

第 19 屆行動計算研討會

Personalized Mobile-phone Wearing Position Analysis

個人化行動手機配帶位置分析

林彥勳

國立交通大學

資訊工程學系

sssss467.cs97@nctu.edu.tw

林東弘

國立交通大學

資訊工程學系

xup60438.cs03g@nctu.edu.tw

易志偉

國立交通大學

資訊工程學系

yi@cs.nctu.edu.tw

摘要

次世代的智慧型手機有能力去偵測使用者的情境像是使用者的行動、位置、行為以及裝置穿戴位置等。許多智慧型手機應用程式利用使用者情境去提供創新的服務，例如：計步器、導航以及基於位置的服務。最重要的兩個使用者情境為行動模式(靜態和步行)及設備穿戴位置(手、手臂、胸部、腰部和腿部)。我們稱這兩個使用者情境為"穿戴行為"。在此篇論文中，我們提出了一個三階段的框架來識別智慧型手機的穿戴行為藉由來自智慧型手機的感測器資料。此框架一開始用資料進行前處理以提出感測器的特性和產生可信賴資料。對資料進行前處理後，使用一個利用感測器特性的有限狀態機的門檻來決定智慧型手機是否連接上。最後，建立一個基於可信賴資料的決策樹來決定穿戴行為。實驗結果表示此方法可以達到平均 94% 的精確率。

關鍵詞：行動，次世代智慧型手機，使用者情境，穿戴位置，穿戴行為

Abstract

Next generation smartphones have the ability to sense user contexts such as mobility, device wearing position, location, activity, emotion, health condition. Many apps utilize user contexts to provide innovative services, e.g., pedometer, advanced navigation and location based services. Two of the most important user contexts are mobility patterns (still and walk) and device wearing positions (hand, arm, chest, waist and thigh). We call these two user contexts "wearing behavior". In this paper, we propose a 3-stage framework to recognize smartphone wearing behaviors by utilizing sensor data from

smartphones. The framework starts with data preprocessing to extract sensor features and generate ground truths. After the data preprocessing, a threshold based finite state machine utilizes the sensor features to determine whether the smartphone is attached or not. Finally, a decision tree model is built based on the ground truth to determine the wearing behaviors. The experiment results show that our approach can achieve 94% accuracy in average.

Keywords: *Mobility, next generation smartphone, user context, wearing position, wearing behavior.*

一、簡介

次世代的智慧型手機有能力去感測使用者的行動、位置、行為、情緒、健康狀況以及裝置穿戴位置等使用者的情境。許多智慧型手機應用程式會根據使用者的情境去提供創新的服務，例如：計步器、進階導航以及需要配戴位置的程式。最重要的兩個使用者情境為行動模式及設備穿戴位置。舉例來說，可調式模型能用來增加計步器偵測腳步的精準度；更好的定位方法能用來建立進階導航和基於位置的服務。此外，可調式感測器的工作週期決策能設計出基於行動模式和穿戴位置來對使用者情境進行持續感測。在這篇論文中，行動模式和穿戴位置稱為穿戴行為，我們想要使用各種智慧型手機裡的感測器去識別使用者的穿戴行為。

智慧型手機裡有許多感測器，像是加速度器、陀螺儀和光線感測器。最近有許多論文使用智慧型手機內的感測器去偵測使用者情境 [1]，並且根據使用者情境去提供創新的服務 [2][3][4]。在論文 [5] 和 [6] 中的應用程式利用智慧型手機中的加速度器去偵測使用者的行動。

這些研究的設備穿戴位置必須固定在身體的某處，然而此項限制將降低智慧型手機應用程式的應用性，因為智慧型手機的使用者並不會一直把手機放在固定的位置上。在這篇論文中，我們提出同時考慮行動模式及穿戴位置（亦即穿戴行為）來當作新的使用者情境，再提出一個框架去識別這個新的使用者情境以便讓這些需要穿戴行為資訊的智慧型手機應用程式能夠被適當的調整。

此篇論文中的穿戴行為被定義為一組包含行為模式以及穿戴位置的資訊，行為模式分為走路和靜止狀態，穿戴位置分為手、手臂、胸部、腰部和腿部。我們開發一個三階段的框架來識別智慧型手機的穿戴行為。首先需要開發資料收集工具幫助我們收集感測器資料以及穿戴行為的標籤。在第一階段中，使用這些標籤資料進行前處理以取得感測器的特徵值和產生可信賴資料。在第二階段中，將感測器的特徵值用於建立一個有限狀態機(FSM)去偵測智慧型手機是否被攜帶於使用者身上，如果智慧型手機沒有配戴在使用者身上，那去識別穿戴行為是件沒有意義的事情，所以才有階段的存在。在最終的階段中，將感測器的特徵值用於訓練穿戴行為識別的決策樹(DT)模型，如果偵測到智慧型手機被穿戴，決策樹模型便可用來決定穿戴行為。

這篇論文的貢獻有以下幾點。首先，我們透過陀螺儀和加速度器等嵌入式感測器提出了一個有限狀態機去偵測智慧型手機是否配戴於使用者身上，這意味著可以提升使用者經驗。例如，如果偵測到智慧型手機不在使用者身上便可自動提高鈴聲音量，讓使用者不會漏接電話。第二，我們發展出一套識別個人化穿戴行為的框架，透過感測器讀值以及穿戴位置和行為模式的關係，可以利用資料探勘技術建立個人化模型來識別個人化智慧型手機穿戴行為。有了這些穿戴行為的資訊對於應用程式來說非常有用，像是計步器、進階導航以及需要配戴位置的程式這些都需要用到個人化的使用行為。最後，取得特徵值不僅能夠使用在穿戴行為分析上，也可以運用在其他使用者情境的相關研究上。

此篇論文的基本編排如下，第二節介紹使用者情境的相關研究，第三節概要的介紹我們的研究方法，第四節介紹透過資料前處理取得特徵值及可信賴資料的過程，第五節描述透過有限狀態機(FSM)去偵測智慧型手機是否被攜帶於使用者身上的方法，第六節介紹使用決策樹來識別智慧型手機穿戴行為的過程，第七節為結論。

二、相關文獻

論文[1]提出了一個機制去偵測使用者情境作為行動及社交網路的應用。在論文[2]、[3]中，作者使用應用程式來透過使用者情境設計出一套節能機制。在論文[4]中，提出了一個基於使用者情境進行快速應用程式啟動的機制。在論文[5]中的應用程式，當偵測到使用者將手機放進包包或放在桌上時將自動關閉螢幕，反之則自動開啟螢幕。文獻[6]的應用程式使用加速度器去偵測手機是否在手上，若偵測到手機在手上即保持使螢幕開啟。

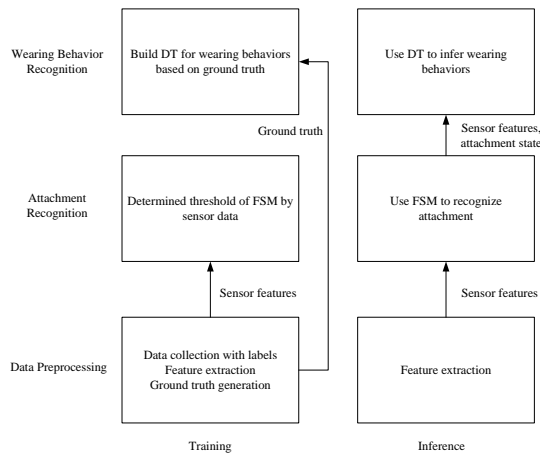
我們提出同時考慮行動模式及穿戴位置（亦即穿戴行為）來當作新的使用者情境，再提出一個框架去識別這個新的使用者情境。識別穿戴行為能讓需要穿戴行為資訊的應用程式所利用，透過這些應用程式將可讓使用者更享受這些智慧型手機創新的服務。

三、方法

我們提出兩個階層的框架去分析穿戴行為。這兩個階層分別為訓練階層(Training)以及推論階層(Inference)。每個階層又分為三個階段：資料前處理(Data Preprocessing)、人體配戴偵測(Attachment Recognition)以及穿戴行為識別(Wearing Behavior Recognition)如圖一。

從訓練階層方面來看，在資料前處理的階段中將收集感測器資料以及穿戴行為標籤，感測器特徵值將透過感測器資料取得並將之輸入到人體配戴偵測的階段，此外感測器特徵值與穿戴行為標籤被當作可信賴資料輸入到穿戴行為識別的階段。在人體配戴偵測的階段中，感測器的特徵值被用來決定有限狀態機中的門檻值。在穿戴行為識別的階段中將可信賴資料用來建立決策樹。我們將在第四節介紹感測器特徵值取得的方法。

從推論階層方面來看，在資料前處理的階段中感測器特徵值將透過感測器資料取得並將之輸入到人體配戴偵測的階段。在人體配戴偵測的階段中，感測器的特徵值被用來當作有限狀態機中狀態轉移的門檻值，並且決定手機是否被配戴。手機配戴狀態以及感測器特徵值將被輸入到穿戴行為識別的階段。在穿戴行為識別階段，如果手機有配戴在使用者身上，決策樹則會利用感測器特徵值去識別穿戴行為，反之則會直接結束。我們將於第五及六節介紹有如何使用有限狀態機去進行人體配戴偵測以及使用決策樹去識別穿戴行為的方法。



圖一 個人化穿戴行為分析框架

四、資料前處理

回想上節，我們的方法包括訓練階層和推論階層。此階段於訓練階層中，為了收集訓練資料做為後續模型的訓練，我們發開了一套應用程式幫助我們收集感測器資料以及穿戴行為標籤。使用者可以標記行動及穿戴位置使該應用程式收集感測器資料以及穿戴行為標籤。收集到的感測器資料將進行資料前處理以取得感測器的特徵值。感測器特徵值於人體配戴偵測階段被用來決定有限狀態機的門檻值。感測器特徵值和穿戴行為標籤於穿戴行為識別階段被用來建立決策樹以及當作可信賴資料。於推論階層中將取得感測器的特徵值。在此之後，感測器特徵值被輸入於人體配戴偵測階段去藉由有限狀態機決定配戴狀態。最後，感測器特徵值以及配戴狀態被輸入於穿戴行為識別階段去由決策樹模型識別穿戴行為。在實驗中，我們使用 HTC one 去收集感測器資料，取樣速率為 100 赫茲。

本文所考慮的穿戴行為包括行為模式以及穿戴位置。行為模式分為靜止與走路狀態，若步伐移動一步不超過兩秒則定義為靜止狀態，反之則定義為走路狀態。穿戴位置分為手、手臂、胸部、腰部和大腿，手的位置定義為拿在手掌上；手臂位置定義為將智慧型手機綁在手臂的臂帶上；胸部位置定義為將智慧型手機放在胸前的口袋中；腰部位置定義為將智慧型手機放在靠近腰部的腰帶中；大腿位置定義為將智慧型手機放在褲子的口袋中。

本文所使用到的感測器以及感測器特徵值列於表一中。我們從智慧型手機內嵌的加速度器、陀螺儀以及光線感測器之中收集感測器資料。加速度器和陀螺儀用來偵測智慧型手機的移動及方向，光線感測器用來偵測智慧型手機的光線強度，光線強度能夠用來決定智慧型

手機是否被放置於包包中。我們使用統計學和頻率域轉換等技術來取得感測器的特徵值。

表一 使用到的感測器和特徵值

Hardware sensor	Feature	Unit
Accelerometer	Avg intensity	m/s ²
	Avg intensity of vertical component	m/s ²
	Avg abs intensity of vertical component	m/s ²
	Avg intensity of horizontal component	m/s ²
	Standard deviation	m/s ²
	DFT of vertical components	-
Gyroscope	Avg intensity	rad/s
	Standard deviation	rad/s
Light	Avg intensity	lux

4.1 感測器特徵值(Sensor features)

本節將介紹感測器特徵值取得的方法，我們將由加速度器取得七項特徵值、由陀螺儀取得兩項特徵值以及由光線感測器取得一項特徵值。

從加速度器中所取得的特徵值為加速度的平均值、垂直分量的加速度平均值、水平分量的加速度平均值、加速度的標準差、在離散傅立葉轉換下的垂直分量加速度以及手機方向。

加速度的平均值 $\|A\|$ 可藉由公式(1)取得，

$$\|A\| = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|a_i\| \quad (1)$$

其中的 a_i 為第 i 個加速度資料， n 表示一分鐘內的加速度個數， $\| \cdot \|$ 表示向量合力的大小。

垂直分量的加速度平均值 $\|A^\perp\|$ 可藉由公式(2)取得，

$$\|A^\perp\| = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|a_i^\perp\| \quad (2)$$

其中的 a_i^\perp 表示第 i 個垂直分量的加速度，可藉由 $\frac{a_i \cdot G_i}{\|G_i\|}$ 取得， G_i 表示第 i 個重力資料， \cdot 代表向量的內積。

垂直分量的平均加速度的絕對值 $|A^\perp|$ 可藉由公式(3)取得，

$$\overline{|A|}^\perp = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\mathbf{a}_i \cdot \mathbf{G}_i}{\|\mathbf{G}_i\|} \right| \quad (3)$$

水平分量的加速度平均值 $\overline{|A|}^\perp$ 可藉由公式(4)取得，

$$\overline{|A|}^\perp = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{a}_i - \mathbf{a}_i^\perp\| \quad (4)$$

加速度的標準差 A_σ 可藉由公式(5)取得，

$$A_\sigma = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\|\mathbf{a}_i\| - \overline{|A|}^\perp)^2 \right)^{1/2} \quad (5)$$

在離散傅立葉轉換下的垂直分量加速度 A_1 值可藉由公式(6)取得，

$$A_1 = \left\| \sum_{j=0}^{2n} \|\mathbf{a}_j^\perp\| * e^{-i2\pi j/n} \right\| \quad (6)$$

手機方向(P)藉由公式(7)取得，

$$P = \begin{cases} 0, & \text{if } \max\{\overline{A}_x, \overline{A}_y, \overline{A}_z\} == \overline{A}_x \\ 1, & \text{if } \max\{\overline{A}_x, \overline{A}_y, \overline{A}_z\} == \overline{A}_y \\ 2, & \text{if } \max\{\overline{A}_x, \overline{A}_y, \overline{A}_z\} == \overline{A}_z \end{cases} \quad (7)$$

其中 \overline{A}_x , \overline{A}_y 及 \overline{A}_z 表示分別在 x、y 及 z 方向的加速度平均值。

陀螺儀平均值 \overline{G} 可藉由公式(8)取得，

$$\overline{G} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{g}_i\| \quad (8)$$

其中的 \mathbf{g}_i 表示第 i 個角速度。

陀螺儀的標準差 G_σ 可藉由公式(9)取得，

$$G_\sigma = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\|\mathbf{g}_i\| - \overline{G})^2 \right)^{1/2} \quad (9)$$

光線平均強度值 \overline{L} 可藉由公式(10)取得，

$$\overline{L} = \log\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|L_i\|\right) \quad (10)$$

其中 L_i 表示第 i 個光線亮度。

五、人體配戴偵測

此階段於訓練階層中，感測器特徵值被用來當作有限狀態機中狀態轉移的門檻值。於推論階層中，將運用以此有限狀態機去得知智慧型手機是否被配戴。由於加速度器和陀螺儀能夠測量人的行為模式，故可以透過加速度及旋轉的長期變化去決定智慧型手機是否被配戴。我們使用 A_{th} 和 G_{th} 分別當作加速度及旋轉的門檻值。

A_{th} 可藉由公式(11)取得，

$$A_{th} = \max_{1 < i < n} A_{\sigma_i} \quad (11)$$

其中 A_{σ_i} 表示被標示為未配戴的第 i 個 A_σ ，n 表示資料個數。

G_{th} 可藉由公式(12)取得，

$$G_{th} = \max_{1 < i < n} G_{\sigma_i} \quad (12)$$

其中 G_{σ_i} 表示被標示為未配戴的第 i 個 G_σ 。

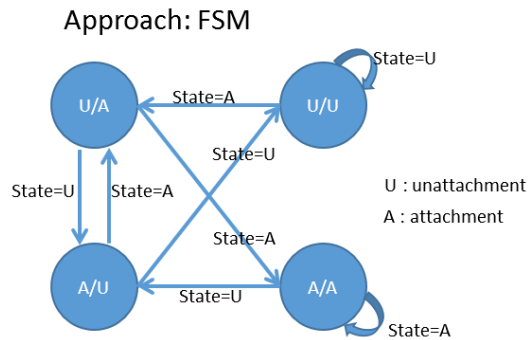
直觀的說，我們使用從訓練資料裡挑出標籤為未配戴狀態中的 A_σ 最大值以及 G_σ 最大值當作門檻值，配戴狀態可透過此門檻值以及公式(13)所決定，

$$\text{State} = \begin{cases} \text{unattached,} & \text{if } A_\sigma < T_A \text{ and } G_\sigma < T_G \\ \text{attached,} & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

然而這個方法可能造成錯誤偵測，所以我們設計了一個兩位元的有限狀態機來解決此錯誤偵測來提高偵測精準度。

此有限狀態機共有四個狀態：A/A、U/A、A/U 以及 U/U。每一個狀態使用兩位元去紀錄前一個以及當前的配戴情形。符號 'A' 表示配戴、符號 'U' 表示未配戴。舉例來說，U/A 狀態表示前一個配戴情形為未配戴而當前配戴情形為配戴。狀態的轉移動作如下。在 A/A 狀態時，當配戴情形為未配戴則狀態轉移至 A/U 狀態；當配戴情形為配戴則不會有狀態轉移。在 U/A 狀態時，當配戴情形為未配戴則狀態轉移至 A/U 狀態；當配戴情形為配戴則狀態轉移至 A/A 狀態且有限狀態機將會回傳智慧型手機被配戴的資訊。在 A/U 狀態時，當配戴情形為未配戴則狀態轉移至 U/U 狀態且有限狀態機將會回傳智慧型手機未被配戴的資訊；當配戴情形為配戴則狀態轉移至 U/A

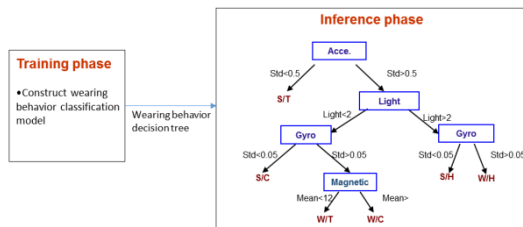
狀態。在 U/U 狀態時，當配戴情形為未配戴則不會有狀態轉移；當配戴情形為配戴則狀態轉移至 U/A 狀態。圖二表示有限狀態機的狀態轉移。



圖二 有限狀態機的狀態轉換圖

六、穿戴行為識別

穿戴行為識別為我們框階中的最後一個階段。此階段於訓練階層中，使用在資料前處理階段產生的可信賴資料來訓練決策樹模型。我們藉由資料探勘工具 Weka 中的 REPTree 演算法來建立決策樹模型。於推論階層中，使用在人體配戴偵測階段產生的配戴狀態以及感測器特徵值來當作決策樹模型的輸入值，而透過決策樹模型可以決定穿戴行為。圖三表示穿戴行為識別階段的流程。



圖三 穿戴行為識別的流程

此階段中，REPTree 演算法被用來建立決策樹模型，而後再使用決策樹模型來進行穿戴行為分類。REPTree 演算法利用訊息增益/標準差 (information gain/variance) 去建立一個決策/回歸樹 (decision/regression tree)，並且利用降低錯誤的演算法 (backfitting 演算法) 去修剪此樹。REPTree 在決策樹中使用訊息增益去創造節點。設 T 表示為一組訓練資料，訓練資料標示於 $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_k, y)$ 內，其中 $x_i = val(a_i)$ 表示第 i 個屬性值， y 表示穿戴行為為標籤。

訓練資料集的熵值 (entropy) 可藉由公式 (14) 取得，

$$H(T) = -\sum_{i=1}^n P(c_i) \log_2(P(c_i)) \quad (14)$$

其中的 n 表示類別個數， $P(c_i) = \frac{|\{X \in T | y=c_i\}|}{|T|}$ 表示類別 C_i 的機率。

測試資料集 T 的各屬性熵值可以藉由公式 (15) 取得，

$$H(\{X \in T | x_a = v\}) = -\sum_{i=1}^n P\{c_i | x_a = v\} \log_2(P\{c_i | x_a = v\}) \quad (15)$$

測試資料集 T 的訊息增益可藉由公式 (16) 取得，

$$IG(T, a) = H(T) - H(T|a) \quad (16)$$

其中 $H(T|a) = \sum_{v \in val(a)} \frac{|\{X \in T | x_a = v\}|}{|T|} H(\{X \in T | x_a = v\})$ 表條件在特徵 a 之下的熵值。

圖四為 REPTree 演算法的虛擬碼，在第四行虛擬碼中的屬性若是數值種類，則我們必須找到分離點來計算訊息增益。

```

Build_Tree(T, a_split){
  Calculate IG(T, a) for each attribute a.
  Find the split point if the attribute is numeric type.
  Find the split attribute a_max with the maximum IG among the attributes.
  if IG(T, a_max) > IG(T, a_split) {
    For all v in val(a_max) {
      T = {X in T | x_a_max = v}.
      Build_Tree(T, a_max).
    }
  }
}
  
```

圖四 建立決策樹的虛擬碼

兩位使用者使用資料收集的應用程式去對每個穿戴行為收集約 500 筆訓練資料。圖五為 Weka 從使用者的資料集中建立的決策樹，樹的最大深度設為 5 以避免過度擬合 (overfitting)。從決策樹模型的結果來看，我們觀察到手機方向、光線強度和加速度平均值這三個特徵值是非常顯著的分類。手機方向在不同的穿戴行為上通常是有差異的，舉例來說，當智慧型手機被放在臂帶上時，手機方向通常垂直於地面；當智慧型手機放在腰帶上時，手機通常水平於地面。光線強度可以有效的識別不同亮度的位置，像是腰帶以及褲子的口袋。加速度的平均值可以有效的識別行為為模式。

```

Phone_direction = 2.000
| light < 1.81 : Still/Thigh
| light >= 1.81
| | A_mean < 1.43 : Still/Hand
| | A_mean >= 1.43 : Walk/Hand
Phone_direction = 0.000
| A_mean < 1.58
| | light < 2.62
| | | V_mean < -0.02
| | | | light < 1.47 : Still/Arm
| | | | light >= 1.47 : Still/Waist
| | | V_mean >= -0.02 : Still/Thigh
| | | | light >= 2.62 : Still/Hand
| | A_mean >= 1.58
| | | light < 1.76 : Walk/Waist
| | | light >= 1.76 : Walk/Hand

Phone_direction = 1.000
| G_mean < 0.98
| | A_mean < 1.54
| | | light < 2.78 : Still/Chest
| | | light >= 2.78
| | | | V_mean < -0.05 : Still/Chest
| | | | V_mean >= -0.05 : Still/Hand
| | | A_mean >= 1.54
| | | | A0 < 2.88 : Walk/Chest
| | | | A0 >= 2.88 : Walk/Thigh
| | | G_mean >= 0.98
| | | | A0 < 1.71
| | | | light < 1.6
| | | | | G0 < 0.94 : Walk/Arm
| | | | | G0 >= 0.94 : Walk/Thigh
| | | | light >= 1.6
| | | | | A_mean < 3.23 : Walk/Chest
| | | | | A_mean >= 3.23 : Walk/Hand
| | | | A0 >= 1.72
| | | | | light < 1.79 : Walk/Thigh
| | | | | light >= 1.79 : Walk/Hand

```

圖五 使用 REPTree 演算法所建立的決策樹

我們使用從使用者取得的資料去計算決策樹模型。在實驗中，資料集的 80% 被用來當作決策樹的訓練集，20% 的資料集被用來當作決策樹的測試集。表二為計算的結果。準確度是利用 true positive rate(以下簡稱 TP rate)、false positive rate(以下簡稱 FP rate)以及精確度來進行計算。TP 定義為正確分類的個數，FP 定義為錯誤分類的個數，精確度的計算即為 TP/(TP+FP)。精確度、TP rate 和 FP rate 分別為 93.9%、93% 和 1.3%。我們可以觀察到靜止/腰部還有走路/手臂的 TP rate 不佳(分別為 34.5% 和 62.5%)。靜止/腰部時常識別為靜止/大腿，這是因為在使用者坐著的情況下智慧型手機放在褲子口袋或腰帶時的手機方向通常是一樣的。類似的情況可以在走路/手臂和走路/大腿這兩種情形下觀察出，當使用者在走路的情況下智慧型手機放在臂帶或褲子口袋中的手機方向是一樣的。儘管如此，我們所提出的方法還是能夠識別出大多數情形下的穿戴行為。

表二 穿戴行為識別的準確度

Class	TP Rate	FP Rate	Precision
S/H	0.86	0	1
S/A	1	0.004	0.818
S/C	1	0.02	0.864
S/W	0.345	0	1
S/T	1	0.045	0.827
W/H	1	0	1
W/A	0.625	0.002	0.833
W/C	1	0.002	0.978
W/W	1	0	1
W/T	0.981	0.009	0.972
Weighted Avg	0.93	0.013	0.939

七、結論

於此篇論文中，我們提出了一個三階段的框架去識別穿戴行為。穿戴行為結合了行動模式以及穿戴位置。框架分為訓練階層和推論階層。我們的穿戴行為識別框架開始於資料前處

理去收集感測器資料，再用這些資料取得感測器特徵值以及產生可信賴資料。感測器特徵值和可信賴資料於人體配戴偵測以及穿戴行為識別階段分別被用於訓練門檻值以及分類模型。建立好模型之後，此框架便能藉由感測器的特徵值去識別穿戴行為。我們用資料探勘工具 Weka 去從兩位使用者的感測器資料來測試我們的方法。實驗結果表示我們的方法可以達到 94% 的平均精準度。在未來階段，我們將延伸更多行為模式以及穿戴位置於我們的研究上。

參考文獻

- [1] André C. Santos, João M.P. Cardoso, Diogo R. Ferreira, Pedro C. Diniz, Paulo Chafinho, "Providing user context for mobile and social networking applications," *Pervasive and Mobile Computing*, Vol. 6, No. 3, June 2010, PP. 324-341.
- [2] A. Pathak, A. Jindal, Y. Hu and S. Midkiff, "What is keeping my phone awake? Characterizing and Detecting No-Sleep Energy Bugs in Smartphone Apps," in *Mobisys (2012)*.
- [3] S. Nath, "ACE: Exploiting Correlation for Energy-Efficient and Continuous Context Sensing," in *Mobisys (2012)*.
- [4] T. Yan, D. Chu, D. Ganesan, A. Kansal and J. Liu, "Fast App Launching for Mobile Devices Using Predictive User Context," in *Mobisys (2012)*.
- [5] <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.plexnor.gravityscreenoffpro>
- [6] https://play.google.com/store/apps/details?id=net.vmid.bettersleep&hl=zh_TW
- [7] <http://wiki.pentaho.com/display/DATAMININ/G/REPTree>
- [8] <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>
- [9] http://en.wikipedia.org/wiki/Information_gain_in_decision_trees

