

臺北科技大學資訊工程系  
111 學年度實務專題計畫成果報告

結合小型相機與動作辨識於  
照護年長者系統之應用研究

專題編號：111-CSIE-S012

專題計劃參與人員：108590021 黃品宥

108590044 何柏憲

108590451 陸詠涵

108590452 林峻霆

指導教授：白敦文 教授

執行期間：110 年 1 學期至 111 年 1 學期

# 摘要

專題名稱：結合小型相機與動作辨識於照護年長者系統之應用研究

頁數：28

校所別：國立臺北科技大學 資訊工程系

畢業時間：一百一十一學年度第二學期

學位：學士

專題計畫參與人員：黃品宥、何柏憲、陸詠涵、林峻霆

指導教授：白敦文 教授

關鍵詞：Internet of behavior, motion detection, gyroscope, accelerometer, dementia

隨著超高齡社會的來臨，相對衍生長者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料之外，額

外頻域和空間域特徵分析，再以 Random Forest 建構動靜預測模型和即時辨識動作的模組分類，自動辨識使用者的兩個主要動作(拿/放、走路)，最後依設定觸發胸前攜帶相機之攝錄記錄，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。

# 目錄

摘要 .....	2
目錄 .....	4
第一章 緒論.....	6
1.1 研究動機 .....	6
1.2 研究目標 .....	7
第二章 背景知識.....	8
2.1 研究背景 .....	8
2.2 研究方法 .....	10
(1) 受測者及數據集來源 .....	10
(2) 設備 .....	11
(3) 深度學習回歸模型 .....	13
2.3 研究步驟 .....	15
第三章 實踐流程.....	16
3.1 特徵選取 .....	16
3.2 訓練模型方法(Random Forest).....	17
3.3 APP 運用技術 .....	18

第四章 實作結果.....	19
4.1 初步資料結果 .....	19
4.2 預測結果分析 .....	20
4.3 APP 呈現結果.....	22
第五章 結論與未來方向.....	24
5.1 結論 .....	24
5.2 未來方向 .....	24
5.3 專題心得 .....	25
第六章 參考文獻.....	27

# 第一章 緒論

## 1.1 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。

## 1.2 研究目標

透過此次研究，我們希望達到以下目的，藉此協助失智長者紀錄或尋為遺失物：

- 使用可穿戴的慣性測量單元 IMU 用以達到穿戴便利性
- 協助失智長者改善生活品質的適用性與實用性

## 第二章 背景知識

### 2.1 研究背景

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。

目前 Jukka-Pekka Onnela 等學者[9]的研究中使用智能手機的陀螺儀和加速度計數據進行活動分類，而他們引入了所謂的 movelet 方法的修改版本，來分類活動類型並量化該分類中存在的不確定性，區分步行、上樓梯、下樓梯、站立和坐姿，但是預測之結果和放置手機之位置有很大的相關性，而我們將設計一種系統來改善此問題和增加預測之準確性。

## 2.2 研究方法

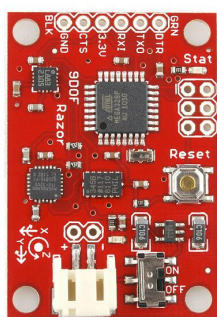
### (1) 受測者及數據集來源

本研究的數據集來源是由作者自己收集的數據。由於想要相關數據集屬性，在網路尚無任何開源數據集有提供研究，因此嘗試自己收集數據。數據收集的時間是於 2021~2022 年進行。資格要求包括 18 歲以上並且能夠在沒有人的協助或沒有其他設備的情況下行走及拿起/放置物品。其中成員

包含作者四名健康受試者，包括一名女性和三名男性，參加這項研究之蒐集。其中，數據集分為手部及腳部，每次收集都是以 59 秒為一個單位，共 274 組資料，每一組資料約有 800~1000 筆。

## (2) 設備

所有參與者都配備兩組 IMU(Inertial Measurement Unit)(如圖一(a))內含各種複雜的資訊，包括三軸陀螺儀、三方向加速度計(Accelerometer)及三方向磁場儀(Magnetic)，將以上三者結合成 ESP32，安裝在受測者的右手腕和左腳的位置如圖一(b)(c)所示來測量數據。以 20 Hz 的採樣率進行測量，再以藍芽 HC - 05 如圖一(d)傳送接收的數據。



圖一(a)、IMU 感測器模組



圖一(d)、HC-05 藍芽模組

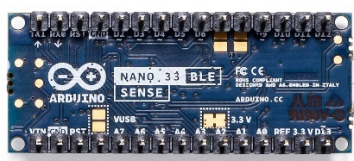


圖一(b)、手部感測器穿戴位置圖

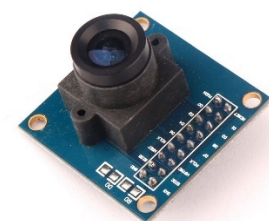


圖一(c)、腳部感測器穿戴位置圖

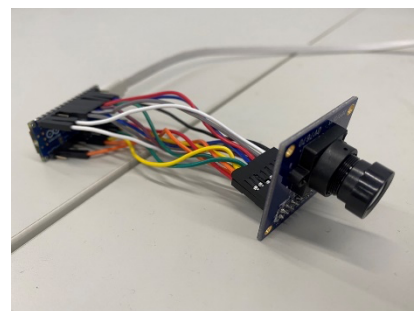
在小型相機系統中，我們使用 Arduino Nano 33 BLE Sense 搭配 ov7670 攝像頭模組進行視覺化的相關應用。Arduino Nano 33 BLE Sense 具有與 Arduino IDE 在線和離線完全兼容的架構。該板還具有 9 軸慣性測量單元（IMU），溫度，壓力，濕度，光線，顏色甚至手勢傳感器。甚至可以使用麥克風，並且可以通過專門的函數庫進行管理。本研究選擇使用 BLE Sense 的主因，是因為它具有強大的儲存資料，適合存去大量拍下的照片。再者，Arduino Nano 33 BLE Sense 如圖二(a)擁有強大功能 Cortex M4F 的 Nordic nRF52840 處理器，具有與 Arduino IDE 在線和離線完全兼容的架構，因此選擇它與 OV7670 如圖二(b)搭配使用。如表 3 為 OV7670 與 Arduino Nano 33 BLE Sense 接線對照表。圖二(c)為 Arduino Nano 33 BLE Sense 與 OV7670 攝像頭對接圖示。



圖二(a)、BLE Sense 模板



圖二(b)、OV7670 模板



圖二(c) BLE Sense 與 OV7670 對接圖

OV7670 Pin Name	OV7670 Pin Number	BLE Sense Pin Name	備註
3.3V	01	3.3V	
GND	02	GND	任一個 GND 皆可
SCL	03	SCL/A5 (P0.02)	
SDA	04	SDA/A4 (P0.31)	
VS	05	D8 (P0.21)	
HS	06	A1 (P0.05)	
PCLK	07	A0 (P0.04)	
XCLK	08	D9 (P0.27)	
D7	09	D4 (P1.15)	
D6	10	D8 (P1.14)	
D5	11	D5 (P1.13)	
D4	12	D3 (P1.12)	
D3	13	D2 (P1.11)	
D2	14	D0/RX (P1.10)	
D1	15	D1/TX (P1.03)	
D0	16	D10 (P1.02)	
RESET	17	A2 (P0.30)	可不接
PWDN	18	A3 (P0.29)	可不接

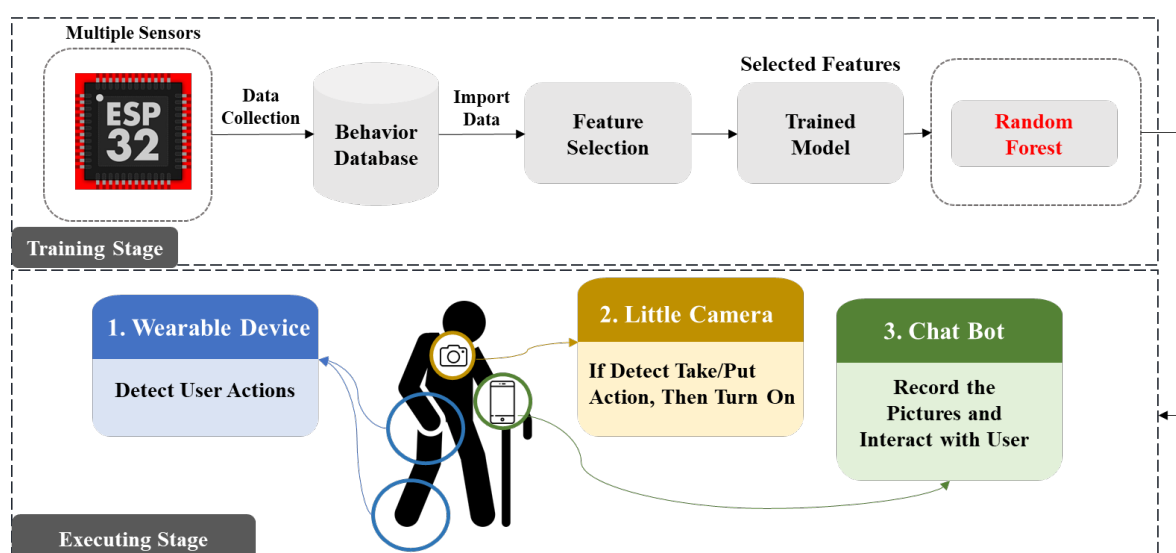
表 3：OV7670 與 Arduino Nano 33 BLE Sense 接線對照表

### (3) 深度學習回歸模型

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。圖三為本研究的系統架構圖，本系統之受測者將穿戴兩個多軸感測器，每一台感測器都會收集十四項回傳值(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、一個時間值)，數據會加入傅立葉轉換、一次微分、二次微分、arctangent 分析，除此之外，並與先前已發表

的文獻進行組合分析比較，所有數據會透過 Random Forest 進行模型訓練，分類使用者的個動作，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 應用程式及聊天機器人的連結，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。

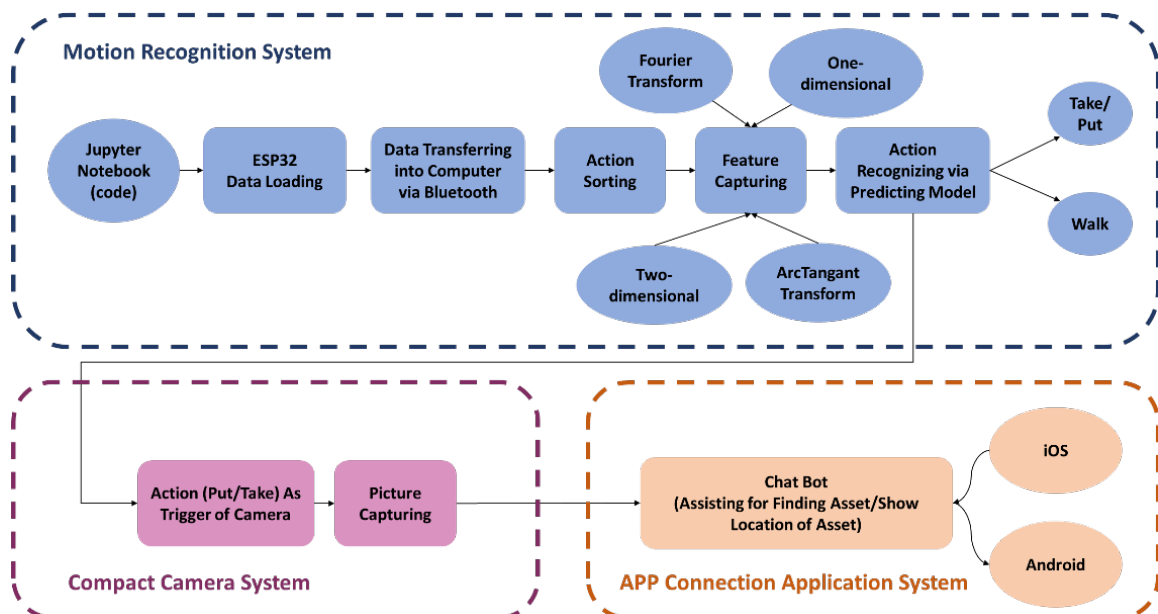
在執行階段的使用情境上，使用者將本研究的感測裝置配戴於手腕與腳踝兩個位置，藉由 ESP32 的回傳值透過模型做判斷不同行為動作的自動分類，在辨識特定動作後啟動不同功能，例如辨識為拿取或放置動作時會自動觸發胸前相機的照相功能，再將影像自動匯入手機於雲端系統，當使用者尋找遺忘物品之需求時，可藉由手機 APP 查看照片，可以得知物品實際位置，後續甚至能夠尋回物品。



圖三、系統架構圖

## 2.3 研究步驟

系統開發流程如圖四所示，包括動作辨識、相機觸發模組及 APP 連線應用三個主要模組。在動作辨識模組中，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 Python 撰寫程式，透過感測裝置的藍芽功能來同時接收 2 顆感測器的資料。動作分類將透過傅立葉、一次微分、二次微分及 arctangent 等特徵建構 Random Forest 模型預測行為樣式。第二個模組是接收前一模組的分類結果，依據預測之結果觸發相機之開關紀錄，最後以 Firebase 的技術將照片存取於資料庫，第三個 App 連接應用是接收第二個模組儲存於資料庫的照片，藉由手機 UI 呈現之結果和後續應用。



圖四、開發流程圖

## 第三章 實踐流程

### 3.1 特徵選取

九軸感測器收集測試員運動的數據時，通常是持續不斷的，在這當中包含許多動作像是拿、放、走路，形成由多個離散點組成的長數據，因此有必要對數據做分割和傅立葉轉換。分割是把每一種動作的時域訊號分解出來，分割後訊號必定要包含一個完整的動作，如果太小會讓動作取樣的不完整，太大就則會取到一種以上的動作，這都會影響到後期的正確率，所以我們在採樣頻率為 20Hz 每個動作不超過 1.5 秒的情形下，Window Size 設置為 30 最為合理；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。

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

$$\text{其中， } An = x(n)\cos \left( \frac{2\pi kn}{N} \right), Bn = x(n)\sin \left( \frac{2\pi kn}{N} \right) \quad (2)$$

其中，一次與二次微分別計算極值的出現點以及為最大或最小值得出現，藉由以上這兩種特徵也可得知根據時間的變化量和加速度而此數據能



夠更是視覺上的看出動作的變化（走路、拿放）一次微分由後項減前向除以時間來做近似，二次微分則以一次微分做微分近似。式(3)為一微、二微轉換公式。

$$f(n) = \frac{(x_{n+1}-x_n)}{(t_{n+1}-t_n)} \qquad f(N) = \frac{(f(N+1)-f(N))}{(t(N+1)-t(N))} \qquad (3)$$

### 3.2 訓練模型方法(Random Forest)

本研究選擇 Random Forest 模型是由於它能處理高維度的資料（也就是多種特徵資料），並且不用做初步的特徵選擇。再者，在訓練過程中，能夠檢測到 features 之間的影響。隨機森林在處理不平衡的資料集時，它可以平衡誤差。當存在分類不平衡的情況時，它也能提供平衡資料集誤差的有效方法。訓練過程也能給出特徵的重要性，因而選出研究中需要的 3 特徵(移除重要性低的特徵)。本研究使用 274 組資料作為訓練樣本，並且選擇 36 種特徵進行模型的訓練。在此模型中主要調動的參數為以下五種，單個決策樹能使用的最大特徵數量為總特徵的多少百分比(max\_features 最終設定為 0.2)、子樹的數量，通常數值越大效果越好，但大到一定的範圍之後就會形成波動而不穩定(n\_estimators 最終設定為 100)、最小葉片的大小，實際的數量如果小於這個樣本數，則會選擇跟其他兄弟葉去做合併(min\_samples\_leaf 最終設定為 50)、隨機森林交叉驗證方法(oob\_score 最終設定為 True)及 CART 樹做劃分時對特徵的評價標準(criterion 最終使用 entropy)。

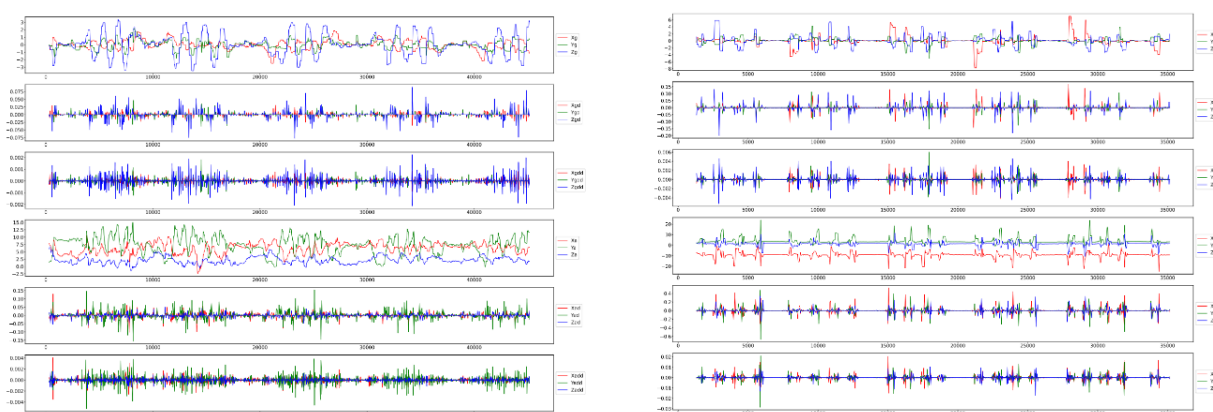
### 3.3 APP 運用技術

使用 Cloud Storage for Firebase，我們以上傳和共用用戶生成的內容（如圖片和視頻），以便將富媒體內容融入我們的應用。您的數據存儲在 Google Cloud Storage 中，這是一個 EB 級對象存儲解決方案，具備高可用性和全域冗餘性。通過 Cloud Storage for Firebase，我們可以直接從移動設備和網絡瀏覽器安全上傳這些檔，從容應對網絡不夠穩定的情況。我們選擇這個做我們的基礎建立 IOS 的 App 從中取得照片讀取。

## 第四章 實作結果

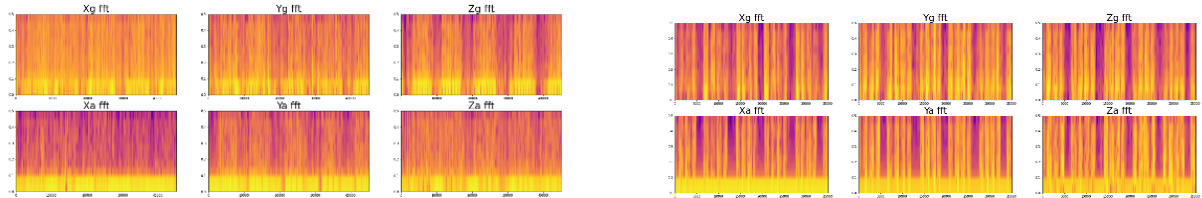
### 4.1 初步資料結果

圖五為感測器即時收集動作產生的特徵曲線圖，其中有原感測器所產生的數據，也有其他透過一微、二微等特徵運算而得出的新特徵值，我們可以觀察到曲線圖有兩種明顯不同的區分。在走路的動作時，因為手和腳會有固定頻率的擺動，所以感測器的數據曲線不論是手部或腳部的數據顯示都會有較大的波動；而拿起/放置的動作時，因為通常是停下來才放置東西，所以數據曲線在腳部的感測器上，明顯波動變小甚至變為 0。我們將其觀察記錄且標籤動作當作訓練數據集，再放入 Random Forest Model 進行預測。在放入預測模型之前，我們也加入一些數據的轉換，像是傅立葉時域轉頻域的特徵變化。如圖六所示，為陀螺儀、加速度儀的傅立葉特徵圖，在圖中可以明顯觀察出動作變換時的頻域變化，拿起/放置時的頻域變化較深，走路時的頻域變化較淺。



圖五、手部(左半部)及腳部(右半部)sensor 收集動作的數據

(動作: 走路先開始, 進行 5 次走路、5 次拿起/放置)



圖六、手部(左半部 6 張)及腳部(右半部 6 張)sensor 的數據轉傅立葉值的結果

(動作: 走路先開始, 進行 5 次走路、5 次拿起/放置)

## 4.2 預測結果分析

特徵的數量	6	12	18-1	18-2	24-1	24-2	36
Acc (Take/Put)	83%	75%	87%	86%	93%	92%	89%
Acc (Walk)	93%	88%	97%	94%	98%	98%	97%
F1 Score	82%	84%	87%	88%	94%	93.8%	91%

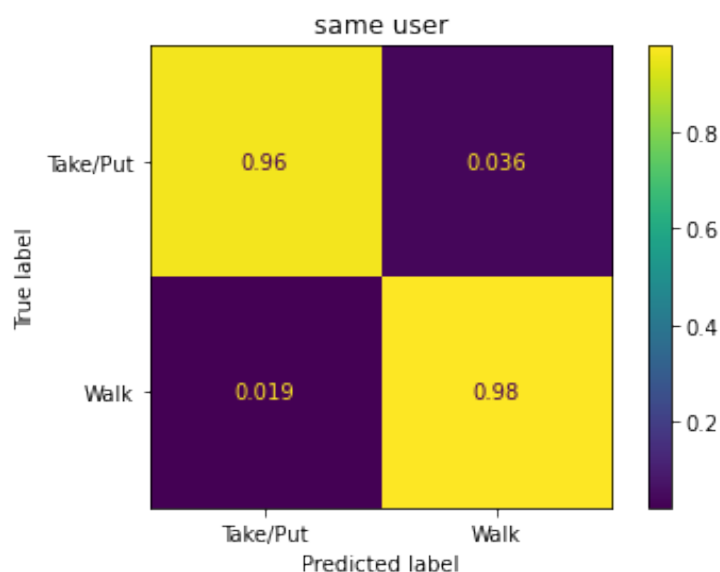
表 4、不同特徵數量預測動作的準確率

動作數據集給予標籤後, 將其當作對照資料組 (也就是 ground-truth), 使用另外收集的動作數據集來預測結果。在預測結果的呈現, 我們觀察到使用不同數量的特徵, 會影響預測結果的準確率。在表 4 中, 6 種特徵主要是 ESP32 本身的三方向陀螺儀和三方向加速度儀的數值去做預測, 得出的結

果 F1 Score 為 82%;而 12 種特徵是由前 6 種特徵數據加入 Gyro 及 Accelerometer 的傅立葉轉換，得出的結果 F1 Score 小幅動提升為 84%;而 18-1 種特徵是由前 12 種特徵加入 Gyro 及 Accelerometer 的傅立葉平方根特徵轉換，得出的結果 F1 Score 小提升為 87%;而 18-2 種特徵是由前 12 種特徵加入 Gyro 及 Accelerometer 的傅立葉反正切函數(arctangent)特徵轉換，得出的結果 F1 Score 小提升為 88%;而 24-1 種特徵是由前 18-2 的特徵加入 Gyro 及 Accelerometer 的一微轉換特徵，得出的結果 F1 Score 來到 94%;而 24-2 種特徵是由前 18-2 特徵加入 Gyro 及 Accelerometer 的二微轉換特徵，得出的結果 F1 Score 來到 93%;而 36 種特徵是由前 18-2 特徵加入 Gyro 及 Accelerometer 的一、二微轉換特徵，得出的結果 F1 Score 是 91%。從預測結果分析，可以觀察到在特徵預測動作的部分，取原數據值加上傅立葉、傅立葉反正切函數、傅立葉平方根、和陀螺儀、加速度儀一微二微的數據值特徵後，預測動作所得的 F1 Score 準確率有逐漸提高的趨勢。但相對於 36 種特徵全取，若將特徵量只取 24-1、24-2 個特徵數量，其預測效果是相對最高的(可高達 94%)。因此，在預測動作系統中，我們使用 24-1 種的特徵進行動作的預測。

而在即時預測的結果中，我們觀察到數據集的訓練是需要個別化使用者的資料去訓練模型才會準確。在每個受測者中，我們個別收集一分鐘的動作數據集，並且以每 6 秒為一循環 (走路 5 秒、拿起/放置 1 秒)收集其數據

進行訓練，由結果發現，若訓練的數據集與即時辨識的使用者為同一人，在預測結果準確率可高達 97 %如圖七所示 ;然而，若訓練數據集與即時辨識的使用者為不同人時，訓練預測的結果會極為不準確，只有 36%。因此，在訓練模型時，數據集的依賴性是相當重要的，可知此應用為資料依賴性在動作上面的預測。

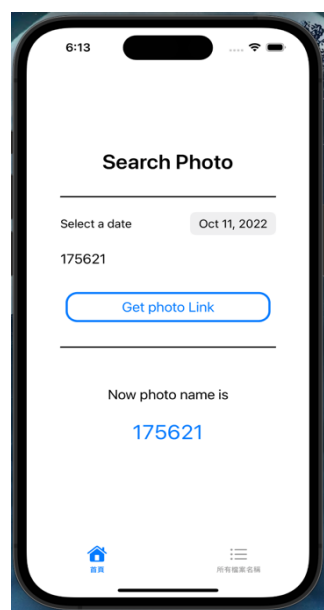
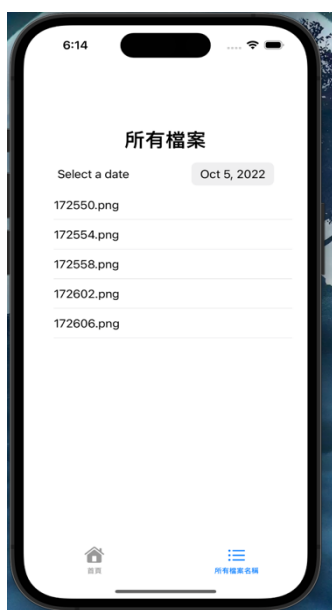


圖七、訓練數據集與測試為同 user 在即時辨識動作的預測結果圖

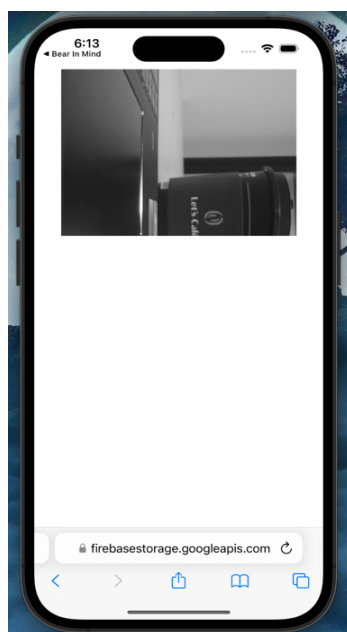
### 4.3 APP 呈現結果

在接收到拿放動作的訊號後，我們藉由 Firebase 技術和 swiftui 建立 App，使拍下的照片存取到 Firebase，並由 APP 介面顯示畫面，協助失智長者尋回他所遺忘的物品資訊。我們將觸發相機後所拍下的照片，依照當

下的時間進行檔案命名，因此，使用者可以透過他哪一天遺失，進行特定日期的查詢。圖八(a)為 2022/10/05 當日所有偵測到拿放動作所拍下的照片檔。透過特定的時間資訊，我們輸入照片檔的名稱(如圖八(b))進行抓取 Firebase 中的照片，並顯示其照片到 APP 介面中(如圖八(c))。



圖八(a)、所有 2022/10/05 觸發相機所拍下照片 圖八(b)、輸入時間資訊抓取照片連結介面



圖八(c)、照片顯示介面

## 第五章 結論與未來方向

### 5.1 結論

可以發現本研究使用 24 種特徵，其準確率已可以來到 97%。相較於先前的研究的特徵有八十種，其準確率也是 98%。由此可知，重點特徵的選擇，在預測準確上是極為重要的。利用重點特徵的預測，可以使模型訓練特徵數量更為簡單但同時也可達到很高的預測效果。而我們也發現在預測拿起/放置的準確率都會略低於預測走路的準確率。其原因可能為每次收集拿起/放置的數據都會少於走路的數據集。再者，可能在資料集前處理時，smooth 或平移數據集有小落差，動作轉換時的區間和所給予的標籤沒有對應得相當精準，這都是我們要繼續強化的部分。

### 5.2 未來方向

另外，在即時辨識時，使用者訓練的數據集是否為同一個人，是大大影響著預測結果的，換句話說，目前本研究的模型針對不同使用者需要導入個人訓練集來做個人模型的訓練，此為資料依賴性在動作辨識上的應用。若想要將設備普及化，我們也會嘗試在不同使用者中，尋找大家平均動作辨識的 Window Size，來增加感測器的泛用性。而模型選擇的部分，我們目前使用 Random Forest 模型在個別使用者的預測上，在隨機森林的模型中，我們已



經找到一組參數，使預測可以來到高達 97%的準確率。但隨機森林建構的模型在解決迴歸問題時，並沒有像它在分類中表現的那麼好，這是因為隨機森林並不能給出一個連續的輸出。當其進行迴歸時，此方法不能夠做出超越訓練集資料範圍的預測，這可能導致在某些特定雜訊的資料進行建模時出現 overfitting 的狀況。因此，未來我們會持續嘗試加入其他種特徵，來提高動作預測的準確率。並且嘗試使用不同訓練模組如 SVM、XGBoost 來預測動作，來驗證我們的模型，以達到穩定模型的效果。

### 5.3 專題心得

在這一年半的專題中，我們面對各式各樣的挑戰。先說設備問題，一開始我們收集數據的過程是相當坎坷的，藍芽會因為連線不穩而斷線、port 會在電腦顯示中消失。在測試中，不斷斷線，使我們無法收集一筆完整的數據。在正當操作的情況下，我們實在找不出解決方法。我們後來發現可能是因為在網路上購買設備，因此相對沒有保障。在大家的討論後，我們重新買了三組 Arduino 模板，的確相對穩定很多。在小型相機的時候，也遇到相同的情況。我們其實程式設計是沒有問題的，但就是因為設備壞掉，因此在拍照的過程中，永遠都是全黑的畫面，讓我們心力交瘁，卡關了整整一個月。面臨兩次一樣的狀況，真的使我們記取教訓，不敢再重蹈覆轍了。

在程式實作時，除了需要清新的頭腦外，細心也是相當重要的。有幾次，由於我們沒注意到藍芽兩端相傳的 SerialPort 不同，一端鮑率為 38400，另一端鮑率是 9600，因此程式即便完全沒錯也始終無法達到我們想要的結果。

感謝一次次的 debug，讓我們在挫敗之中，學習且獲得到許多寶貴的經驗以及在未來如何解決相似問題的能力。專題中，我們也學會了團結合作的技能，很感謝在這趟專題之旅中，擁有一群夥伴一起討論，使遇到瓶頸的我們可以互相討論，快速地解決問題。即便未來，我們將接觸到新的設備以及學習到新的程式語言，使我們必須一次次重新適應自己使用的環境。但在面對相似的問題時，我們不會慌亂，能夠回想之前遇到的種種問題，一項項的去攻破。

最後，最感謝的就是白老師這一年半每週都願意和我們討論專題，指引我們方向。在我們遇到問題時，馬上提點我們，使我們一直走往正確的方向。老師時常給予我們建議，在卡關或找不出解決方法時，總是會有新的想法告訴我們一些未曾想過的資訊。非常謝謝老師，您辛苦了!!!

## 第六章 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] Emily J. Huang, Jukka-Pekka Onela. Augmented Movelet Method for Activity Classification Using Smartphone Gyroscope and Accelerometer Data *Sensors* 2020, 20(13), 3706; doi.org/10.3390/s20133706