

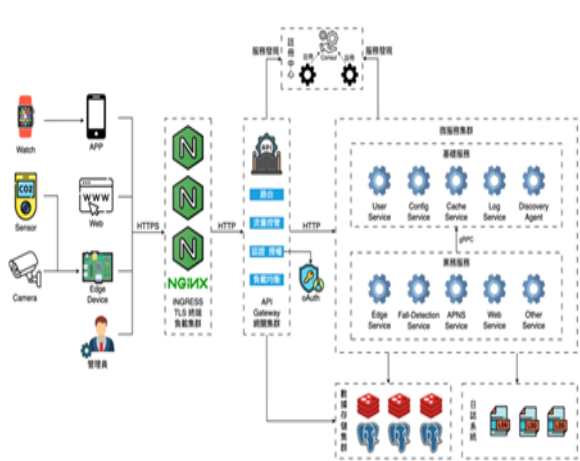
基於邊緣運算與深度學習的長者安全即時通報系統

陳柏恩，古信泓

國立勤益科技大學資工系



Chenboen931204@gmail.com

作品類別[xxxxxxx]

創意說明	<div>1. 結合 YOLOv11-POSE 骨架辨識模型與加速度特徵做時序辨識。</div> <div>2. 使用 Raspberry Pi 5 結合業主已有之攝影機，達成低成本辨識。</div> <div>3. 使用 Raspberry Pi 5 邊緣運算，減少影像上傳雲端導致隱私風險。</div> <div>4. 可整合 IoT 感測器與 Smart Watch 心律數據，降低誤判。</div> <div>5. 事件透過 HTTPS 做即時告警，協助獨居長者與照護者的方便。</div>		
技術特點	<div>1. 時序影像分析，大幅降低邊緣運算負載，降低單支攝影機辨識成本。</div> <div>2. 骨架加速度融合演算法，模擬加速度感測器數據。</div> <div>3. 微服務架構使服務高可用，Failover 機制使伺服器在主實例故障時自動轉移至健康節點，保證服務可用性與業務連續性。</div>	系統功能	<div>1. 影像即時跌倒偵測。</div> <div>2. 加速度特徵融合判斷。</div> <div>3. IoT 感測器與心率輔助。</div> <div>4. 透過 APP 控制邊緣裝置。</div> <div>5. 緊急通知（APP 通知、簡訊通知、Email 通知）。</div> <div>6. 結合報警 110/119 功能</div>
系統架構圖			系統環境
			<div>1. 程式語言：C++ / JAVA/ Python。</div> <div>2. 硬體：Raspberry Pi5、IPCamera、PoE Switch。</div> <div>3. 工具：Nginx、Redis、PostgreSQL、EMQX、1Panel、Docker、Spring Cloud、BOOST、Folly。</div> <div>1. 4.通訊協定：HTTP/HTTPS、gRPC、MQTT、WebSocket、SSE、Modbus。</div>

研發過程摘要

1. 需求與系統規劃階段
 - 定義系統邊界和要達成的目標：跌倒偵測、長時間靜止偵測、事件上報與推播機制
 - 設計系統架構：以邊緣運算做初步規劃＋微服務後端架構處理事件與推播通知
2. 模型選擇
 - 以 YOLOv11-pose 進行關鍵點與姿態估算
 - 為減少邊緣裝置負載，採用時序影像辨識，每秒抓取 3 張圖以滑動視窗方式進行辨識（如：123→234→345），減少不必要的全幀偵測
 - 在邊緣端模擬加速度特徵（由骨架座標變化計算速度/加速度），把論文中加速度公式併入模型流程
 - 整合 APPLE WATCH 心率數據作為額外輔助訊號，在懷疑跌倒時以心率當作輔助條件進而提升準確率
3. 微服務系統實作
 - 每個服務獨立以 Docker 方式部署，各個服務擁有自己的資料庫和 gRPC 接口讓個服務調用
 - 實作服務註冊和服務發現機制以支援動態服務擴展
 - 設計健康檢查、重試機制、容錯策略與 Failover 機制、確保服務高可用
4. 邊緣裝置與雲端通訊
 - 邊緣裝置以 MQTT Pub/Sub 方式與微服務集群通訊，並保證斷線重連高可用
 - 整體流程：IPCamera→邊緣運算→上報→後端處理→通知推播
 - 以心跳包方式確認裝置在線並寫入 Redis
5. 性能壓測
 - 測試多鏡頭下併發情況，CPU/RAM/IO 使用率
 - 調整適當解析度
6. 隱私保護
 - 通訊採用 TLS 加密，並實作 AccessToken/RefreshToken 無狀態身份認證
7. 系統擴充與未來規劃
 - 未來可以串接更多 IoT 感測器，往居家安全方向
 - 支援更多鏡頭輸入，極大幅度降低算力成本

實作成果圖一及說明	實作成果圖二及說明
 <ol style="list-style-type: none"> 1. 用戶可於 APP 中控制邊緣裝置各類參數 2. 一個用戶可以綁定多個邊緣裝置，一個邊緣裝置可以供多個用戶綁定 3. 完全個性化服務，依照客戶需求自由設定名稱等等 	 <ol style="list-style-type: none"> 1. 以時序滑動視窗方式進行辨識 2. 除了骨架還有加入速度加速度公式 3. 目前在光線充足環境辨識正確率高達 99% 4. 睡眠與跌倒可以正確分析

摘要

本專案旨在開發一套「基於邊緣運算與深度學習的長者安全即時通報系統」，透過在長者居住環境中安裝攝影機，利用本地邊緣設備進行即時影像分析，以深度學習模型進行人體姿勢辨識與跌倒事件判斷。系統能即時偵測長者跌倒等高風險事件，並立即發送警示訊息至行動端 App，必要時觸發緊急通報，旨在提供即時、高效、安全的長者照護解決方案。

1.技術

系統流程：



採用多模態融合之跌倒偵測方法，核心技術結合時序骨架影像辨識、加速度參考速度運算與心律訊號異常檢測。在影像面，我們以 YOLOv11-pose 進行骨架關鍵點擷取，並透過滑動視窗方式進行時序分析，有效捕捉姿態連續變化，降低單張影像誤

判率，並同時減輕運算負載。在加速度特徵面，我們引入經典跌倒研究中的參考速度公式：

$$V_{\text{ref}} = \int_{T_{\text{rs}}}^{T_{\text{ti}}} |\text{Norm}_{\text{xyz}}(t) - 1| \times g \, dt$$

其中 $\text{Norm}_{\text{xyz}}(t)$ 為歸一化三軸加速度向量，透過積分可量化跌倒過程中人體由自由落體至撞擊的速度變化，形成一個高鑑別度的判斷指標。系統可進一步整合 Apple Watch 心律數據，以生理訊號作為第三層驗證，當骨架姿態與加速度顯示高風險，但心律保持穩定時可自動抑制誤報；反之若伴隨急劇心律波動，則強化告警等級。所有模組以微服務架構實作，每個功能（骨架辨識、加速度運算、事件判斷、通知服務等）皆獨立部署，並透過 API Gateway、Consul 與容錯 Failover 機制保障服務高可用。此設計不僅提升系統彈性與可維護性，亦可於高併發情境下進行彈性擴充。最終，本系統達到「低延遲、低誤判、高可靠」

的技術目標，展現結合影像 AI、感測運算與分散式系統設計的跨領域實力。

2.數學模型

本專題之跌倒偵測模型建立在 時序骨架辨識 與 加速度積分運算 的數學基礎上。首先，利用 YOLOv11-pose 擷取人體關鍵點集合，進而定義 姿態角度變化量 $\Delta\theta(t)$ 與 重心高度變化量 $\Delta h(t)$ ，此兩者可描述人體從直立到水平的劇烈姿態轉換。其次，透過三軸加速度向量正規化運算，建立 參考速度積分模型：

$$V_{\text{ref}} = \int_{T_{\text{rs}}}^{T_{\text{ti}}} |\text{Norm}_{\text{xyz}}(t) - 1| \times g \, dt$$

此公式能量化自由落體過程中速度變化的強度，當 V_{ref} 超過閾值 τ_v ，代表人體極有可能經歷跌倒行為。

最後，系統設計一個 多模態融合分數函數：

$$\text{Score} = w_1 f_{\text{pose}} + w_2 f_{\text{acc}} + w_3 f_{\text{hr}}$$

其中 f_{pose} 來自骨架姿態特徵 ($\Delta\theta, \Delta h$)， f_{acc} 來自加速度積分值 V_{ref} ， f_{hr} 為 Apple Watch 心律變化指標。透過權重 w_1, w_2, w_3 動態調整，本系統可自動平衡不同模態之貢獻度。當 Score 超越臨界值 τ 時，判定為跌倒事件，並立即觸發告警通報。

此數學模型的設計核心在於：以姿態幾何、物理加速度、及生理訊號三層融合，將跌倒偵測問題形式化為嚴謹的數學判斷，既可降低誤報率，又能提升檢測可靠性與準確度。

3.商業價值

即時跌倒偵測與緊急通報：

這是系統的核心價值，能在第一時間

發現長者跌倒並發出警報，對於減少傷害、降低併發症風險至關重要。

減少照護人力負擔：

系統可以 24 小時不間斷監控，減輕照護人員的工作強度，提高照護效率，尤其在人力短缺的長期照護機構，這點更顯重要。

提高長者生活品質：

系統能在保障安全的前提下，給予長者更多獨立自主的生活空間，提升其尊嚴和幸福感。

數據驅動的健康管理：

系統收集的數據可用於分析長者的活動模式、跌倒風險等，為個人化健康管理提供依據，甚至可進一步發展預測性分析功能。

整合性照護解決方案：

系統可與其他智慧家庭、醫療系統整合，形成更全面的照護生態系，例如：

- 與智慧家庭系統整合，實現環境控制、安全監防等功能。
- 與醫院 HIS 系統整合，實現病歷調閱、遠距醫療等服務。
- 與保險公司合作，提供風險評估、健康管理等加值服務。

4.預期成果與效益

分類	內容	效益
功能實現	影像監控>AI 判斷>警示通知	及判辨識並回應高風險事件
AI 精準度	偵測準確率 99%	降低誤判與漏判

反應時間	事件發生到通知 延遲時間低於 1 秒	即時性，符合 急救黃金時間
資料安全	使用邊緣運算進 行本地分析，僅 傳送事件結果與 快照	保護隱私，符 合 GDPR 及 個資法規
使用者體驗	裝置客製化及參 數控制	App 中自定義 裝置名稱，並 且可調整裝置 參數
擴展性	可延伸至異常活 動偵測	拓展應用領 域，具備長期 發展潛力

5.應用場景

簡化裝置所需設備，只需將邊緣裝置接入至家中內網，即可使用 App 進行交互，大幅增加配置的簡易性。

可適用場景：

家庭

醫院、養老院及安養中心等照護體系

6.成本運用

硬體成本：

邊緣運算設備：依據運算能力、儲存容量等需求，成本不同。

網路設備：路由器、交換器等。

其他：安裝材料、線材等。

軟體成本：

AI 模型開發與訓練：資料收集、

模型設計、訓練、驗證等。

系統平台開發：影像處理、事件判斷、警報通知、數據管理等。

App 開發：使用者介面設計、功能開發、測試等。

其他成本：

測試與驗證：確保系統穩定性、準確性。

法規遵循：個資保護、安規認證等。

7.商業模式

合作夥伴：

政府健康機構、IoT 平台、醫院、長照機構。

活動：

系統開發與優化、硬體整合測試、AI 模型訓練與更新、客戶支援與市場推廣。

資源：

AI 深度學習跌倒模型、邊緣運算等硬體、即時訊息推播技術、資安維護能力。

價值主張：

即時跌倒偵測無需穿戴裝置、提高長者安全、減少照護人力、提升反應效率與救援成功率。

顧客關係：

定期設備回物、系統升級通知。

通路：

製或家庭設備通路商、醫療科技商。

目標客群：

家中有高齡長者的家庭、養老院、
長照機構、醫療機構。

成本結構：

硬體開發成本、AI 模型訓練及維
護費用、雲端及邊緣運算平台維
運。

4. SWOT

優勢 (Strengths)：

使用邊緣運算，可減少延遲，增加隱
私性，實現即時反應及確保資安外洩。
不需穿戴裝置，提升長者接受度。
AI 跌倒偵測準確度並且可隨數據的
增加持續提升。

劣勢 (Weaknesses)：

對隱私保護要求高，需妥善處理影像
數據。
需持續訓練模型，以便模型符合不同
場景與族群。

機會 (Opportunities)：

高齡化社會趨勢明顯，市場需求快速
成長。
政府提供長照與智慧健康補助。
可拓展至醫院等機構。
可延伸至全面性的「室內行為偵測」
平台。

威脅 (Threats)：

法規限制 (個資法)，影響商業部署。
使用者對於 AI 的準確性需時間建立

信任。

技術更迭快速，需不斷升級及進步。

5. SWOT 策略

ST 策略 (Strengths+Threats)：

利用邊緣運算及時處理技術，降低法
規對於影像上傳與雲端儲存的隱私
問題。

SO 策略 (Strengths+Opportunities)

以“無需穿戴”為技術優勢，打進保守
型高齡客群，快速擴展用戶市場。

WT 策略 (Weaknesses+Threats)

以模組化設計，降低初期部署成本

WO 策略 (Weaknesses+Opportunities)

與醫療機構或長照中心合作，進行 AI
模型訓練及信任度建立，並利用市場
對於 AI 的興趣建立策略夥伴，共同
分攤技術及推廣成本。

參考文獻

Chih-Ning Huang “ The study of fall
detection algorithms,for a wearable tri-
axial accelerometer”,2015

周吾修 “ Home Care Fall Detection Design
and IoT Applicaion”,2017

Guan-Chun Chen “ The Development of
Wearable Location-Aware Fall Detecion
System”,2009

