼吸與心率資料，降低系統端運算負擔。此外，該感測器不易受光線、噪音與環境條件影響，適合於戶外或環境變動大的急救現場使用，因此本研究選用 MR60BHA2 作為核心生命徵象感測器。



第四章 研究方法

4.1 系統架構與多模態資料來源

本研究所開發之系統採用 Web App 架構，支援使用者透過手機或平板於現場即時上傳影像、語音與生理訊號，後端伺服器同步執行分析與判斷，更加方便性與具有即時性。資料來源共包含三種模態：

- 影像資料：使用者拍攝傷者身體影像，用於識別外部創傷（如傷口、衣物破損等）。
- 語音資料：錄製傷者語音並轉譯為文字，用來分析語言清晰度與主要訴求內容。
- 生理資料：透過非接觸式感測器取得心率（HR）與呼吸速率（RR）等相關生命徵象。

整體系統流程圖如圖 5 所示。

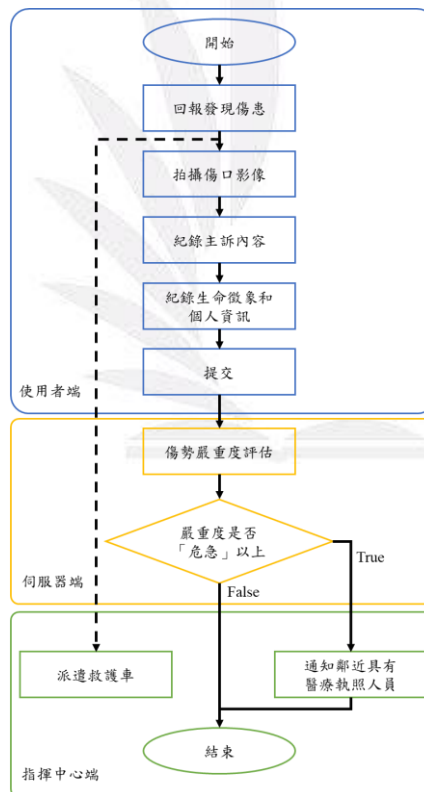


圖 5 系統流程圖

多模態資料完成上傳後，後端系統即會即時調用 AI 模型進行傷勢辨識與嚴重程度評估。當判定結果屬於高風險等級時，系統將透過伺服器即刻通知鄰近具備急救訓練資格之人員，並同時將分析結果與相關資料傳送至救護車端的急救人

員及指揮中心介面，以利即時掌握患者狀況並進行資源調度。對於評估為中低風險之案件，系統則會保存其資料，提供救護人員後續參考與處理。後續章節將依序說明各類模態資料的處理流程與所採用之 AI 模型架構。

4.2 影像資料分析

4.2.1 傷口與破損偵測模型：YOLOv8-seg

本研究選用 YOLOv8-seg 作為影像分割模型，主要用於辨識並分割患者之身體部位、傷口區域以及衣物破損情形。研究初期共蒐集 200 張模擬傷患影像作為原始資料集，內容涵蓋多種拍攝角度、不同光照條件及多樣化的傷口類型。為提升模型之泛化能力，本研究進一步採用傳統影像資料增強技術，包括影像旋轉、裁剪、亮度與對比度調整、雜訊注入以及色彩變換等方式，將資料集擴增至 650 張影像。整體資料集依 8:2 比例劃分為訓練集與測試集，並於訓練集中再以 8:2 比例切分出驗證集。

為配合後續之模糊規則推論機制，人體區域被劃分為八個主要類別，分別為頭部、胸腹部、左臂、右臂、左腿、右腿、傷口區域以及衣物破損區域。模型所偵測之傷口與衣物破損區域，將依其在各身體部位中所佔的面積比例進行計算，並作為輸入參數送入所建構之模糊規則系統，以完成傷勢嚴重程度之評估。

4.2.2 影像模糊規則

為將前述影像分析結果進一步量化為對應之傷勢嚴重度指標，本研究建構一套模糊規則推論機制進行評估。首先定義與影像特徵相關之模糊輸入變數及其對應的隸屬函數 (membership functions)，其中包含傷口於各身體區域中所佔之面積比例，並依比例大小劃分為「無」、「小」、「中」及「大」等模糊集合；此外，衣物破損程度亦以其面積比例作為評估依據，分別歸類為「無」、「輕微破損」、「部分破損」與「嚴重破損」四種模糊狀態，兩個隸屬函數如圖 6(a)和(b)所示。

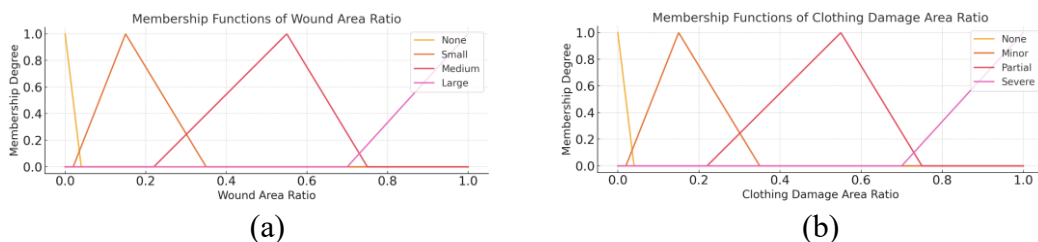


圖 6 (a)傷口面積比例隸屬函數和(b)衣服破損面積比例隸屬函數

接著基於專家知識和急救經驗，我們制定若干模糊 If-Then 規則評估傷口嚴重性，例如：

- R1：當傷口面積屬於「大」且衣物破損程度為「嚴重破損」時，判定其傷口嚴重程度為「嚴重」。
- R2：當傷口面積屬於「中」且衣物破損程度為「部分破損」時，判定其傷口嚴重程度為「中度」。
- R3：當傷口面積屬於「小」且衣物破損程度為「部分破損」時，判定其傷口嚴重程度為「輕微」。
- R4：當傷口面積屬於「無」且衣物破損程度為「輕微破損」時，判定其傷口嚴重程度為「輕微」。

4.3 語音資料分析

本系統之語音資料分析分為清晰度評估與主訴內容分類兩個階段，均以現場錄製之傷患語音為基礎，結合 Google Speech-to-Text (STT) 與 GPT-4o 大型語言模型完成全自動化處理。

4.3.1 清晰度評估

首先，現場所蒐集之語音訊號透過語音轉文字 (Speech-to-Text, STT) 技術即時轉換為文字內容。為評估轉譯結果是否具備足夠之清晰度以支持有效溝通，本研究進一步採用 GPT-4o 對轉換後文本進行自然語言處理 (Natural Language Processing, NLP) 分析，重點檢視語句之邏輯一致性、語意完整性以及關鍵資訊之涵蓋程度。GPT-4o 依據文本整體連貫性自動產生清晰度評分，並將結果劃分為「無法判讀」、「不清晰」、「略清晰」及「清晰」四個等級，同時賦予對應之模糊隸屬度。舉例而言，當轉譯文字呈現語詞破碎、語意不完整且難以理解時，系統將其歸類為「無法判讀」或「不清晰」；反之，若文本結構完整、語意明確且邏輯通順，則判定為「清晰」。語音清晰度隸屬函數如圖 7 所示。

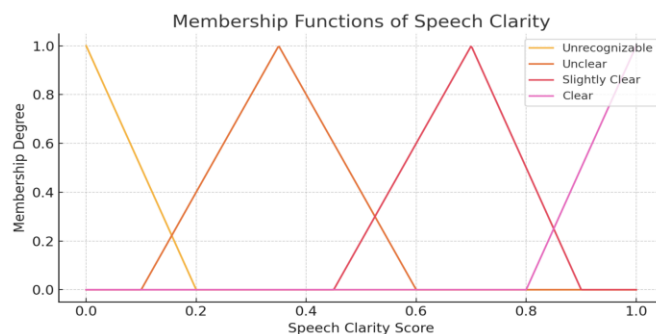


圖 7 語音清晰度隸屬函數圖

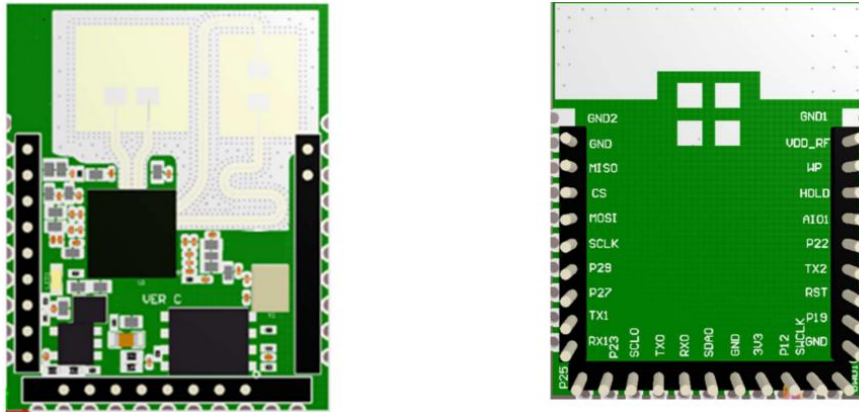


圖 9 MR60BHA2 呼吸心跳感測器[12]

鑑於心率與呼吸速率皆屬於連續型生理參數，且其正常範圍受個體差異影響顯著，本研究採用模糊推論機制以評估其所反映之生理異常程度。首先，依據臨床醫學知識為心率與呼吸速率建立對應之模糊隸屬函數。心率參數被劃分為「過低」、「正常」、「偏高」及「過高」等模糊集合；呼吸速率則區分為「緩慢」、「正常」、「快速」與「極快」等狀態區間。

隸屬函數之形式主要採用三角形或梯形函數，其參數設定參考臨床常用之生理指標範圍。以成人心率為例，約介於 60~100 bpm 的區間具有較高之「正常」隸屬度，而當心率超過 130 bpm 時，則可視為完全歸屬於「過高」之模糊集合。圖 10(a)和(b)示意本研究針對心率與呼吸速率所建構之隸屬函數配置。

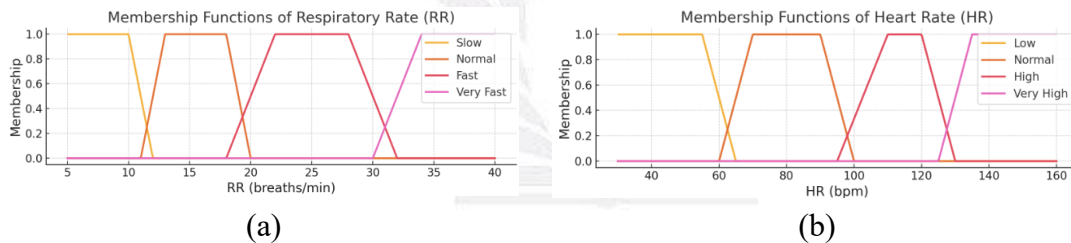


圖 10 (a)呼吸速率隸屬函數和(b)心率隸屬函數圖

此外，本團隊根據急救專家經驗，設計了若干條生命徵象的模糊If-Then規則，如下所示。

本研究所建構之生命徵象模糊推論規則如下：

- R1：當呼吸速率屬於「極快」且心率判定為「過高」時，系統將該生命徵象狀態評估為「高危險」。
- R2：當呼吸速率與心率皆落於「正常」範圍內時，生命徵象狀態被判定為「低危險」。
- R3：當呼吸速率呈現「緩慢」且心率屬於「過低」時，系統將生命徵象狀態歸類為「中危險」。

- R4：當呼吸速率為「緩慢」且心率介於「偏高」區間時，生命徵象狀態同樣判定為「中危險」。

4.5 模糊規則推論系統

4.5.1 模糊規則

在獲取傷口分級、語音清晰度分類、患者主訴嚴重度以及生命徵象資訊後，本系統利用模糊規則推論對多模態資料進行整合，以評估患者之傷情嚴重程度。所採用之模糊推論系統基於 Mamdani 型架構，其核心模組包括輸入模糊化、規則庫、推理引擎與去模糊化處理。

針對輸入的模糊表示，本研究邀請數位具急救經驗的專業人員共同制定決策規則，每條規則均以 If-Then 形式描述多模態訊息與最終傷患嚴重程度之間的對應關係。模糊規則的輸出等級參考急診室檢傷分級系統，分為五個層級：「立即復甦」、「危急」、「緊急」、「次緊急」以及「非緊急」。具體規則如下：

- **R1**：當傷口嚴重度為「重度受傷」、語音無法分析、主訴無法紀錄且生命徵象為「高危險」時，患者嚴重程度判定為「立即復甦」。
- **R2**：當傷口嚴重度為「重度受傷」、語音略模糊、主訴為「高危險」且生命徵象為「高危險」時，患者嚴重程度判定為「危急」。
- **R3**：當傷口嚴重度為「中度受傷」、語音略模糊、主訴為「高危險」且生命徵象為「中危險」時，患者嚴重程度判定為「緊急」。
- **R4**：當傷口嚴重度為「中度受傷」、語音清晰、主訴為「中危險」且生命徵象為「中危險」時，患者嚴重程度判定為「次緊急」。
- **R5**：當傷口嚴重度為「輕度受傷」、語音清晰、主訴為「低危險」且生命徵象為「低危險」時，患者嚴重程度判定為「非緊急」。

此模糊規則系統可依據多模態感測與語音訊息即時生成患者傷情評估結果，提供院前急救人員決策參考，並支援優先分派醫療資源與現場救護調度。

4.5.2 決策啟動

根據模糊推論系統判定的傷患嚴重程度等級，系統將自動啟動對應的急救策略。當評估結果為「立即復甦」或「危急」時，表示患者存在生命威脅，若僅等待救護車到場可能導致治療延誤。在此情況下，系統會即時向附近具備急救專業資格的人員發送求援通知，以在正式醫療單位抵達前，盡早為傷者提供必要的生命支持措施。

對於其他等級的傷患，表示其暫無立即生命危險，可等待救護人員到場。同時，系統會將收集到的影像、語音及生命徵象資訊同步上傳至救護車端，供急救人員參考，以提升現場救治效率，並促進整體傷患救治成效的提升。



第五章 預期結果

5.1 多模態效能評估指標

本研究針對非接觸式院前急救輔助系統，制定了嚴謹的量化指標，以確保系統在複雜場景下的可靠性。各項關鍵技術的預期達成目標如下：

- **生理訊號監測**：支援 0.1 至 1.0 公尺的非接觸量測，呼吸速率 (RR) 誤差控制在 ± 2 rpm 內，心率 (HR) 誤差在 ± 5 bpm 內。
- **影像辨識精度**：採用 YOLOv8-seg 模型，傷口偵測與衣物破損辨識率分別達 90% 與 92%，身體部位標記準確度為 85%。
- **語音與語意分析**：語音辨識清晰度 (1-WER) 達 90%，並能對主訴內容進行風險分級，準確率為 85%。
- **綜合檢傷分類**：整合多模態資訊後，最終五級檢傷分類結果與專業救護人員 (EMT) 的一致率達 88%。

5.2 直觀式視覺化與人機協作介面

為了提升第一線救護人員的決策效率，系統設計了具備「直觀呈現」與「人工校正」雙重功能的介面：

- **傷勢視覺化圖譜 (如圖 11 所示)**：系統自動將偵測到的傷口與破損區域標註於人體解剖圖上，透過顏色深淺區分受傷嚴重程度，讓救護人員能瞬間掌握傷患全身受累狀況。
- **動態修正機制**：考量到現場環境 (如遮蔽物或拍攝角度) 可能導致誤判，系統提供高靈活度的手動調整功能。使用者可直接點擊人體部位區塊修正嚴重度分級，實現人工智慧與專家經驗的互補。



圖 11 受傷嚴重程度圖

5.3 臨床應用場景與資訊整合

系統針對救護流程中的不同階段，提供兩種專業介面呈現：

- **救護端即時整合介面(如圖 12 所示)：**整合事故地點、病患特徵、生命徵象及多模態分析結果。此介面旨在救護車抵達前，協助醫護人員預先制定搶救策略，優化到場後的應變效率。
- **標準化救護紀錄表(如圖 13 所示)：**系統會自動彙整處置過程中的各項數據，生成包含傷勢分佈與主訴摘要的數位紀錄。這不僅簡化了繁瑣的文書作業，更能確保病患轉交醫院時的資訊傳遞精準無誤。

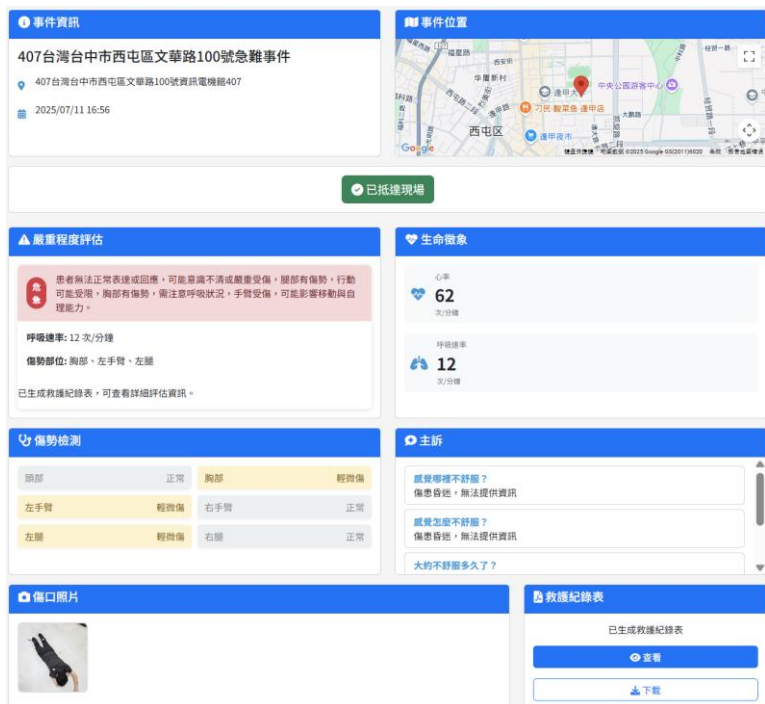


圖 12 資訊整合介面

救護紀錄表		
救護時間：2023-07-11 16:05		救護地點：407 臺灣台中市西屯區文華路 100 號資訊電機館
傷病患資料		
姓名：不詳		性別：男性
電話：不詳		年齡：不詳
現場狀況		
創傷	非創傷	傷病患人偶圖
肢體外傷 胸腹部外傷	昏迷(意識不清)	● 無事 ● 輕微 ● 中度 ● 嚴重
生命徵象	呼吸	心率
	20 次/分鐘	86 次/分鐘
傷病患主訴	過去病史	
	不清楚	
1. 感覺哪裡不舒服？ 病患昏迷，無法提供資訊。 2. 感覺怎麼不舒服？ 病患昏迷，無法提供資訊。 3. 大約不舒服多久了？ 病患昏迷，無法提供資訊。 4. 還有其他地方不舒服嗎？ 病患昏迷，無法提供資訊。		

圖 13 簡易救護紀錄表

本研究利用模糊推論系統整合傷口、語音、主訴與生命徵象四類數據，模擬專家經驗進行自動化運算，將複雜的病情轉化為明確的五級檢傷分類，藉此提升緊急醫療判斷的效率與標準化。

第六章 結論

本研究針對院前急救現場中，通報者常因緊張或缺乏醫療知識，無法清楚描述傷患狀況，造成資訊傳遞不完整、救護判斷延後等問題，提出一套多模態智慧急救輔助系統。研究目的在於透過 Web App 平台，整合影像、語音與生理訊號等資料，協助救護人員於抵達現場前即初步掌握患者狀況，提升院前急救之判斷效率與決策品質。

在研究方法方面，本系統以影像、語音及生理訊號作為三大資料來源。影像部分採用 YOLOv8-seg 進行傷口、衣物破損及身體部位辨識；語音部分結合 Speech-to-Text 與大型語言模型，分析語音清晰度與患者主訴內容；生理訊號部分則使用 60 GHz 毫米波雷達感測器 MR60BHA2，以非接觸式方式量測心率與呼吸速率。最後，再透過 Mamdani 型模糊推論系統整合各模態分析結果，完成傷患嚴重程度分級與急救決策啟動。

依據本研究規劃之預期結果，系統可望具備良好的即時性、整合性與實務應用潛力。在生理訊號量測方面，可於非接觸情況下取得穩定之呼吸與心率資訊。在影像與語音分析方面，則可提供傷勢辨識、清晰度判讀與主訴風險分類結果。整合多模態資料後，系統可望提升五級檢傷分類之準確性，並增進與專業救護人員判斷結果的一致性。此外，透過視覺化介面與數位化救護紀錄整合，本系統亦可協助改善院前急救之資訊傳遞效率與人機協作流程。

綜合而言，本研究所提出之多模態智慧急救輔助系統，具備結合人工智慧、非接觸式感測與模糊推論之特色，能回應院前急救現場對即時傷情評估與資訊整合的需求。未來若能進一步導入真實場域測試與系統優化，預期將有助於提升緊急醫療服務之效率、準確性與整體救治成效。

參考文獻

- [1] K. Brohi, R. L. Gruen, and J. B. Holcomb, “Why are bleeding trauma patients still dying?,” *Intensive Care Med.*, vol. 45, no. 5, pp. 709–711, 2019.
- [2] A. Tahernejad, A. Sahebi, A. S. S. Abadi, and M. Safari, “Application of artificial intelligence in triage in emergencies and disasters: a systematic review,” *BMC Public Health*, vol. 24, 2024.
- [3] M. Metzger, M. Howard, L. Kellogg, and R. Kundi, “Ensemble prediction of vascular injury in trauma care: initial efforts towards data-driven, low-cost screening,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Big Data (Big Data)*, Oct. 2015.
- [4] E. Tuba, M. Tuba, and R. Jovanovic, “An algorithm for automated segmentation for bleeding detection in endoscopic images,” in *Proc. Int. Joint Conf. Neural Netw. (IJCNN)*, May 2017.
- [5] T. Biswas, M. F. A. Fauzi, F. S. Abas, and H. K. Nair, “Enhanced CNN based super pixel classification for automated wound area segmentation,” in *Proc. IEEE 8th R10 Humanit. Technol. Conf. (R10-HTC)*, Dec. 2020.
- [6] D. Le, K. Licata, C. Persad, and E. M. Provost, “Automatic assessment of speech intelligibility for individuals with aphasia,” *IEEE/ACM Trans. Audio, Speech, Lang. Process.*, vol. 24, pp. 2187–2199, 2016.
- [7] P. Janbakhshi, I. Kodrasi, and H. Bourlard, “Pathological speech intelligibility assessment based on the short-time objective intelligibility measure,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech Signal Process. (ICASSP)*, May 2019.
- [8] Y. Wu, H. Mao, and Z. Yi, “Audio classification using attention-augmented convolutional neural network,” *Knowl.-Based Syst.*, vol. 161, pp. 90–100, 2018.
- [9] Y. Ren, B. Syrnnyk, and N. Avadhanam, “Dual attention network for heart rate and respiratory rate estimation,” in *Proc. IEEE 23rd Int. Workshop Multimedia Signal Process. (MMSP)*, Oct. 2021.
- [10] D. Miao, H. Zhao, H. Hong, X. Zhu, and C. Li, “Doppler radar-based human breathing patterns classification using support vector machine,” in *Proc. IEEE Radar Conf. (RadarConf)*, May 2017.
- [11] M. Saleh, R. Saatchi, D. Burke, and F. Lecky, “Computational analysis of factors affecting the probability of survival in trauma injuries,” in *Proc. 4th Int. Conf. Mathematics and Computers in Sciences and Industry (MCSI)*, Aug. 2017.

- [12] Seeed Studio, “MR60BHA2 Breathing and Heartbeat Module Datasheet,” Seeed Studio, Tech. Rep. [Online]. Available: <https://reurl.cc/ppdNxb> (accessed Mar. 10, 2026).
- [13] Seeed Studio, “Getting Started with MR60BHA2 mmWave Kit,” Seeed Studio Wiki. [Online]. Available: <https://reurl.cc/aXrm6Y> (accessed Mar. 10, 2026).

