

## (一)摘要

臺灣預期在 2025 年邁向超高齡社會，隨著超高齡社會的來臨，相對衍生老年失智症的人口劇增已是急需解決的問題。因此，如何提供給失智長者更完善的生活醫療照護已成為不可忽視的議題與挑戰。有鑑於此，本計畫將以失智長者為主要研究對象，雖先前已有研究成果能辨識人類不同的動作樣式，但過去研究成果皆是使用攝影機取得數據，容易涉及隱私爭議且不易攜帶，而這些研究目標並非專為辨識失智長者的動作所設計，所以研究成果仍有限制，無法滿足及應用於失智長者的實際需求。為了改善先前研究方法的挑戰，本研究使用可穿戴的多軸感測器收集具有被保護隱私的數據，除了收集含時間序列的原始資訊之外，會額外加入傅立葉轉換、Quaternion 及 PSD Entropy 之特徵分析，最後透過 Recursive Feature Elimination(RFE)技術進行特徵擷取，再以 XGBoost 建構預測模型和 LSTM 深度網路模組自動分類使用者的四個主要動作(拿/放、走、站、躺)，並以動作條件觸發相機之攝錄記錄，加強智慧系統協助失智長者尋找物品的實際可應用性，以協助尋找遺忘物品或記錄復健活動的相關應用。為延伸後續更人性化的應用，本計畫將開發 APP 來記錄個人的動作行為並結合聊天機器人回答遺失物所置放的地點和時間，或是結合個人復健訓練的醫囑，記錄復健過程所有活動資訊，作為患者回診的參考依據，提供醫護人員後續精準醫療的決策建議。

## (二) 研究動機與研究問題

### 1. 研究動機

根據 Stopschinski 等學者 [1]以及傅中玲等學者 [2] 的研究，伴隨人口快速老化，社會的失智症人口也會快速增加，多起社區流行病學調查發現台灣失智症盛行率於 65 歲以上的人口分別為 1.7%到 4.4%不等，這些研究都發現失智症的盛行率隨著年齡的增加而遞增。根據陳達夫等學者 [3] 的研究統計也顯示，65 歲以上的台灣人，平均年齡每增加 5 歲，失智症盛行率便倍增。

為了因應老年及失智人口急速增加，衛福部規劃整合相關資源，發展多元社區失智長者照顧服務網路，為其擬定長照服務網計畫，將全國劃分不同區域，結合衛政資源，分別建置失智照護資源；資源規劃包含提供失智專區、專責機構、失智症日間照顧服務等，並持續培訓失智症之優質專業照護人力，將失智症防治之相關知識及其技能，納入長期照護專業人力培訓課程。但遺憾的是目前失智症的藥物並沒有辦法阻止或恢復已經受損的大腦細胞，因此科技輔助也成了發展的重點。

隨著日新月異的科技發展，物聯網 (IoT)、虛擬實境 (VR)、藍芽定位及穿戴裝置等新興智能科技的運用，讓智慧科技輔助醫療變得可行，而這些科技輔具皆以病人為中心進行優化，像是陪伴機器人更加智慧，在聊天過程中打動長者的心，實現懷舊治療的智慧化，達到延緩失智症的可能性。當失智者願意放下對科技的戒心，走進運動與社交生活，他們的身心便開始活絡，達到運動與認知訓練的治療目的。而科技輔具不只鼓勵長者們提

升認知訓練，也關懷心理健康。然而失智長者的一個重要現象是短期記憶喪失，常常遺忘物品或自身的所在地，造成患者甚至照顧者在日常生活的極大困擾。本計畫將針對如何協助自動分析及辨識失智長者的行為動作及有效記錄日常生活過程之重要資訊，期能發揮大數據分析的功能有效改善失智長者及照護者的日常生活品質。

## 2. 相關文獻探討

過去多項研究已經有能力初步辨識人類不同的行為動作，但是傳統的蒐集資料方式大多是使用攝影機全程錄影，記錄特定人士或是同時收錄所有周遭人員的影像，這種資料蒐集方式常會涉及隱私及肖像權問題、裝置不易攜帶、辨識活動種類有限制、且資料檔案及運算資源過大的問題 [4-6]。

如果僅針對分析行為動作的主題，可以取代分析攝影數據的方式是採用穿戴式感測器，該數據蒐集方式可以有效避免隱私及肖像權被侵犯與解決裝置不易攜帶的狀況。然而使用穿戴式感測器用於動作辨識研究，第一個重要的問題就是感測器應該配戴在人體的哪一個部位；第二個挑戰就是確認分辨動作所需的最佳特徵組合。一般開發者必須經由不斷的分析及嘗試才能尋找出最重要的特徵，進而分辨各樣不同的行為及動作。舉例來說，楊于進等學者 [7] 提出透過多重簡易感測器系統進行即時性的動作辨識，將感測裝置配戴於右手腕、右手臂、胸口、左腰、右大腿、右腳踝並分別收集站、坐、躺、走、跑、上樓梯、下樓梯、舉啞鈴、喝水等九個不同動作。感應裝置數量縮減成三個部位 (配置於右手腕, 右腳踝, 腰) 時，其結果如表 1 所示。若配戴兩個部位(配置於右手腕, 右腳踝)，結果如表 2 所示。

Subject #	Accuracy	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area
#1(9 act)	100%	100%	0%	100%	100%	100%	1
#2(9 act)	98.9177%	98.9%	0.2%	98.9%	98.9%	98.9%	0.998
#3(9 act)	99.802%	99.8%	0%	99.8%	99.8%	99.8%	1.000
#4(9 act)	99.5902%	99.6%	0.1%	99.6%	99.6%	99.6%	0.999

表 1：不同測試者執行 9 大動作分類結果

(WindowSize=140，三個感測器配置於右手腕、右腳踝、腰)

Subject #	Accuracy	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area
#1(9 act)	100%	100%	0%	100%	100%	100%	1
#2(9 act)	98.9177%	98.5%	0.2%	98.5%	98.5%	98.5%	0.997
#3(9 act)	99.802%	99.8%	0%	99.8%	99.8%	99.8%	1.000
#4(9 act)	99.5902%	99.6%	0.1%	99.6%	99.6%	99.6%	0.999

表 2：不同測試者執行 9 大動作分類結果

(WindowSize=140，兩個感測器配置於右手腕、右腳踝)

由數據可得知置放於腰上的感測器只會些微影響測試結果，此論文選擇將感測裝置配置於手腕及腳踝原因在於所需辨識的動作皆包含手與腳，而在先前進行特徵擷取過程得知腳踝重要性大於大腿，比較表 1 及表 2 的準確率後把感測裝置數量縮減為兩個仍然可保有

不錯的辨識結果。因此，本提案將此成果延伸到失智長者的活動辨識上。另外，張書瑜等學者 [8] 利用加速度計(accelerometer)與陀螺儀 (gyroscopes) 進行樓梯、斜坡與平地行走之動作判讀。該研究中得知人的走路週期由腳所接收的訊息表示最為明顯，故本提案將週期判斷的依據放在腳感測器的數據，以此來決定具個人化的視窗尺寸(Window Size)選擇依據。

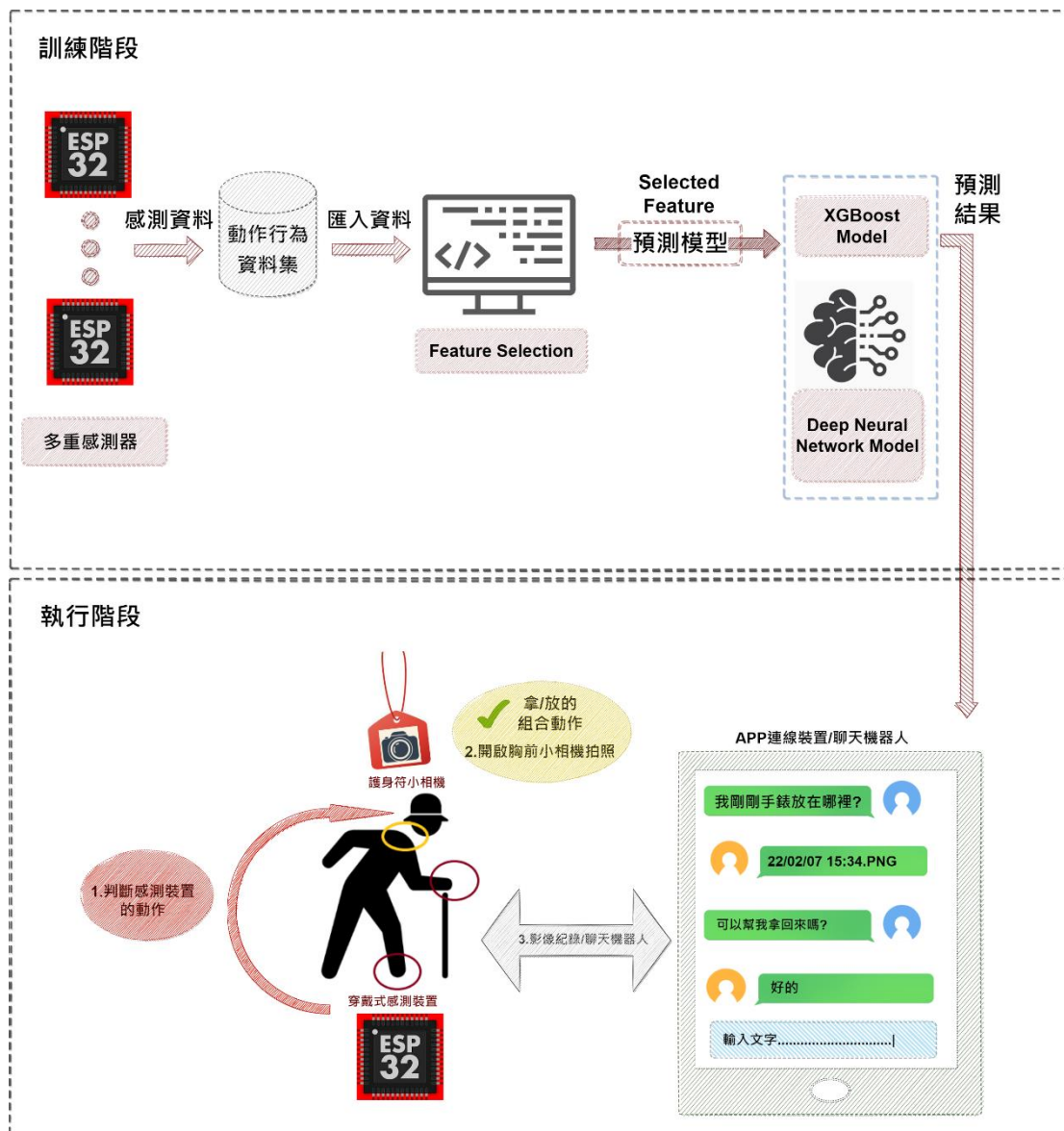
為了克服之前研究的挑戰，本提案將使用可穿戴的慣性測量單元 IMU (Inertial measurement unit)來收集具備保護隱私的數據進行資料分析並判斷使用者的多種行為樣式，計畫會將感測裝置放置在手腕與腳踝的位置，在測試效果不失準確率的情況下，達到方便攜帶的效果。除了日常起居的動作行為辨識之外，本研究的特色更額外考量及加強確認失智長者拿取和放下物品的動作，可以加強實現智慧系統協助失智長者改善生活品質的適用性與實用性。

### (三)研究方法及步驟

#### 1. 研究方法

IMU 內含各種複雜的資訊，包括三軸陀螺儀及三方向加速度計(Accelerometer)，將以上兩者結合成 ESP32，安裝在身上測量四肢在三維空間中的角速度與加速度，並將此數據進一步整合分析，將即時數據圖表視覺化以便進行觀測及分析。

本提案目標是完成失智長者的關鍵行為分析，同時開發一套遺忘物件的搜尋系統。研究中穿戴兩個多軸感測器，每一台感測器都會收集十五項回傳值(三個陀螺儀值、三個磁場儀值、三個加速度儀值、四個旋轉偏移值、兩個時間值)，數據會加入傅立葉轉換、Quaternion、PSD Entropy 分析，除此之外，所有數據會透過 Recursive Feature Elimination (RFE)進行有效特徵擷取，將取出重要性在排序前十名的主要的特徵，並與先前已發表的文獻進行組合分析比較，再以 XGBoost 建構預測模型和深度學習模組分類使用者的四個動作(拿/放、走、站、躺)，當完成資料訓練及完成預測模型驗證後，將藉由自動辨識拿/放動作之後自動觸發拍照功能及記錄相對位置資訊，透過智慧手機 APP 應用程式及智慧機器人的連結，以記錄失智長者的生活日常行為動作及放置或拿取物品的位置及物品的影像資訊。圖一為本研究的系統架構圖。

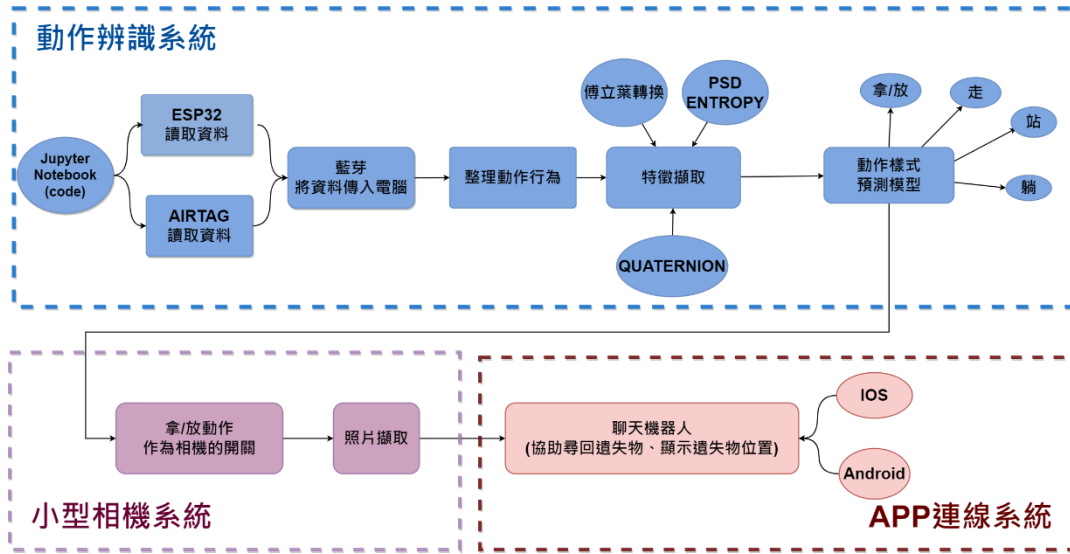


圖一：系統架構圖

### 執行階段（使用情境）：

使用者將本研究的感測裝置配戴於手與腳兩個位置，藉由 ESP32 的回傳值做判斷不同行為動作的自動分類，在辨識特定動作後啟動不同功能反應，例如辨識為拿取或放置動作時會自動觸發胸前相機的照相功能，再將影像自動匯入手機 APP 中，當使用者尋找遺忘物品之需求時，可以藉由與聊天機器人互動，可以得知物品實際位置，甚至能夠要求智能機器人協助尋回物品。

## 2.研究步驟：



圖二：開發流程圖

系統開發流程如圖二所示，包括動作辨識、小型相機及 APP 連線應用三個主要系統。在動作辨識系統中，本研究欲利用兩種方式來接收動作行為的資料，其中收集數據包括利用 Jupyter notebook 撰寫程式，透過感測裝置的藍芽功能來同時接收多顆感測器的資料；以及透過 Airtag 中的 GPS 裝置來收集當下受測者的地理位置。動作分類將透過 PSD ENTROPY、傅立葉、QUATERNION 等特徵建構 XGboost 模型預測行為樣式。

### 2.1 動作辨識系統：

#### 特徵選取：

傅立葉轉換是用來將動作資料由時域轉換至頻域空間，藉由頻域信號容易辨識重複的動作樣式及確認相對頻率資訊；好處是在於有些訊號在時域進行分析時結果相近但實際不同，因訊號除了隨著時間變化亦與頻率及相位訊息有關，所以必須藉由時域訊號轉到頻域空間才可觀測差異性。式(1)為傅立葉轉換公式。

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-i2\pi kn/N} = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cos\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) - i \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \sin\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) \quad (1)$$

$$A_n = x(n) \cos\left(\frac{2\pi kn}{N}\right), B_n = x(n) \sin\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) \quad (2)$$

PSD ENTROPY 特徵是用來區分靜態動作(站、躺等動作)及動態動作(行走、拿與放等動作)。將加速度與角速度轉化成平方合及開根號後，再由式(1)進行傅立葉轉換獲得的實部  $A_n$  與虛部  $B_n$ ，經過式(3)即可算出 Power Spectral Density  $P(k)$ 。

$$P(k) = \sum_{n=0}^{N-1} A n^2 + B n^2 \quad (3)$$

N: WindowSize total data number

n:input index

k:output index

$$x: \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}, \sqrt{g_x^2 + g_y^2 + g_z^2}$$

QUATERNION 模組是用來分析轉動行為的特徵模組。QUATERNION [10] 為一個四維空間複數，由一個實部與三個虛部  $i, j, k$  所組成  $q = w + x_i + y_j + z_k$  可執行任一通過原點向量之旋轉，可用來推斷物體旋轉方向，QUATERNION 繞著旋轉可表示為式(4)。

$$\tilde{q}(\Delta t) = \left( \cos\left(\frac{\dot{\theta}\Delta t}{2}\right), \vec{n} \sin\left(\frac{\dot{\theta}\Delta t}{2}\right) \right) \quad (4)$$

#### 特徵選取方法(RFE)：

本研究應用 Recursive feature elimination(RFE)作為特徵選取方法，RFE 為一貪婪優化演算法，此演算法主要目的是減少特徵數量，進而篩選出關鍵且重要的特徵集合，除了能降低分類運算時間外，且能提升機器學習之預測準確率。RFE 的篩選特徵及步驟如下所示：

- (1)利用目前的特徵及訓練分類器並給予所需特徵的數量
- (2)計算每一個特徵的權重
- (3)刪除擁有最小絕對值權重的特徵
- (4)重覆(2)(3)步驟直到剩餘的特徵數量達到設定條件的特徵數量

#### 訓練模型 1(XGBoost)：

本研究應用 XGBoost [12] 作為訓練模型。XGBoost 為一種並行計算梯度提升決策樹 (Gradient Boost Decision Tree)，能進行分類和預測回歸連續性數值，並透過 Boosting 將許多決策樹集成一起形成一個預測模型。其中 Boosting 演算法會保留每一次原來的模型不變，並且加入一個新的函數至模型中，修正上一棵決策樹的錯誤，透過梯度下降的概念，使每次 boost 過程中的損失函數盡可能的變小，以利提升整體的模型及準確率。此外，XGBoost 與目前熱門的機器學習方法相比，運算速度相對較快。本提案預計利用 RFE 將 32 項輸入變數篩選出 5~10 項作為最佳特徵，再導入 XGBoost 當訓練模型。

#### 訓練模型 2-深度網路模型(LSTM):



為了比較不同的預測模型，將嘗試使用 LSTM(long short-term memory)進行深度網路學習[13][14]。LSTM 內部分為三個閘門，分別為遺忘門(forget gate layer)、輸入門(input gate layer)和輸出門(output gate layer)。遺忘門的功能是決定哪些資訊要保留下來，而哪些要移除，這一門是由 hidden state( $h_{t-1}$ )和 input( $x_t$ )經過一個 sigmoid function( $\sigma$ )來決定，如式(5)所示。輸入門的功能是決定要新增什麼資訊到細胞狀態(cell state)，如式(6)所示。經過遺忘門和輸入門後，舊的 cell state( $C_{t-1}$ )會更新成新的 cell state( $C_t$ )，如式(7)所示，其中` $\circ$ `表示阿達瑪乘積 (Hadamard product)。輸出門的功能是決定要輸出什麼，如式(8)和(9)所示。

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f) \quad (5)$$

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i) \quad (6)$$

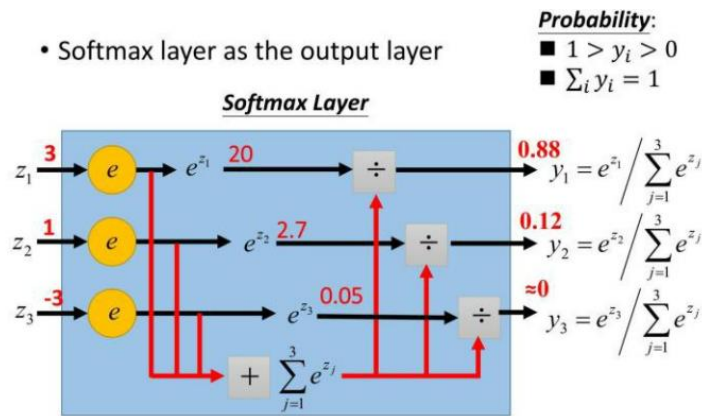
$$c_t = f_t \circ c_{t-1} + i_t \circ \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (7)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o) \quad (8)$$

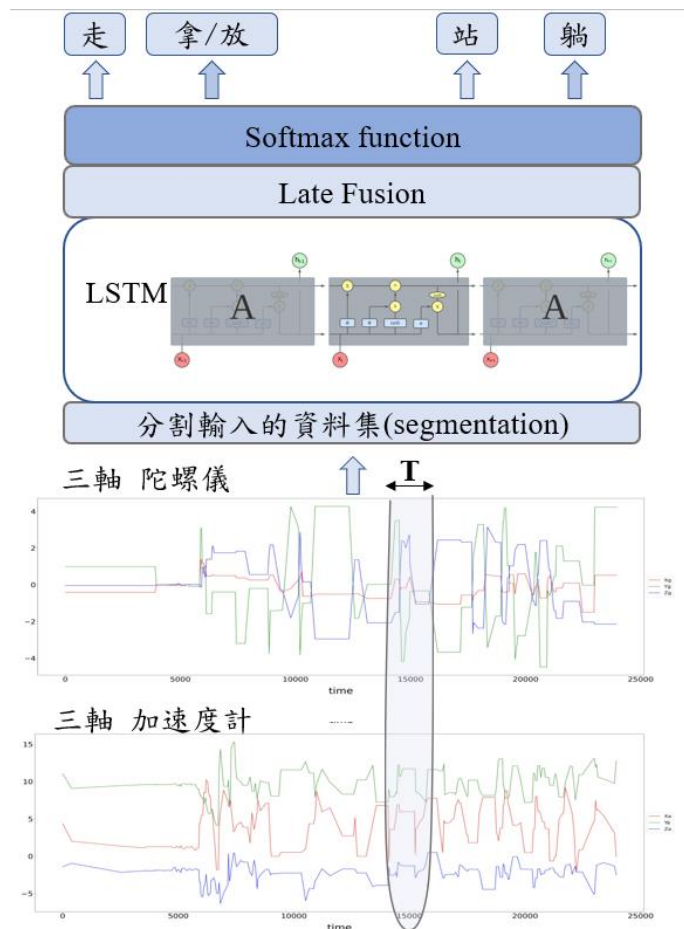
$$h_t = o_t \circ \tanh(c_t) \quad (9)$$

圖四為完整的深度網路模組架構圖，第一步，計畫將先前整理的動作資料集重新組合為 6 項回傳值以陣列儲存(此方法只會使用到三軸陀螺儀及三軸加速度計)，並以 WindowSize=140 將訊號進行資料切割。第二步，將 LSTM Model 訓練出來的特徵進行 LF(Late Fusion)。其中，late fusion 是在預測分數 (score-level) 上進行，將所有模型的結果進行融合(fusion)，進而得到最後的預測結果。本研究預使用分數的平均值 (average)、最大值 (maximum)、加權平均 (weighted average) 和羅吉斯迴歸(Logistics Regression)等方法進行 late fusion，以嘗試提高模型性能。第三步進行歸一化指數函數(Softmax fuction)，整體架構如圖三。Softmax 常用於多分類，好處為可同時預測多種動作，想選兩個動作，就找機率轉換最大的兩個值。Softmax function 的運算公式如式 10:

$$S_i = \frac{e^i}{\sum_j e^j} \quad (10)$$



圖三:SoftMax 整體架構圖(參照自[13])



圖四:動作辨識的深度網路架構圖

最後，為驗證所建構模型的穩定度，計劃將資料混合正負向樣本後從中隨機挑選八成的資料進行訓練，並以另外兩成的資料進行預測，透過 5-fold 交叉驗證方式檢驗本計劃所建構模型的效果及穩定度。

## 2.2 小型相機與 APP 連線系統：

經由上述方法蒐集動作資料並進行統計分析及自動預測分類後，會依據動作模式啟動不同相對應的應用。將動作行為模組中的預測資料寫入相機中，本研究特別鎖定放置或拿取物品動作，確認後啟動小型相機的觸發開關並執行拍照功能。在 APP 連線應用中，本研究將會先鎖定 Android 作業系統，落實概念驗證(proof of concept)實用性及方便性之證明。

## 2.3 目前遭遇挑戰：

尋找物品的技術—Airtag：



根據本研究所查詢的 OpenHaystack 是一個非官方通過 Apple Find My 網路跟蹤個人藍芽設備的框架。使用它來創建個人跟蹤標籤，將這些標籤附加到物品裝置（如鑰匙圈、背包...等）或將其集成到其他支持藍芽的設備，例如筆記本電腦等，而 Apple 也是使用這個概念，加上“Multi-Interface Transponder Device - Altering Power Modes”和“Multi-Interface Transponder Device - Power Management”這兩項專利，根據不同運動狀態來達到電源工作模式的切換，降低設備的能源耗損，所以誕生能長時間待機的 Airtag，但遺憾的是目前尚未有完整開源的 API 可以使用並得到 Airtag 的內部資料，未來將嘗試其他不同方法來取得 Airtag 加速度儀的數據，進而分析更完整資訊及發強化相關應用。

#### **使用資料來源：**

本提案將使用的原始資料來源有兩個部分：(一) Mendeley Data 動作資料集 [11]，資料包括 10 筆加速度計資料及 8 種不同器官部位數據；(二)由白敦文教授實驗室所提供 ESP32 的感測器所蒐錄實際動作的數據，包括行走、跑步、上下樓梯及坐下的數據。目前個人也已經自行蒐錄近 20 筆具有詳細資料註解的數據，將藉此計畫建構更多具有標註拿/放、走、站、躺不同動作樣式的數據資料，新建構的數據亦將上傳至網路平台公開數據庫供他人使用。本研究將同時使用上述兩種資料集個別分析、驗證及選取不同特徵的穩定度。

#### **(四)預期結果**

##### **(1)達到九成的精準判斷使用者的行為：**

藉由多個感測器放置在使用者身上蒐集目前的動作狀態，並進一步將感測器資料進行分析與分類，推算使用者當前的行為動作。最主要的目標是偵測拿取或放下物品的動作，做為啟動拍照功能的時間點並紀錄當下的環境照片與物品。

##### **(2)完成 APP 開發以幫助使用者：**

完成一個可以載入資料的 APP 應用程式，此應用程式透過使用者的同意，家屬可以了解使用者的情況，得以達到遠端照顧年長者的功能。最後以視覺化的效果呈現內容，讓目標用戶及照顧者方便使用。本計畫將透過聊天機器人，輔助年長者能夠簡易尋回自己遺失的物品。甚至可以記錄使用者長期下來的活動紀錄，進而可以觀測到使用者的行動能力是否出現異常。

#### **(五)需要指導教授指導內容**

(1)指導失智症的相關醫學背景知識。

(2)指導資料分析與避免資料定義不全所導致錯誤的分析結果。

(3)相關資料分析套件的使用與相關教學理論推導。

(4)指導論文的撰寫方法與修改論文。

## (六)參考文獻

- [1] B. E. Stopschinski, K. Del Tredici, S.-J. Estill-Terpack, E. Ghebremdehin, F. F. Yu, H. Braak, and M. I. Diamond, "Anatomic survey of seeding in Alzheimer's disease brains reveals unexpected patterns," *Acta neuropathologica communications*, vol. 9, pp. 1-19, 2021.
- [2] 傅中玲 (2008) 。台灣失智症現況。台灣老年醫學暨老年學雜誌，3 (3) ，169-181 。  
Fu, Tsung-His and Pau-Ching Lu (2012) 。台灣的人口老化與社會政策。載於 Tsung-His Fu and Rhidian Hughes 主編。東亞的人口高齡問題：21 世紀的挑戰與政策發展 (頁 101-116) 。臺北：巨流。
- [3] 陳達夫 (2008) 。台灣長期照護機構失智症患者的盛行率。載於李明濱等主編。失智症完全手冊 (頁 53-56) 。台北市：健康文化。
- [4] F. Demrozi, G. Pravadelli, A. Bihorac, and P. Rashidi, "Human activity recognition using inertial, physiological and environmental sensors: A comprehensive survey," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 210816-210836, 2020.
- [5] D. R. Beddiar, B. Nini, M. Sabokrou, and A. Hadid, "Vision-based human activity recognition: a survey," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 79, pp. 30509-30555, 2020.
- [6] D. Bouchabou, S. M. Nguyen, C. Lohr, B. LeDuc, and I. Kanellos, "A survey of human activity recognition in smart homes based on IoT sensors algorithms: Taxonomies, challenges, and opportunities with deep learning," *Sensors*, vol. 21, p. 6037, 2021.
- [7] 楊于進. 多感測器系統與即時性動作辨識. 交通大學資訊科學與工程研究所學位論文, pages 1–32, 2017.
- [8] 張書瑜. 利用加速規與陀螺儀進行樓梯、斜坡與平地行走之動作判讀 國立台灣師範大學運動與休閒學院 運動競技學系碩士論文, page 1-51, 2014
- [9] 黃志遠. 攝影機來辨識. 國立中山大學資訊管理研究所碩士論文, p1-91, 2012
- [10] Shoemake K. Animating rotation with quaternion curves[C]//ACM SIGGRAPH computer graphics. ACM, 1985, 19(3): 245-254.
- [11] Accelerometer Data for Energy Harvesting During Walking Estimation, Published: 17 November 2020|Version 1|DOI:10.17632/5rrxw7y5bj.1, Contributors: Christopher Beach, Alexander Casson
- [12] Chen T, Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System[C]. Knowledge discovery and data mining, 2016.
- [13] Deep Convolutional and LSTM Recurrent Neural Networks for Multimodal Wearable Activity Recognition Francisco Javier Ordóñez \* and Daniel Roggen ,2015
- [14] Human Activity Recognition With Accelerometer and Gyroscope: A Data Fusion Approach *IEEE Sensors Journal*, 2021