國立交通大學資訊工程學系

資訊專題成果報告

基於 Garmin 智慧手錶之個人化日程行為記憶助理

Personalized Behavior Analysis Assistant Based on Garmin Smartwatch

專題題目說明、價值與貢獻自評(限100字內):

透過我們開發的 Garmin 智慧手錶 CIQ App 將 sensor 收集到的資料上傳到 IoTtalk 平台,記錄受試者的日程行為。利用多種演算法進一步分析,比較結果的精準度,並加以改善。我們設計了讓智慧手錶配戴者能更便利的分析自己日程行為的方法。

專題隊員:

學號	姓名	手機	E-mail	負責項目說明	專題內貢獻度(%)
0816139	許綾恩	0909990151	leann9001@g mail.com	CIQ APP 開發、模型 訓練、修改數據記錄方 法、報告撰寫	40%
0816055	羅晴	0976377665	a0931053118 @gmail.com	設置 dashboard、配 戴手錶記錄日程行為、 連接 IoTtalk 平台、 報告撰寫	30%
0816091	荊姿芸	0917966066	ginny.ching@ gmail.com	文獻蒐集、模型訓練、程式改良、報告撰寫	30%

本專題如有下列情況則請說明:

1.為累	【積之成果(含i	論文及專利)、2.有研究生參與提供成果、3.為大	型研究之一部份				
		相關研究生資料(無則免填):					
級別年級 姓名 提供之貢獻 專題內貢獻							
	【說明	】上述二表格之專題內貢獻度累計需等於 100%	6 °				
		指導教授簡述及簡評:					
基於現有硬體	聲標構下的限制	J·實現最佳化的結果表現·嘗試以各種面向深 <i>。</i>	入探勘資料・從提高				
資料蒐集品質	「,到機器學 習	習演算法最佳化,盡力拉高的預測效能,相信在認	這過程中所學豐富,				
大量累積對於	`AI 相關知識	與實戰經驗,整體結果符合專題研究的預期目的	與效益。				
		指導教授簽名:	村引蔚				

中華民國 一百一十一 年 十二 月 三十 日

專題摘要

本專題的研究主軸為利用 Garmin 智慧手錶收集到的資料做人類行為分析,提出能讓智慧手錶配戴者無論在何處都能分析並記錄其日程行為的方法。透過我們在手錶上開發的 CIQ App,將資料上傳到 IoTtalk 平台,同時記錄手錶配戴者的日程行為。利用 Decision Tree 、 Random Forest 、 XGBoost 、 AdaBoost 、 Histogram-based Gradient Boost 以及 Ensemble 等六種演算法做行為識別。比較各演算法的優劣,並改善 CIQ App 的程式碼,在等待佇列長度限制內加速手錶資料上傳的速度。最後得出使用 Decision Tree 所分析的行為準確率最低(0.57),其他的演算法都有 0.7 以上的準確率。

— 、 關鍵詞

IoT(物聯網)、Human behavior recognition(人類行為識別)、Machine Learning(機器學習)

二、 專題研究動機與目的

與指導教授討論後,我們決定朝物聯網(IoT)的方向發展,希望能將自己這幾年的所 學應用到生活中,對目前的生活方式作出改善。

隨著智慧型手機的普及,物聯網和智慧裝置的應用也逐漸走入大眾的生活。我們觀察到近幾年越來越多的人將原本配戴的機械式手錶換成功能更多的智慧手錶,在查看時間的同時,智慧手錶也能提供其他用途,例如:即時信息通知、音樂播放、記錄行走步數等。智慧手錶的功能越來越多元,甚至能取代 MP3 隨身聽、計步器等其他裝置。我們覺得若是能利用智慧手錶的 sensor 收集到的資料,配合物聯網平台做進一步的處理和分析,能更大程度的發揮智慧手錶的用途。

我們希望透過我們的研究能分析並記錄配戴者的行為模式。讓智慧手錶不只是看時間的工具,更可以監測配戴者當前的狀態,改良智慧手錶在生活中的應用。

三、 現有相關研究概況及比較

近年針對使用智慧手錶的行為識別研究相對著重在 CNN-LSTM 演算法上,透過使用卷積神經網路和長短期記憶網路進行深度學習與分析。這些研究中大多未有詳細提及資料的收集方式,只著重在資料處理的成果和精準度。故我們的研究前期在資料的取得上花費較多時間。有賴於我們自己開發的 CIQ APP,只要手錶能連上網路,我們就能夠進行資料的收集和分析。因此相較於現有研究,我們的研究記錄的行為並不侷限在單一地點。意即配戴者無論是在家裡或是戶外,只要配戴者在進行 walking 的行為,這項資料都會被歸類在 walking 的 AI Label 中,不會因為 walking 的地點不是特定地點而將資料排除在外。

四、 專題重要貢獻

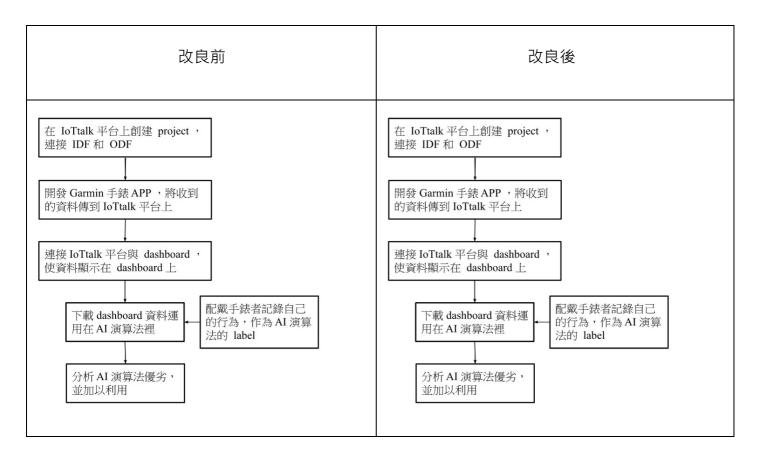
開發出能在 Garmin 手錶上運行的 Connect IQ (CIQ) APP。將 sensor 接收到的數據 上傳至 IoTtalk,並利用 Dashboard 以及 CIQ Device Application (DA) 記錄各項數據。將 資料統整後,比較各種 AI 演算法在行為識別上的優劣,最後找出精準度較高的演算法加以使 用。

五、 團隊合作方式

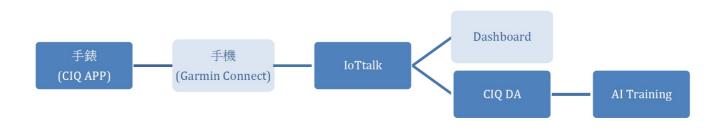
定期與教授確認進度,遇到阻礙可以和教授討論解決方式,接受教授建議並改進不足之處。與專題組員定期開會討論目前進度,利用 github 分享程式碼,並訂定下一階段目標,有問題會隨時詢問互相協助。

六、 設計原理、研究方法與步驟

● 設計架構

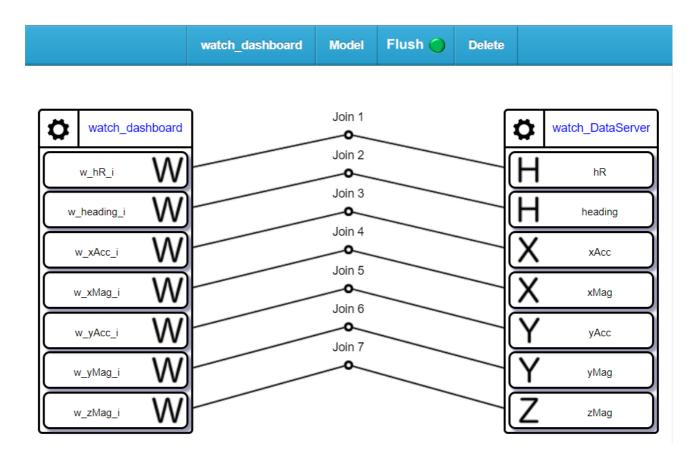


● 系統架構



注:深色區域為我們有參與設計與貢獻的部分

● IoTtalk project 簡介



Project name : watch_dashboard									
IDF Device model	IDF list	ODF Device model	ODF list						
watch_dashboard	[w_hR_i, w_heading_i, w_xAcc_i, w_xMag_i, w_yAcc_i, w_yMag_i, w_zMag_i]	DataServer	[hR, heading, xAcc, xMag, yAcc, yMag, zMag]						

● 研究步驟

1. CIQ APP 開發

由於 CIQ 使用的是 Garmin 開發的語言: Monkey C 所以我們並不能直接使用 IoTtalk 原有的 API,必須利用教授提供的 RESTful API 說明,自行開發出 Monkey C 對 IoTtalk 的聯繫函式。

1.1. 設備註冊

照著 API 說明,利用 Toybox.communication 中的 makeWebRequest function ,將註冊資料 push 到 IoTtalk 伺服器的 IP 位置。

1.2. 資料取得

利用 Toybox.Sensor 資料庫內的 get.Info() 取得 sensor 即時數據。

1.3. 資料上傳

因為 dashboard 只接受一維陣列·故每個 sensor 都各自利用 makeWebRequest function 將數據 push 上自己的 IDF endpoint。

2. 記錄日程行為

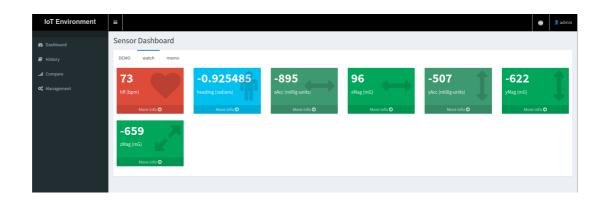
配戴手錶者需要記錄自己幾點幾分正在做什麼,才能和收集到的資料時間吻合。主要的日程行為有 walking, sitting, standing, lying, eating, driving, riding, using computer, bathroom,用來作為 AI 演算法的 label 。但後期發現不同 label 的樣本數量差距過大(ex: riding 只有 2 筆,using computer 有828 筆),造成訓練出來的 AI 模型成果不佳。因此,我們決定刪掉那些樣本數

量太少的 label。最後留下來的 label 有 walking, sitting, lying, eating, driving, using computer。

3. 數據記錄

3.1. Dashboard(改良前)

利用教授給的檔案及教學設置 dashboard · 並修改其中的程式碼來串接到指定的 IoTtalk project · 再自行增加 dashboard 裡的 sensor 來對應 ODF 以及 field 來顯示我們的收到的資料。



3.2. CIQ DA(改良後)

利用教授給的檔案並修改程式碼,再自行增加 project 所需的 ODF。將 CIQ DA 串接到指定的 IoTtalk project ,接收來自於 CIQ App 所送出來的生理 資料。故當我們開啟 CIQ DA 時,就能以一秒一個資料的速度來接收資料。

4. 模型訓練

結合 20 筆連續時段資料成一筆並且加上每筆資料該段時間的行為作為 label。最後 shuffle data 與 feature 讓資料滿足隨機性。使用不同演算法訓練模型,並判定 AI 模型的效果優劣。

七、 系統實現與實驗

● 加速資料上傳速度

因為 CIQ 的 web requset 等待佇列只能放四個請求,否則會有 BLE Queue Full 的問題。原先採用 Garmin 工程師建議每次請求有结果後,再發起第二個請求。但收集數據過程中發現太慢,故改成每次上傳四個請求。等待該輪請求有結果後再上傳下一次請求。每個 sensor 上傳速度從 10 秒一筆資料變成約莫 1~2 秒就會有一筆資料。

● 演算法比較方法

採用 Decision Tree、Random Forest、XGBoost、AdaBoost、Histogrambased Grandient Boost 以及 Ensemble 六種演算法與 5-fold validation,其中以 Decision Tree 的準確率最低(0.57),其他的演算法都有大約 0.72 到 0.74 的準確率。

八、 效能評估與成果

下表為我們訓練完六種演算法的成果:

演算法	classification report					confusion matrix						
Decision Tree	b'driving' b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg	precision 0.35 0.24 0.38 0.56 0.75 0.37	recall 0.29 0.27 0.41 0.59 0.72 0.32	f1-score 0.32 0.26 0.40 0.57 0.73 0.34 0.57 0.44 0.57	support 130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032	b'sitting' - b'driving' - b'eating' - b'lying' - b'using_computer' - b'walking' -	50 10 3 44 31 8 ,		6 6 76 65 82 4 4 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7	31 63 44 338 99 30	22 22 46 85 578 16	2 9 3 33 11 31

						1
						b'sitting' - 53 1 0 53 23 0
	Alternativities () and a second second	precision	recall	f1-score	support	
						b'driving' - 2 23 1 114 13 0
	b'driving'	0.80	0.39	0.53	130	
	b'eating'	0.63	0.14	0.23	153	b'eating' - 2 0 70 43 68 0 b'lying' - 2 8 14 541 76 1
	b'lying'	0.80	0.40	0.54	183	b'lying' - 2 8 14 541 76 1
Random Forest	b'sitting'	0.61	0.83	0.70	642	5 Diving 2 0 14 341 70 1
Randonniolest	b'using_computer'	0.80	0.90	0.85	828	b'using computer' - 10 2 5 63 747 1
	b'walking'	0.97	0.41	0.57	96	b daing compacer
						b'walking' - 0 0 0 58 4 34
	accuracy			0.72	2032	
	macro avg	0.77	0.51	0.57	2032	butture butture bestire butture buttur
	weighted avg	0.74	0.72	0.69	2032	Hair Adha Hear All County Pingh
	0 0					sing.
						by the second
						predicted label
1						b'sitting' - 54 7 0 51 18 0
1						
1		precision	recall	f1-score	support	b'driving' - 0 36 2 101 13 1
1	, , , , , , ,			c		
1	b'driving'	0.77	0.42	0.55	130	ਲੂ b'eating' - 2 2 84 31 64 0
	b'eating'	0.49	0.22	0.31	153	b'eating' - 2 2 84 31 64 0
	b'lying'	0.75	0.48	0.58	183	ਤੇ b'lying' 6 32 19 514 64 7
XGBoost	b'sitting'	0.63	0.79	0.70	642	
VGBOOSE	b'using_computer'	0.82	0.89	0.85	828	b'using_computer' - 8 5 15 59 740 1
	b'walking'	0.82	0.52	0.64	96	
	200110201			0.73	2032	b'walking' - 0 1 0 40 4 51
	accuracy macro avg	0.71	0.56	0.61	2032	ف نه ف ف ف
	weighted avg	0.73	0.73	0.71	2032	tighted benied bested byted byted
	weighted avg	0.75	0.75	0.71	2032	2 P. P. Co. A.
						tisting terring tealing things to the state of the state
						predicted label
				64		b'sitting' - 50 4 0 48 28 0
		precision	recall	f1-score	support	
						b'sitting' 50 4 0 48 28 0 b'driving' 1 30 1 107 14 0
	b'driving'	0.78	0.36	0.49	130	b'driving' - 1 30 1 107 14 0
	b'eating'	0.78 0.59	0.36 0.15	0.49 0.24	130 153	b'driving' - 1 30 1 107 14 0
	b'eating' b'lying'	0.78 0.59 0.84	0.36 0.15 0.39	0.49 0.24 0.54	130 153 183	b'driving' - 1 30 1 107 14 0
A de De cet	b'eating' b'lying' b'sitting'	0.78 0.59 0.84 0.61	0.36 0.15 0.39 0.82	0.49 0.24 0.54 0.70	130 153 183 642	b'driving' - 1 30 1 107 14 0
AdaBoost	b'eating' b'lying'	0.78 0.59 0.84	0.36 0.15 0.39	0.49 0.24 0.54	130 153 183	b'driving' - 1 30 1 107 14 0
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting'	0.78 0.59 0.84 0.61	0.36 0.15 0.39 0.82	0.49 0.24 0.54 0.70	130 153 183 642	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 0
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer'	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85	130 153 183 642 828	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 0
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer'	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85	130 153 183 642 828	b'driving' - 1 30 1 107 14 0
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking'	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53	130 153 183 642 828 96	b'driving' - 1 30 1 107 14 0
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking'	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53	130 153 183 642 828 96	b'driving' - 1 30 1 107 14 0
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53	130 153 183 642 828 96 2032	b'driving' - 1 30 1 107 14 0
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53	130 153 183 642 828 96 2032	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 b'eating' - 1 1 67 46 68 0 b'lying' - 2 11 12 536 81 0 b'using_computer' - 9 6 7 54 751 1 b'walking' - 1 1 0 54 5 35
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53	130 153 183 642 828 96 2032	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 2
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53	130 153 183 642 828 96 2032	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 b'eating' - 1 1 67 46 68 0 b'lying' - 2 11 12 536 81 0 b'using_computer' - 9 6 7 54 751 1 b'walking' - 1 1 0 54 5 35 Heating beating beating beating by the beating by
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53	130 153 183 642 828 96 2032	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 2
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53	130 153 183 642 828 96 2032	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 b'eating' - 1 1 67 46 68 0 b'using_computer' - 9 6 7 54 751 1 b'walking' - 1 1 0 54 5 35 b'using_computer' - 9 6 7 54 751 1 b'walking' - 1 1 0 54 5 35 b'eating' - 1 1 49 15 0
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53	130 153 183 642 828 96 2032	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 2
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53 0.72 0.56 0.69	130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032 2032	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 b'eating' - 1 1 67 46 68 0 b'lying' - 2 11 12 536 81 0 b'using_computer' - 9 6 7 54 751 1 b'walking' - 1 1 0 54 5 35 b'eating' - 1 1 0 54 5 35 predicted label b'sitting' - 59 6 1 49 15 0 b'driving' - 1 44 2 94 11 1
AdaBoost	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95 0.76 0.73	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36 0.50 0.72	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53 0.72 0.56 0.69	130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032 support	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 b'eating' - 1 1 67 46 68 0 b'lying' - 2 11 12 536 81 0 b'using_computer' - 9 6 7 54 751 1 b'walking' - 1 1 0 54 5 35 b'eating' - 1 1 0 54 5 35 predicted label b'sitting' - 59 6 1 49 15 0 b'driving' - 1 44 2 94 11 1
	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95 0.76 0.73	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36 0.50 0.72	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53 0.72 0.56 0.69	130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032 support	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 b'eating' - 1 1 67 46 68 0 b'lying' - 2 11 12 536 81 0 b'using_computer' - 9 6 7 54 751 1 b'walking' - 1 1 0 54 5 35 b'eating' - 1 1 0 54 5 35 predicted label b'sitting' - 59 6 1 49 15 0 b'driving' - 1 44 2 94 11 1
	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg b'driving' b'eating'	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95 0.76 0.73	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36 0.50 0.72	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53 0.72 0.56 0.69	130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032 2032	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 2
Histogram-based	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg b'driving' b'eating' b'esting'	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95 0.76 0.73	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36 0.50 0.72	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53 0.72 0.56 0.69	130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032 2032 130 153 183 642	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 The state of
	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg b'driving' b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer'	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95 0.76 0.73	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36 0.50 0.72	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53 0.72 0.56 0.69	130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032 2032	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 b'eating' - 1 1 67 46 68 0 b'lying' - 2 11 12 536 81 0 b'using_computer' - 9 6 7 54 751 1 b'walking' - 1 1 0 54 5 35 b'eating' - 1 1 0 54 5 35 predicted label b'sitting' - 59 6 1 49 15 0 b'driving' - 1 44 2 94 11 1
Histogram-based	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg b'driving' b'eating' b'esting'	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95 0.76 0.73	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36 0.50 0.72	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53 0.72 0.56 0.69	130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032 2032 3 support 130 153 183 642 828	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 1
Histogram-based	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg b'driving' b'eating' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95 0.76 0.73 precision 0.77 0.49 0.74 0.65 0.83 0.87	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36 0.50 0.72	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53 0.72 0.56 0.69	130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032 2032 3 support 130 153 183 642 828 96	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 1
Histogram-based	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg b'eating' b'eating' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95 0.76 0.73	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36 0.50 0.72	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53 0.72 0.56 0.69	130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032 3032 support 130 153 183 642 828 96	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 1
Histogram-based	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg b'driving' b'eating' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95 0.76 0.73	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36 0.50 0.72	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53 0.72 0.56 0.69	130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032 2032 3 support 130 153 183 642 828 96	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 1
Histogram-based	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg b'eating' b'eating' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95 0.76 0.73	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36 0.50 0.72	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53 0.72 0.56 0.69	130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032 3032 support 130 153 183 642 828 96	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 1
Histogram-based	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg b'eating' b'eating' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95 0.76 0.73	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36 0.50 0.72	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53 0.72 0.56 0.69	130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032 3032 support 130 153 183 642 828 96	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 1
Histogram-based	b'eating' b'lying' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg weighted avg b'eating' b'eating' b'sitting' b'using_computer' b'walking' accuracy macro avg	0.78 0.59 0.84 0.61 0.79 0.95 0.76 0.73	0.36 0.15 0.39 0.82 0.91 0.36 0.50 0.72	0.49 0.24 0.54 0.70 0.85 0.53 0.72 0.56 0.69	130 153 183 642 828 96 2032 2032 2032 3032 support 130 153 183 642 828 96	b'driving' - 1 30 1 107 14 0 2

						b'sitting' -	54	5	0	52	19	0	
		precision	recall	f1-score	support	b'driving'	1	34	2	103	13	0	
	b'driving'	0.81	0.48	0.61	130	b'eating' -	1	0	81	38	63	0	
	b'eating' b'lying'	0.55 0.74	0.25 0.43	0.35 0.54	153 183	p, la p, eatiud, -	4	26	16	519	73	4	
Ensemble	b'sitting' b'using_computer'	0.65 0.81	0.81 0.90	0.72 0.85	642 828	b'using_computer' -	9	4	14	59	741	1	
	b'walking'	0.91	0.51	0.65	96	b'walking' -	1	1	0	43	4	47	
	accuracy			0.74	2032		<u> </u>						
	macro avg	0.74	0.57	0.62	2032		ring	ing	ating	Philip	iter'	.ving	
	weighted avg	0.74	0.74	0.72	2032	4º	iting bo	, ø	predict	Jying con	Dia Ping	dikind	
									predict	ed labe	l		

九、結論

比較各種演算法可以得知,六種演算法中幾乎平均都有達到 0.72 的 accuracy,只有表現最差的 Decision Tree,只有 0.57 ,和其他演算法相差甚鉅。

我們得出最好的準確率為 0.74,但根據文獻結論都會有 0.9 的 accuracy,我們猜測準確率較低原因有可能為 sample rate 太低。參考文獻中提到的 sample rate 在 10 秒內約可以搜集 200 筆資料,但由於我們上述提到的 CIQ request queue 限制,我們大約一至兩秒鐘才會有一筆資料。故我們認為資料不夠密集導致無法搜集到細微數據是造成我們準確率下降的主要原因以及每筆資料都是以秒為單位,但我們在記錄日程行為時是以分為單位,可能會造成一些的誤差。

我們設計了能讓智慧手錶配戴者無論在何處,只要能接上網路就可以將 sensor 數據透過 IoTtalk 平台回傳到本地端電腦,分析並記錄配戴者的日程行為的方法。並在六種演算法中得出最好的演算法使行為判別更加準確。

十、 參考文獻

[1] Garmin developer API module:

- https://developer.garmin.com/connect-iq/api-docs/
- [2]S. Mekruksavanich and A. Jitpattanakul, "Smartwatch-based Human Activity Recognition Using Hybrid LSTM Network," 2020 IEEE SENSORS, 2020
- [3] S. Al-Janabi and A. H. Salman, "Sensitive integration of multilevel optimization model in human activity recognition for smartphone and smartwatch applications," in Big Data Mining and Analytics, vol. 4, no. 2
- [4] ATTAL, Ferhat, et al. Physical human activity recognition using wearable sensors. Sensors, 2015
- [5] MEKRUKSAVANICH, Sakorn, et al. Enhanced hand-oriented activity recognition based on smartwatch sensor data using lstms. Symmetry, 2020
- [6] S. Mekruksavanich and A. Jitpattanakul, "Sensor-based Complex Human Activity Recognition from Smartwatch Data using Hybrid Deep Learning Network," 2021 36th International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC), 2021
- [7] S. Mekruksavanich and A. Jitpattanakul, "A Multichannel CNN-LSTM Network for Daily Activity Recognition using Smartwatch Sensor Data," 2021 Joint International Conference on Digital Arts, Media and Technology with ECTI Northern Section Conference on Electrical, Electronics, Computer and Telecommunication Engineering, 2021
- [8] Luwe, Yee Jia, Chin Poo Lee, and Kian Ming Lim. "Wearable Sensor-Based Human

Activity Recognition with Hybrid Deep Learning Model." Informatics. Vol. 9. No. 3. Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2022.