

A Project entitled

利用智能手機應用程式及內置功能偵測使用者的精神健康狀態

Submitted by

**Mak Tsz Yeung**

submitted to **The Education University of Hong Kong**

for the degree of Bachelor of Education (Honours) (Secondary) –  
Information and Communication Technology

In **May 2018**

## Declaration

I, Mak Tsz Yeung declare that this research report represents my own work under the supervision of Assistant Professor Dr. Poon Kin Man , and that it has not been submitted previously for examination to any tertiary institution.

Signature : Mak Tsz Yeung

May 11, 2018

## 研究摘要

是次研究旨在以本地角度，探討從智能手機所收集的用家使用數據與他們情緒狀況之間的關連；以及應用機器學習的概念，檢視及比較不同預測模型在預測用家情緒狀況之成效。為了收集相關數據，研究邀請了八位年齡介乎 18-25 歲的本地居民作為測試者，並嘗試利用應用程式收集他們兩星期的手機加速器、感光器、螢幕開關及定位等數據；與此同時，測試者亦需每日填寫數次即時情緒分數。研究收集的數據顯示測試者裝置的每日平均最大加速度及平均環境光亮度與測試者的情緒分數呈現中度並顯著的正相關關連，而睡眠時間則與情緒分數的關連不大；與此同時，研究亦發現以類神經網絡建構的預測模型，在預測用家情緒的表現較以迴歸模型或直接以平均情緒分數作預估為佳。

## 目錄

一、引言 — 研究動機及題目簡介 .....	5-6
二、文獻綜述 .....	6-9
三、研究目標及問題 .....	10
四、研究設計及方法 .....	11-14
五、研究目標及問題 .....	15-18
六、研究數據整理過程 .....	18-30
七、研究數據分析 .....	31-36
八、情緒預測模型建構及比較 .....	37-42
九、總結 .....	43-44
參考資料 .....	45
附錄 (一): 外地相關研究歸納表 .....	46-49
附錄 (二): 外地相關研究歸納表 .....	50-53

## (一) : 引言 — 研究動機及題目簡介

香港市民生活節奏急促，不論是莘莘學子抑或是上班族，甚或是長者及家庭主婦等，或多或少都會有面對各種壓力的時候。若果這些壓力不能夠得到妥善處理的話，精神健康問題及情緒病便會隨之而生。

事實上，於本地有著相當一部分的市民正正面對著相關問題，根據於 2015 年發表的《香港精神健康調查 2010-2013》<sup>1</sup>，於 5719 名受訪的 16-75 歲本港市民中，患有各類情緒病的人士達 13.3%，當中又以抑鬱症為最常見的病患 (Lam, et al., 2015)。不過，報告與此同時亦揭示了病患者諱疾忌醫的心態，於上述的患者當中，只有約四分之一人士於過去一年有嘗試求醫，這種情況於低學歷水平人士群組中更為嚴重；而另一份由衛生署發表的《行為風險因素調查 2014》<sup>2</sup>亦指出於 4134 名 18-64 歲的本港居民中，近 5%的受訪者為受到嚴重精神困擾的人士 (衛生署, 2015)。這些資料均顯示了情緒病於本港的普遍性及嚴重性。

針對情緒病患者多數逃避求醫，以及潛在病患者未必能夠準確瞭解自身精神健康的弊端，一套能夠探測人們精神健康的系統便顯得十分重要。而香港作為一知識型社會，根據政府統計處資料顯示，截至 2016 年中，智能電話於本港的平均使用率達到 85.8%，當中 15-54 歲群組中更超過 96%人士擁有智能手機 (政府統計處, 2017)。由此可見，對於絕大多數市民來說，智能手機已經成為了生活中的必需品。

而智能電話的普遍使用亦衍生出一個問題：我們能否從人們使用手機的過程中得悉他們的生活習慣，從而找出隱藏及潛在的情緒病患者以建立一套更完善的精神健康監測系統？因此，是次研究希望藉著手機應用程式，擷取用家使用手機的數據並加以分析，從而得悉他們的心理健康

程度，甚至對個別人士的潛在情緒問題起到預警的作用。

## (二) : 文獻綜述

目前針對利用智能手機監測使用者心理健康的研究主要集中於外地，下文將綜述不同相關研究中的目標、心理檢測工具、擷取的手機使用數據以及測試群組等（研究歸納表詳見附錄）：

### ➤ 相關文獻：

	文章標題	地區
1	Student Life: Assessing mental health, academic performance and behavioral trends of college students using smartphones. In Proceedings of the ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (Wang, et al., 2014)	美國
2	Trajectories of depression: unobtrusive monitoring of depressive states by means of smartphone mobility traces analysis (Luca & Mirco, 2015)	英國
3	Mobile Phone Sensor Correlates of Depressive Symptom Severity in Daily-Life Behavior: An Exploratory Study. (Saeb, et al., 2015)	美國
4	Next-generation psychiatric assessment: Using smartphone sensors to monitor behavior and mental health (Ben-Zeev, et al., 2015)	美國
5	Automatic stress detection in working environments from smartphones' accelerometer data: a first step. (Garcia-Ceja, Osmani, & Mayora, 2016)	意大利
6	Classification of bipolar disorder episodes based on analysis of voice and motor activity of patients. (Maxhuni, et al., 2016)	奧地利
7	Deepmood : Forecasting depressed mood based on self-reported histories via recurrent neural networks (Suhara, Xu, & Pentland, 2017)	美國

## ➤ 相關研究之目標

綜合多篇相關文獻，研究的目標均希望找出智能手機的數據如何能夠顯示用家的行為規律，從而達到監測情緒狀況的目標。而所希望監測的情緒病主要為抑鬱症，不過部分文章，如文章（1）及（4）的涵蓋面更廣，旁及壓力及孤獨程度等的研究。另一方面，亦有個別研究專注於其他情緒病的研究，例如文章（6）便集中於研究以智能手機檢測躁鬱症。

## ➤ 心理檢測工具

在所選用的心理狀況檢測工具中，大部分研究均選用病人健康狀況問卷（PHQ）作為檢測抑鬱程度的工具，相關研究文獻指出這類問卷除了認受性高外，其題型設計全為多項選擇題的特點，亦能夠方便測試者於手機輸入回應（Luca & Mirco, 2015）。而 UCLA 寂寞量表和壓力知覺量表（PSS）則分別被用於檢測孤獨和壓力程度。而基於研究群組及病症的分別，部分研究選用了職業倦怠問卷（OLBI）檢測壓力，以及藉漢氏憂鬱量表（HAMD）與楊氏躁症量表（YMRS）檢測躁鬱程度。具體選用的檢測工具如下圖所示：

檢測元素	檢測工具
抑鬱	病人健康狀況問卷（PHQ）
壓力	職業倦怠問卷（OLBI）、壓力知覺量表（PSS）
躁鬱	漢氏憂鬱量表（HAMD）、楊氏躁症量表（YMRS）
孤獨	UCLA 寂寞量表

另一方面，個別研究所使用的心理檢測形式較為特別，如文章 1 選用了圖片影響量表 ( PAM )，讓測試者即時點擊最能表達當刻情緒的圖片以作檢測 (Wang, et al., 2014)，而文章 7 的心理回饋則全由測試者決定何時填寫，而填寫內容單純是當時的行動模式及心情，並無選用任何一種上述檢測工具 (Suhara, Xu, & Pentland, 2017)。

➤ 所擷取的手機使用數據

在所擷取的手機使用數據方面，絕大部分的研究均利用了手機中的加速器使用狀況來檢測測試者是否處於移動狀態；GPS 及 WiFi 定位功能亦是另一種常被擷取的數據，用於找出測試者常去的地方及測量移動距離，並從中找出他們的行為模式。此外，感光器及屏幕開關則被用作判斷用家的睡眠時間；而感音器，短訊及通話內容及記錄等則用於測量用家的社交程度，下表列出常見擷取的手機感測數據：

檢測元素	檢測工具
狀態 ( 移動 / 靜止 )	加速器
位置，移動距離	GPS、WiFi 定位
睡眠時間	感光器、屏幕開關狀態
社交程度	感音器、短訊及通話內容

## ➤ 測試群組

在測試群組方面，部分研究有指定的測試人士類別，例如文章 1 及 4 的研究目標均為大學學生，文章 5 的目標群組為在職人士，而文章 6 的對象則為已確診的躁鬱症患者。其他研究則以公開招募的形式召集參加者，途徑包括於學校內聯網及發佈於 Google Play Store 供人直接下載等。

## ➤ 心理狀態預測

於上述文獻當中，部分文獻亦有嘗試對測試者的將來心理狀態進行預測，手法主要為透過人們之前的情緒記錄，配合其行動規律以進行預測；除此之外，其他手法包括將行為模式相近的測試者分成一類，以預測同類人士的情緒變化。而文章 7 基於其收集的數據龐大，合計成功收集超過兩千多人共三十四萬日的數據，故此引入了機器學習的概念，藉長短時記憶網路 (LSTM) 及循環神經網路 (RNN) 算法從大數據中改進預測效果 (Suhara, Xu, & Pentland, 2017)。

綜合上述相關文獻，外地的研究主要集中於探討從手機所反映出行為模式如何反映用家的精神狀態，當中最普遍的手法為以病人健康狀況問卷 (PHQ) 所反映的抑鬱程度與手機感測器所擷取的數據相互比較，並找出之間的規律，最終達到對情緒問題的偵測，甚至對將來的潛在情緒問題作出預警。

### (三): 研究目標及問題

如上所述，由於前述之文獻回顧所進行之研究均於外國進行，情況或許與本港不盡相同。故此是次研究期望能夠從本地角度嘗試利用智能手機應用程式及內置功能偵測使用者的精神健康狀態。由於學者指出研究目標及問題的設立，有助於明晰研究方向以及令研究更為可控 (周新富, 2015)。因此，訂定是次研究之目標及問題如下：

#### ➤ 研究目標

- i. 檢視智能手機感測器所收集的數據與心理狀況的關連
- ii. 從分析的收集數據當中，建立一套能夠自動監察用家心理狀況的系統

#### ➤ 研究問題

- i. 如何能夠收集並統計智能手機用戶的使用數據及即時心理狀況？
- ii. 智能手機感測器所收集的用戶數據與其心理狀況之間有否關連性？
- iii. 不同的預測模型在預測智能手機用戶的心理狀況表現是否存有區別？

#### (四)： 研究設計及方法

為了達致上述的研究目標及解答相關研究問題，是次研究的設計及方法如下：

##### ➤ 研究背景

是次研究於 2018 年 3 月至 4 月間進行，在研究開始時，研究人員會向相關測試者講解是次研究之目的，時長以及相關流程等。測試者亦會獲悉他們有隨時退出研究的權利，而相關行為不會帶來任何的後果。同時，研究人員亦會向測試者派發研究單張，內裡列明了上述講解資料及研究流程等資訊供其參考（該單張詳見附錄二）。最後，測試者須要簽署研究同意書並安裝收集數據用的手機應用程式。相關研究亦經過了校方之道德操守審查程序並已獲得批准。

##### ➤ 研究對象及人數

###### 8 位介乎 18 - 25 歲的本地居民

是次研究對象為年齡設定為 18 – 25 歲（5 男 3 女），是基於政府統計處於 2017 年所發表的報告顯示，18 – 25 年齡組別的人士有著最高的智能手機使用比率（99.3%），選取這年齡層作為研究對象理應最能夠反映現實情況。

而是次測試者人數之設定，主要是考慮到是次研究須要測試者安裝手機應用程式，安裝過程中可能需要與測試者密切聯絡，甚至當面指導，基於資源及時間所限，上述採樣數目已考慮了於上述限制中盡可能收集最多具可信性的數據。此外，外地類似研究亦有參與人數低至約十人的例子 (Maxhuni, et al., 2016)，因此，相信此測試人數量仍能夠帶來一定的研究價值。

➤ 研究工具

首先，回應研究問題一：「如何能夠收集智能手機用戶的使用數據及即時心理狀況？」，為了解決此問題，測試者須要在個人手機裝置內安裝兩個手機應用程式：mHealth 及 Mood survey，上述應用程式均由香港教育大學數學與資訊科技學系的學生編寫，它們的功能如下表所示：

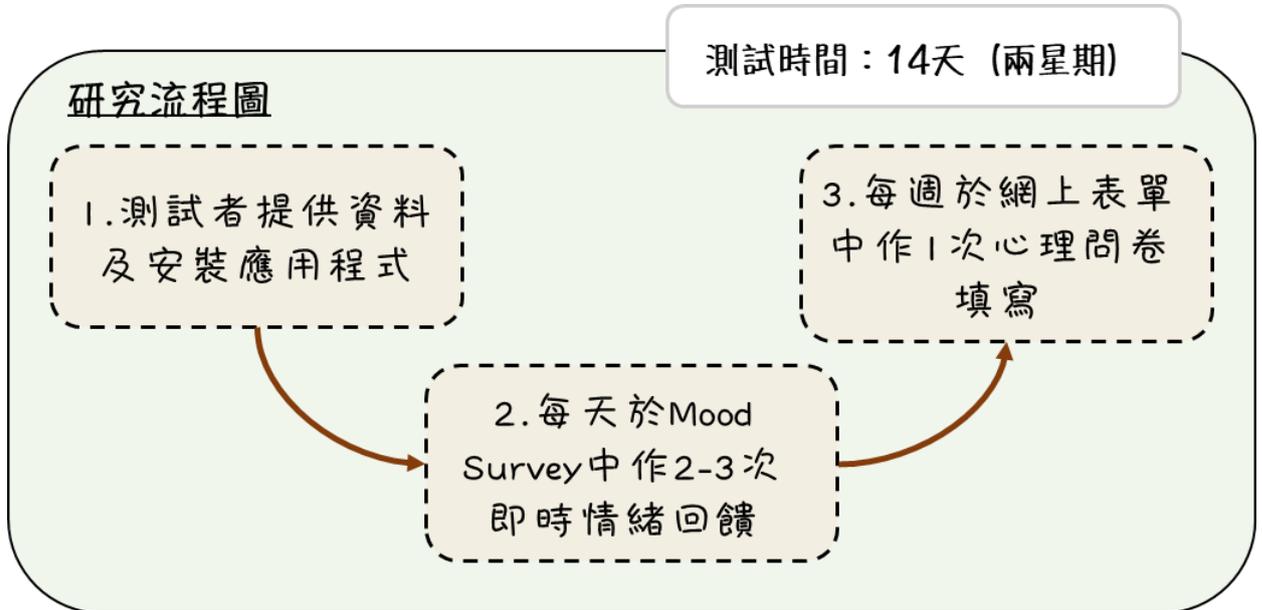
應用程式	收集數據
 <p>程式 (一) : mHealth</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 用戶手機的相關數據               <ul style="list-style-type: none"> <li>◇ 加速器 (移動程度)</li> <li>◇ 感光器 (戶外活動程度)</li> <li>◇ 用戶位置 (移動程度)</li> <li>◇ 螢幕開關 (睡眠時間)</li> </ul> </li> </ul>
 <p>程式 (二) : Mood survey</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ 用戶即時情緒狀況 (1 分表示心情最差；10 分表示心情最好)</li> </ul>

而在實際操作上，當中的 mHealth 程式一經安裝後便會自動於後台收集相關數據，毋須用戶手動介入；而 Mood survey 程式會定時彈出通知，以及提供界面供用戶輸入數據。

此外，為了從另一角度收集測試者心理狀況數據，研究亦嘗試以網上表單的形式，邀請測試者每星期填寫一次 PHQ-8 問卷，以檢測其抑鬱程度。

➤ 研究流程

是次研究的流程則如下表所示：

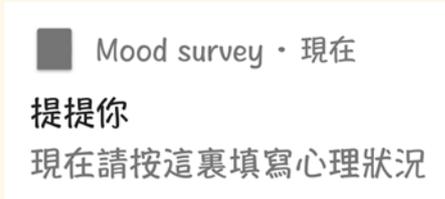


需要特別說明的是，在研究時間上，由於研究人員需要親自為每位測試者安裝相關應用程式，故此各測試者的測試開始及結束的時間並不相同。不過，在截取數據方面，則劃一取用每位測試者首兩星期的數據，以確保每位測試者的數據於分析時均佔據相同的比重。

另一方面，在步驟二的即時情緒回饋中，為了防止應用程式在不適當的時間彈出通知，對測試者造成騷擾，它只會於早上九時至晚上九時間隨機彈出兩至三次。除此之外，由於相關文獻指出以即時方式進行回應之準確度較高 (Wang, et al., 2014)。因此，於研究開始時，研究人員亦提醒測試者盡量於提醒訊息彈出時即時作出回應。具體的即時回饋流程如下表所示：

於 Mood Survey 程式中，提供情緒回饋  
(約每天2-3次)

① 測試者於9a.m – 9p.m 會  
隨機接獲填寫通知(見右圖)



② 測試者請點擊通知  
(或自行點擊 Mood survey)  
填寫問卷



## (五): 研究數據收集過程

在闡述研究相關流程後，下文將說明研究數據的收集過程，與此同時亦會旁及關於保障測試者數據私隱之議題。

### ➤ 研究數據收集 — 手機使用數據

在「研究工具」的章節提及了是次研究的手機使用數據由應用程式 mHealth 收集，並提及了它所收集的數據種類，而在此章節將會具體說明相關設定。

首先，在後台收集數據頻率上，考慮到過度頻密的數據收集會增加手機的耗電量，但過度稀疏的收集頻率卻會降低收集數據的代表性。為了平衡兩者，因此數據收集頻率如下表所示：

數據種類	收集頻率
加速度	每 300 秒 ( 5 分鐘 ) 收集 5 秒
環境光度	每 300 秒 ( 5 分鐘 ) 收集 10 秒
定位	每 500 秒 ( 8.3 分鐘 ) 收集 1 次
螢幕開關	開關時自動記錄

上述收集的數據每十分鐘會進行統整，並合併成.db 檔 ( 通用數據庫格式 ) 暫存於手機的特定資料夾內。而只有當手機連接至 Wi-Fi 時，才會將數據上傳至伺服器內儲存，防止在上傳時耗費大量流動數據。

### ➤ 研究數據收集 — 即時心理狀況數據

在心理狀況數據方面，亦如前章節所述，由應用程式 Mood survey 收集。而與手機使用數據稍有分別，由於上傳數據量較少，用戶在界面所輸入的情緒分數會即時上傳至伺服器內，若使用者在未有網絡的情況下填寫，則會在重新連接網絡時自動上傳數據。

### ➤ 研究數據收集 — PHQ-8 問卷數據

另一方面，研究過程中亦以每週一次的頻率收集了測試者的 PHQ-8 數據，研究人員會每週會以手機訊息提醒測試者前往表單填寫訊息，界面如下圖所示：

**週間PHQ-8問卷**

此PHQ-8問卷為「利用智能手機應用程式及內置功能偵測使用者的精神健康狀態」研究之一部分。測試者可於每星期填寫此問卷一次。

如有疑問可直接與本人聯絡 ( )  
再次謝謝你的參與！

**\*必填**

研究參與者編號 (例子：01) \*

您的回答

在過去兩星期，有多少時候您受到以下任何問題所困擾？ \*

	完全沒有	幾天	一半以上的天數	幾乎每天
做事時提不起勁或沒有樂趣	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
感到心情低落、沮喪或絕望	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
入睡困難、睡不安穩或醒來過多	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
感覺疲倦或沒有活力	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

➤ 數據私隱及安全處理

為了保障測試者所上傳數據的私隱，研究數據會以匿名的方式上傳至伺服器，每組上傳數據只會附以一組按裝置隨機生成的編號以作識別，而即時情緒分數則會以裝置的 MAC 地址作識別。此外，如上圖所示，測試者亦會獲分配一隨機編號作填寫 PHQ 情緒問卷之用。因此，第三方人士並無法從數據當中得知它屬於何者。

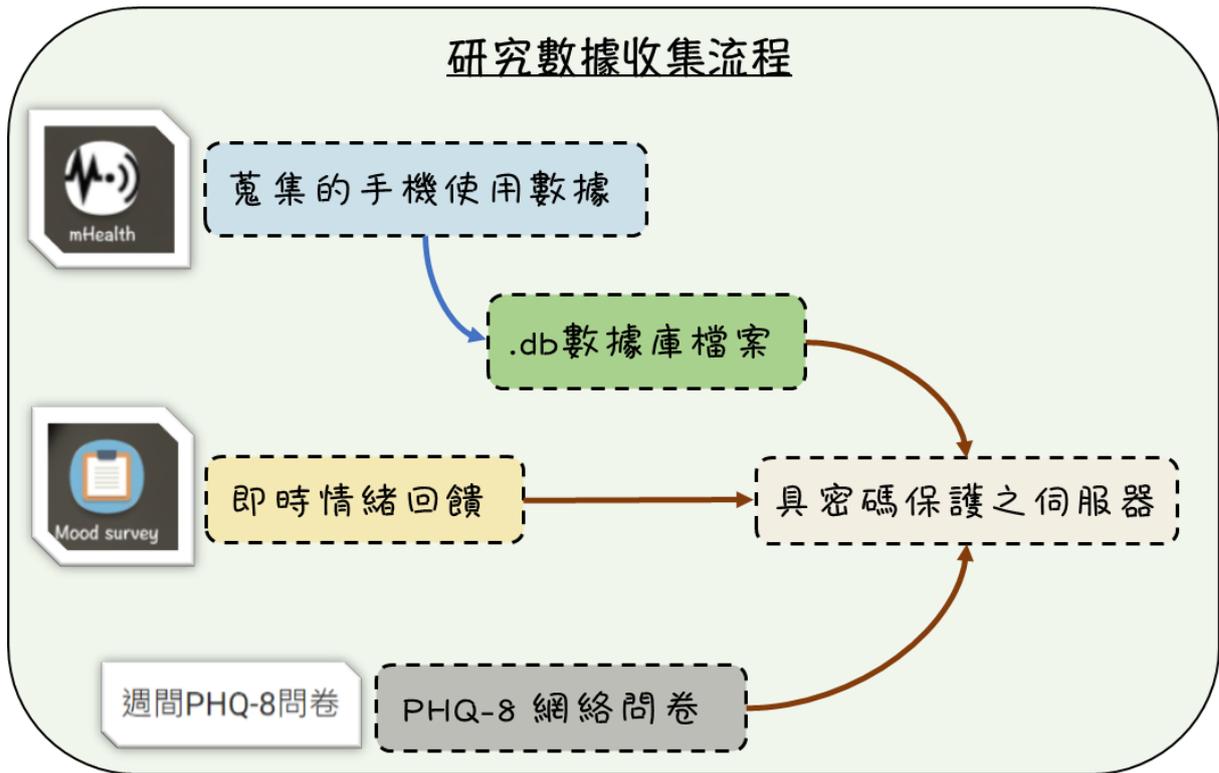
另一方面，所收集的手機使用數據及即時情緒分數均會存放於具密碼保護的伺服器中，只有獲授權的研究人員方可查閱，將資料外洩的可能性減至最低。

➤ 提昇數據可靠度的相關考慮

由於學者指出，研究人員往往會有意或無意地將期望的研究結果透露給測試者，而這種行為對於數據的可信程度是有負面影響的 (王修曉, 2007)。因此，研究人員在研究開始及過程中並不會向測試者透露任何期望得出的結果，以免令數據可靠性下降。

➤ 研究數據收集小結

下表列出了研究數據的收集及傳送過程的概要：



#### (六): 研究數據整理過程

同樣地，回應研究問題一的下半部分：「如何能夠統計智能手機用戶的使用數據及即時心理狀況？」。為了解決此問題，對研究數據進行整理是必不可缺的。學者指出，從研究的角度而言，數據整理是數據收集及分析之間的一個必要環節，其目的是在於令數據更為系統及條理化(米小琴, 2004)。因此，在進行分析之前，研究人員亦會先對所收集的數據進行整理。下文將敘述相關步驟：

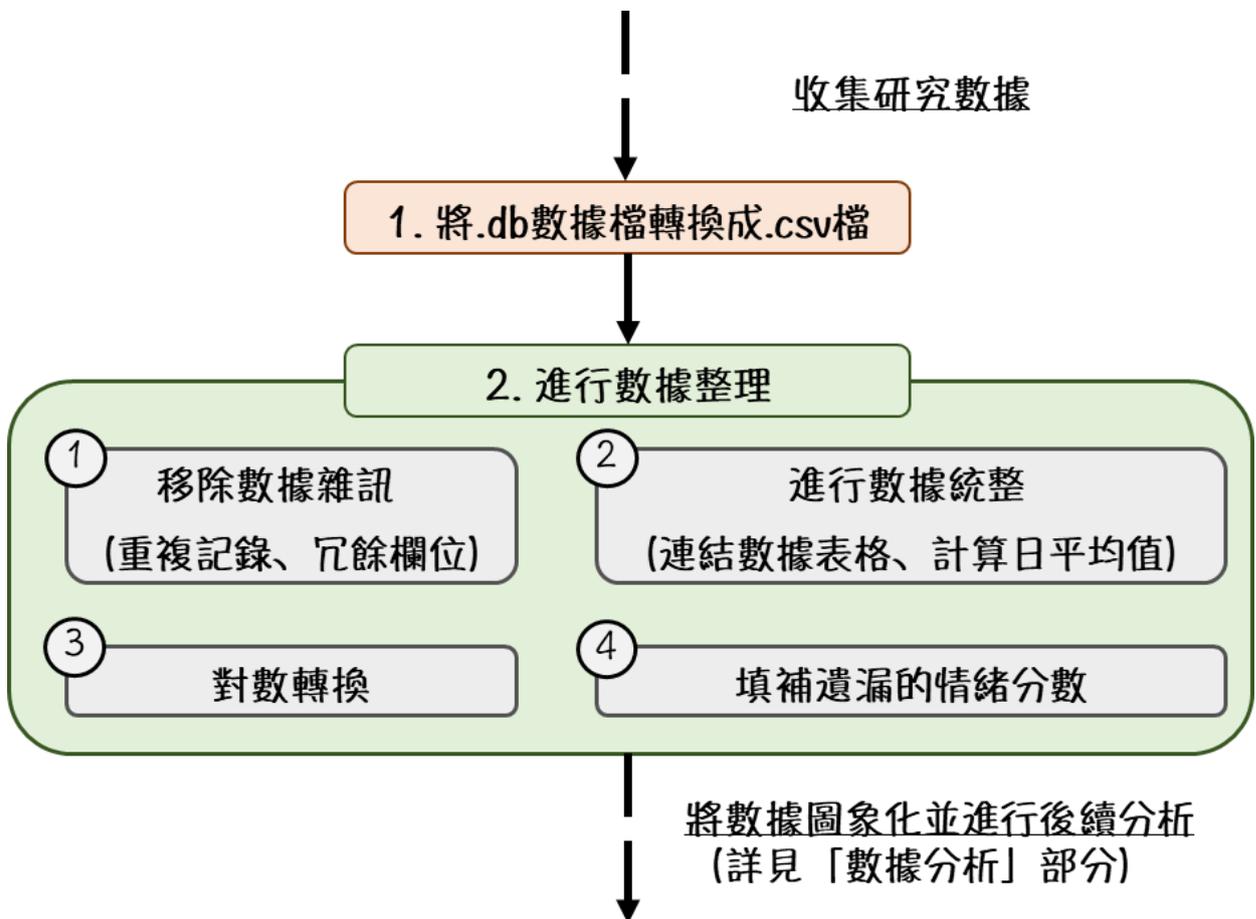
##### ➤ 研究數據收集概覽

在手機數據方面，是次研究總共從八部裝置中收集了合共 18071 個.db 格式的數據檔案，合計檔案大小為 2.44GB，當中囊括了測試者的手機資訊，如型號及裝置網絡地址、加速器 (包括 X、Y 及 Z 軸的平均及最大加速度)、光亮度、螢幕開關及定位記錄。

而在心理狀況回饋方面，測試者透過 Mood survey 應用程式合計提交了 405 筆有效數據，有效記錄日數為 156 日次，每裝置的平均日均回應次數為 2.60 筆。若只計算用作研究統計之用的每裝置首兩星期心理回饋的話，則有效記錄日數為 105 / 112 日次，有效記錄回應次數為 288 次，有效回應日均次數為 2.74 次；回應比率為 93.75%。

➤ 研究數據整理過程

是次研究的數據整理過程如下：



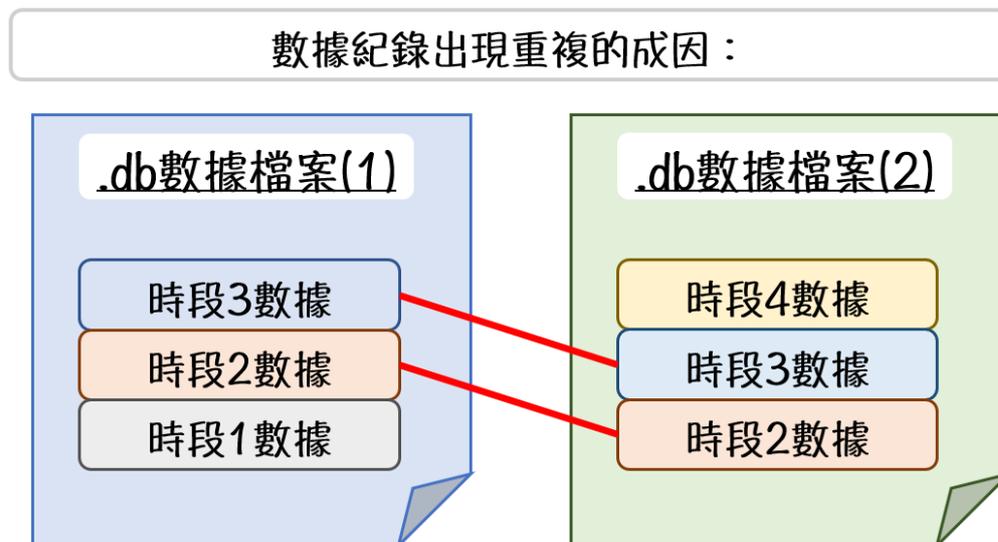
下文將集中說明各項數據整理的操作：

## (1) 移除數據雜訊

數據雜訊，所指的是數據測量中的偏誤，不恰當地取用所收集的數據，是造成數據雜訊的原因之一（王修曉, 2007）。而在是次研究中，數據雜訊的主要成因在於重複的數據記錄。下文主要對兩種在此研究出現的數據雜訊（重複記錄及冗餘欄位）作出討論

### ➤ 重複記錄

如前章節所述，從手機中所收集的數據會組合成.db 檔並上傳至伺服器中，由於每個.db 檔內除了記錄最近十分鐘的數據外，亦會把較前時段的數據一併記錄下來，因而造成數據記錄的重複。情況如下圖所示：

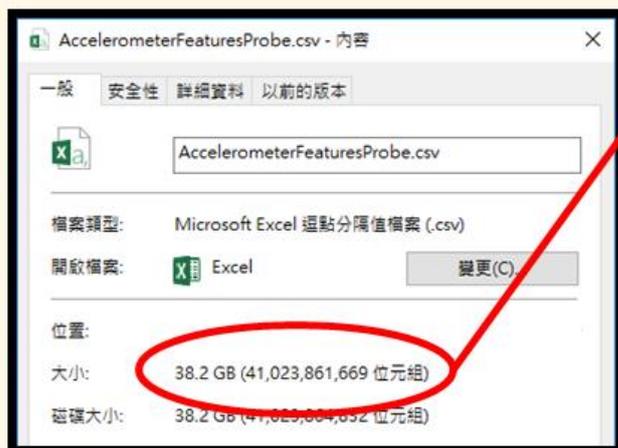


上述數據重複的存在不僅會令數據統計出現誤差，而且亦會令記錄數及數據檔案不必要地大幅增加，影響統計數據時的運算效率。以下將以所收集的加速器數據之整理過程對移除數據雜訊的過程進行解說：

由於原始的加速器數據夾雜大量的重複記錄，導致所匯出的.csv 檔案十分龐大( 檔案大小：

38.2 GB / 記錄數目：118,453,760 筆 )：

## 原始數據檔案 (加速器數據)



1 檔案大小：38.2GB

2 加速器數據紀錄數：  
118,453,760筆

device	timestamp	x_maxDeviation	y_maxDeviation	z_maxDeviation
1 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
2 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
3 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
4 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
5 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
6 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
7 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
8 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
9 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
10 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
11 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
12 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
13 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
14 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
15 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
16 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
17 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
18 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
19 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
20 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811

Showing 1 to 20 of 118,453,760 entries

如此龐大的檔案既無法被試算表軟件完整讀取，亦難以被匯入至數據庫軟件（如 MYSQL 中）。由於學者指出研究軟件—R-Studio 善於應付匯入龐大數據檔案，因此面對此情況，研究人員嘗試將數據匯入至該軟件中，並在程式內以 sqldf 插件形式導入 SQL 的「SELECT DISTINCT」語法，以去除冗餘的重複數據，從下圖可見移除重複值後，檔案大小及記錄數分別減少至 128MB 及 1,850,840 筆，並大幅改善了後續進行數據分析的效率：

**整理後數據檔案（加速器數據）**

1 檔案大小：**128MB**

2 加速器數據紀錄數：**1,850,840筆**

device	timestamp	x_maxDeviation	y_maxDeviation	z_maxDeviation
1 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	0.06427878	0.05064764	0.05939811
2 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563949	0.04131316	0.04198435	0.05731968
3 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563949	0.03019972	0.03779726	0.06797780
4 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563950	0.05270172	0.06549654	0.04292500
5 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563950	0.03132148	0.06602501	0.08812859
6 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563951	0.04081711	0.05145867	0.05121588
7 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563951	0.10087768	0.05081043	0.18897977
8 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563952	0.07348661	0.14542280	0.14449808
9 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563952	0.05642656	0.17061111	0.13714034
10 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563953	0.04594655	0.06943462	0.06418965
11 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564008	0.06889355	0.05615994	0.05306534
12 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564009	0.03619645	0.07530957	0.05694770
13 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564009	0.03480461	0.04741863	0.05221591
14 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564010	0.03299052	0.06911857	0.04196411
15 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564010	0.04343200	0.04589503	0.05054039
16 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564011	0.04470884	0.03480046	0.04749493
17 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564011	0.04224262	0.04377778	0.04710853
18 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564012	0.03668927	0.05007932	0.05100393
19 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564012	0.03705334	0.04147140	0.05312441
20 a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564013	0.04715673	0.04621128	0.04304932

Showing 1 to 20 of 1,850,840 entries

除此之外，所匯出的即時心理回饋亦存在著重複數據的情況，如下圖所示：

**冗餘數據：心理回饋紀錄**

Mood	Date	Name
8	10/3/2018 11:03	80:7A:BF
8	10/3/2018 11:03	80:7A:BF
9	10/3/2018 13:50	80:7A:BF
9	10/3/2018 13:50	80:7A:BF
8	10/3/2018 15:47	2C:59:8A
8	10/3/2018 15:47	2C:59:8A
10	10/3/2018 18:34	80:7A:BF
10	10/3/2018 18:34	80:7A:BF

**重複值**

同樣地，由於這些欄位的數值完全重複，導入 SQL 的「SELECT DISTINCT」便可將之移除。

#### ➤ 冗餘欄位

與重複記錄相似，數據檔案中的冗餘欄位，亦會不必要增加檔案大小，在是次研究中，一些數據表亦存在這個問題，以光度數據記錄為例：

**冗餘欄位：以手機光度數據表格 (LightProbe) 之紀錄為例**

裝置編號	紀錄時間	準確度	光度	紀錄時間
device (character)	timestamp (double)	accuracy (integer)	lux (double)	timestamp_1 (double)
a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522563948	3	0	1522563948
a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564248	3	491	1522564248
a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564248	3	486	1522564248
a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564248	3	493	1522564248
a7ec1f68-20ea-4bf0-971c-17ed8cdc4398	1522564248	3	486	1522564248

圖中以藍色標示的欄位，實際上是冗餘的。首先，兩個「記錄時間」欄位之值均完全一致，而準確度欄位方面，由於全部裝置的所有記錄均回傳「3」的數值，推測此項功能未能夠在裝置上正常運作，因此亦將之刪去。而利用 R 語言刪除上述欄位的語法如下所示：

```
LightSensorProbe['accuracy'] <- NULL
```

```
LightSensorProbe['timestamp_1'] <- NULL
```

套用上述方法至去除感光器及定位數據檔案中，其效果亦相對明顯；另一方面，由於螢幕開關的記錄的形式與上述感測器有別，因此並未有重複值的出現。下表分別列出了經過上述數據整理後的數據量及檔案大小分別：

	加速器	感光器	定位數據
① 檔案大小(原始)	38.2GB	189MB	440MB
檔案大小(整理後)	128MB	96.1MB	6.36MB
減幅	99.67%	49.15%	98.55%
② 數據紀錄數(原始)	118,453,760	1,731,231	1,125,278
數據紀錄數(整理後)	1,850,840	1,675,917	79,391
減幅	98.44%	3.20%	92.94%

## (2) 數據統整

### ➤ 轉換成逐日平均值

清除數據雜訊後，下一步便是要數據轉換成以逐日平均值的形式顯示，以便進行分析。如前章節圖表所示，由於每筆手機數據記錄中均附有時間戳 ( timestamp )，而即時心理回饋記錄亦附有填寫時間，因此只須將它們轉換成年、月、日的格式，再按日期及裝置識別碼合併，便可得出每項數據的逐日平均值，下列為轉換時間戳及心理回饋記錄時間成年、月、日格式的程式碼：

#### 時間戳

```
( 資料表名稱 ) $date <- as.POSIXlt(as.numeric(as.character( ( 資料表名稱 )  
$timestamp)), origin="1970-01-01" , tz = "Asia/Taipei")
```

#### 心理回饋記錄時間

```
( 資料表名稱 ) $date <- as.Date( ( 資料表名稱 ) $date, "%m/%d/%y")
```

轉換後，再分別以 R-Studio 中的 sqldf 插件導入 SQL 的「AVG」及「GROUP BY」語法，便可得出各欄位的逐日平均值。例如下列的各裝置的逐日平均光亮度，便是由此產生：

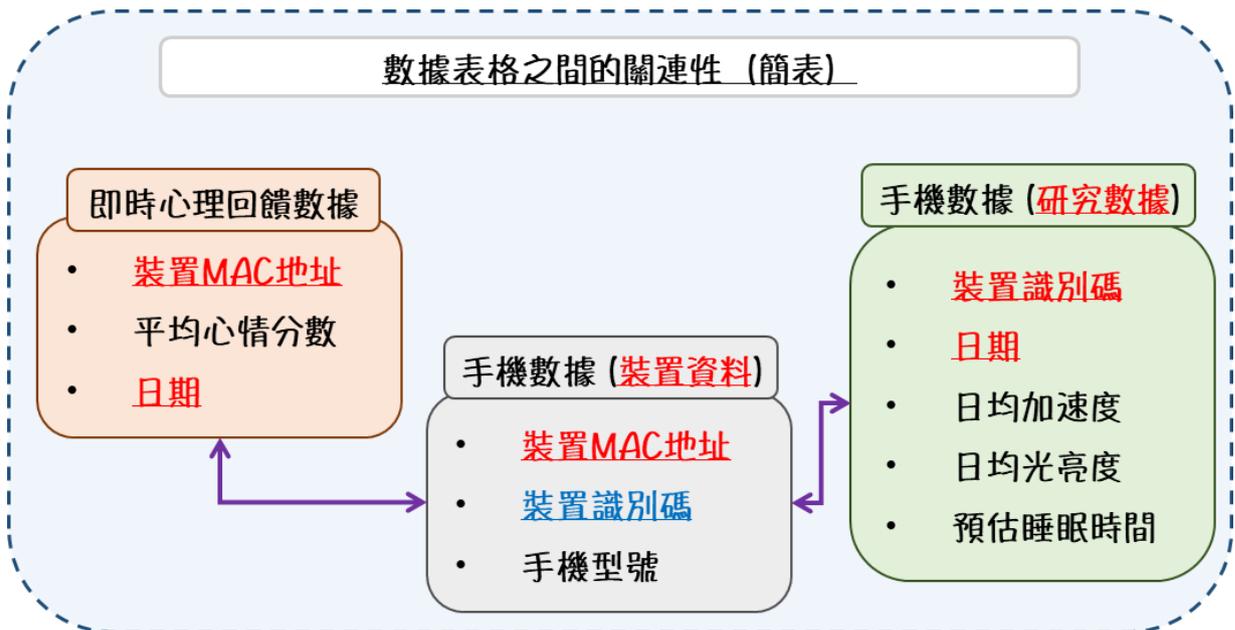
**示例：各裝置逐日平均光亮度**

裝置識別碼	日均光亮度	記錄日期
device	avgLux	date
3eaf6c05-4044-4456-92b5-6499a55a2f18	98.0377376	2018-03-13
3eaf6c05-4044-4456-92b5-6499a55a2f18	118.0399220	2018-03-14
3eaf6c05-4044-4456-92b5-6499a55a2f18	354.9314449	2018-03-15
3eaf6c05-4044-4456-92b5-6499a55a2f18	1040.8058746	2018-03-16
3eaf6c05-4044-4456-92b5-6499a55a2f18	433.1262067	2018-03-17
3eaf6c05-4044-4456-92b5-6499a55a2f18	411.6474235	2018-03-18
3eaf6c05-4044-4456-92b5-6499a55a2f18	272.3978936	2018-03-19
3eaf6c05-4044-4456-92b5-6499a55a2f18	215.8092190	2018-03-20
3eaf6c05-4044-4456-92b5-6499a55a2f18	104.4972930	2018-03-21
3eaf6c05-4044-4456-92b5-6499a55a2f18	282.1626224	2018-03-22

最後，如「研究設計及方法」章節當中的「研究流程」部分所述，為了令每位測試者的數據在研究中佔有相同的比重，因此劃一擷取各參加者首十四天（兩星期）的數據。

➤ 數據表格連結

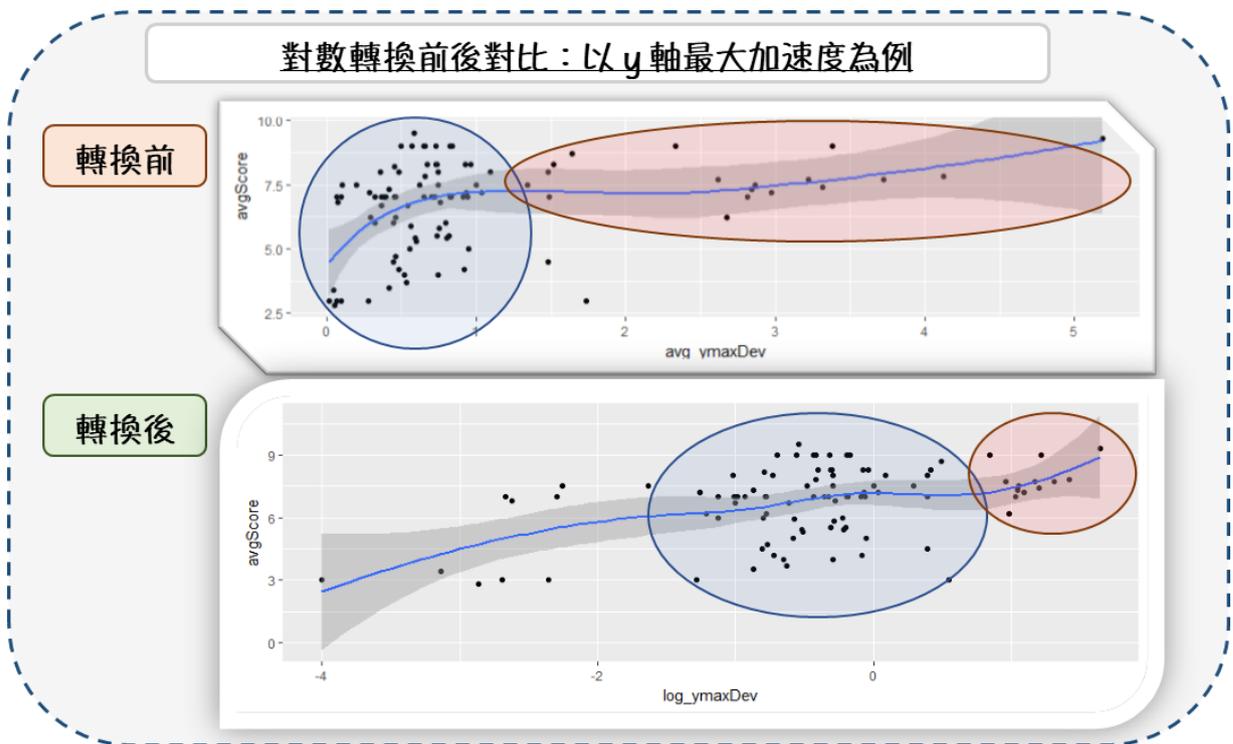
將數據轉換成一致的逐日平均值格式後，為了將各類手機數據與對應心理分數配對，以便進行後續分析，在此處將會運用到數據庫的概念，利用每張數據表格的主鍵碼及外鍵碼連結各表格，下表展示了各數據表格當中所裝載的欄位值，以及它們彼此之間如何扣連：



從上表可見，由於裝載心理回饋數據及所收集手機研究用數據的表格分別以裝置的 MAC 地址及由 mHealth 應用程式按裝置隨機生成的識別碼作為識別之用，因此需要利用同時裝置 MAC 地址及識別碼的「裝置資料」表格，方可直接同時擷取心理回饋及手機數據作後續分析。

### (3) 對數轉換

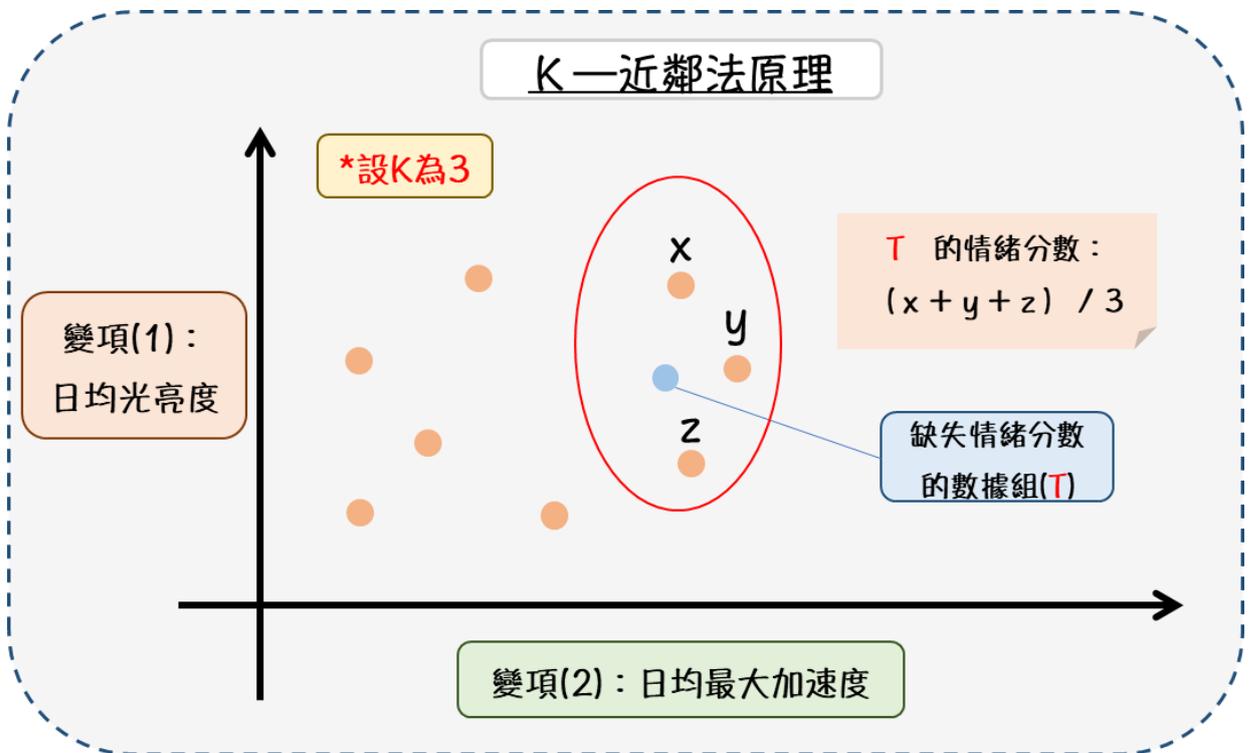
由於是次研究原始數據為非常態資料，而學者指出對於此類資料若先進行對數轉換，使其較接近常態分佈，是有利於數據分析的 (阿格雷斯蒂, 2002)。因此，是次研究對於將要分析的數據，亦會先進行對數轉換。在 R 語言中，直接以  $\log(\text{數據欄位})$  的方式，便能夠完成上述對數轉換過程。例如下列兩張圖片分別顯示了關於加速度的研究數據在進行對數轉換前後的對比：



從上表之藍圈及紅圈區域之分佈可見，在對數轉換之後，數據確實有更趨向於常態分佈的傾向。

## (4) 遺漏之情緒分數處理

如前所述，是次研究之測試者情緒分數的有效記錄日數為 105 / 112 日次，也就是說，餘下的 6.25% 的手機日均使用數據，並沒有相對應的情緒分數。為了讓這些數據同樣能夠提供研究價值，是次研究嘗試採用 K 近鄰法 (K-Nearest Neighbour) 對數據進行填補，其原理是找出與依照這組數據的其他特徵 (如最大加速度及光亮度)，尋找最接近的 K 個數值 (情緒分數) 並取其平均值作填補之用。如下圖所示：



假設圖中標示為藍色的數據組 T 欠缺相應的情緒分數以及變項 K 為 3，在 K 近鄰法下，它的情緒填補分數便會為最接近之三組數據 (x、y 及 z) 的情緒分數之均值。學者指出與普遍以前後兩組數據之平均值作填補的做法相比，K 近鄰法之變項使用得宜的話，其結果普遍會較為理想 (Miner, 2009)。而在是次研究中，選取光亮度及最大加速度作為 K 近鄰法之變項，是基於它們與情緒分數之關連度較預估睡眠時間為高 (詳見下節「研究數據分析」)，而且它們的 p-值

亦達顯著水平 ( 小於 0.05 )。而在實際操作上，先於 R 軟件中載入 DMwR 插件，再輸入

`knnImputation` ( 存有變項及缺值的數據表名稱 )，系統便會自動以  $K = 10$  的 K 近鄰法進行填

補。

### ➤ 小結

總括而言，為了讓數據能夠更忠實反映實際情況，以及便於後續分析之用，是次研究分別

從去除數據雜訊、數據統整、對數轉換及遺漏值處理這四方面對資料進行整理。

## (七): 研究數據分析

為了回應研究問題 (二)「智能手機感測器所收集的用戶數據與其心理狀況之間有否關連性?」, 下文將嘗試從對整理後研究數據的分析當中, 回答此問題。

### ➤ 用於數據分析的資料

以下用於與情緒分數對照的資料主要分為三項：

1. 日均最大加速度
2. 日均光亮度
3. 預估睡眠時間

其中, 第 (1) 及 (2) 項及已於上章節「研究數據整理過程」中有所提及, 它們的目的主要用於檢測用戶的活動與情緒之間有否關連; 而第 (3) 項預估睡眠時間, 則是針對應用程式理論上會記錄測試者的螢幕開關時間的特點, 而在 R 程式內利用 SQL 語法嘗試進行的估算, 其估算準則如下：

- i. 與前次螢幕開關相距四小時或以上
- ii. 前次螢幕開關時間在晚上 6 時至凌晨 3 時間

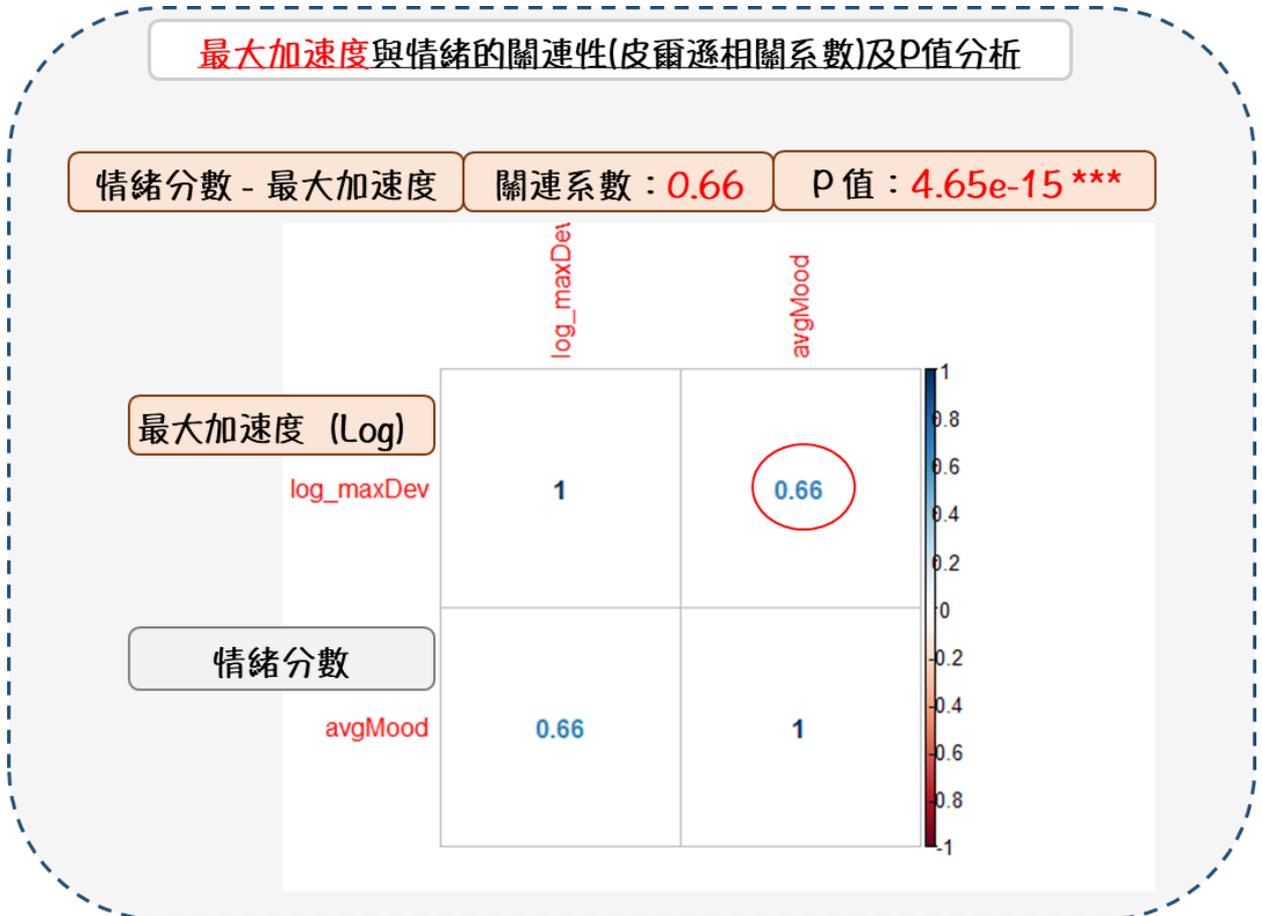
基於這兩項主要準則, 程式在用作統計的 112 天預估出當中 81 天的睡眠時間。因此, 同時具有上述三項對照數據的日數為 (81/112) 天, 而這 81 組數據與相應的情緒關連度如下：

## 各項數據與情緒的關連性(皮爾遜相關係數)及P值分析



由上可見，若以三者並存的 81 組情緒來看，經對數轉換的最大加速度及光亮度均與情緒分數有著中度相關( 均為 0.55 )，反觀經對數轉換的睡眠時間與情緒分數之間關連甚弱( -0.13 )。而在 P 檢定方面，亦只有經對數轉換的最大加速度及光亮度達可靠的顯著水準 ( 少於 0.05 )。

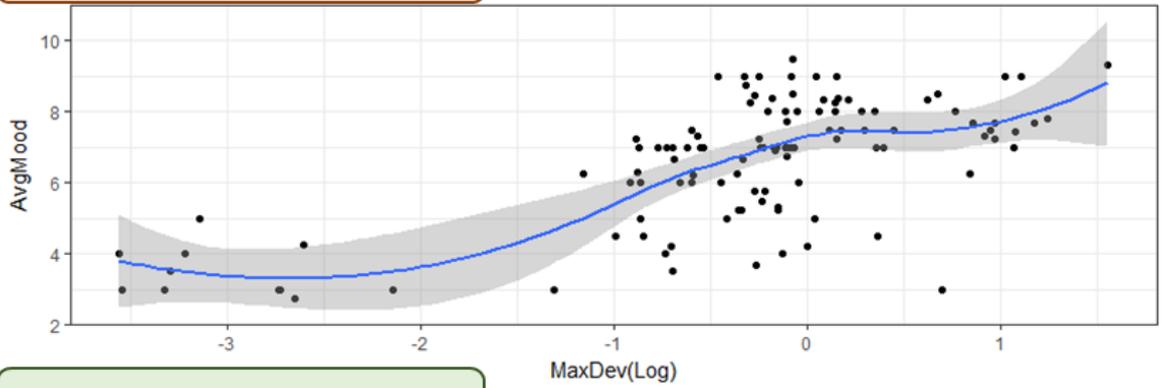
此外，值得注意的是，若果只對經對數轉換的最大加速度與情緒分數作關連分析及 P 檢定測試的話，其關連性及可靠度更高，分別達 0.66 及  $4.65e-15$ ：



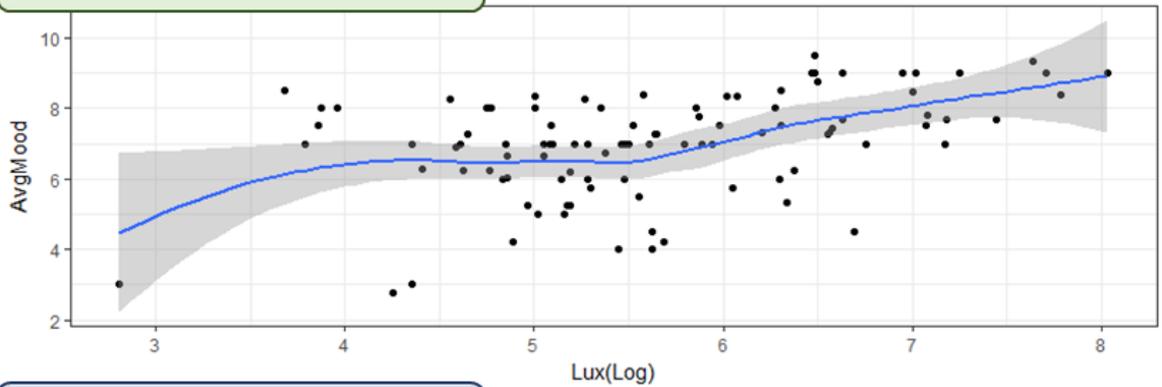
而這三組數據的散佈及迴歸圖則如下所示：

### 數據散佈圖

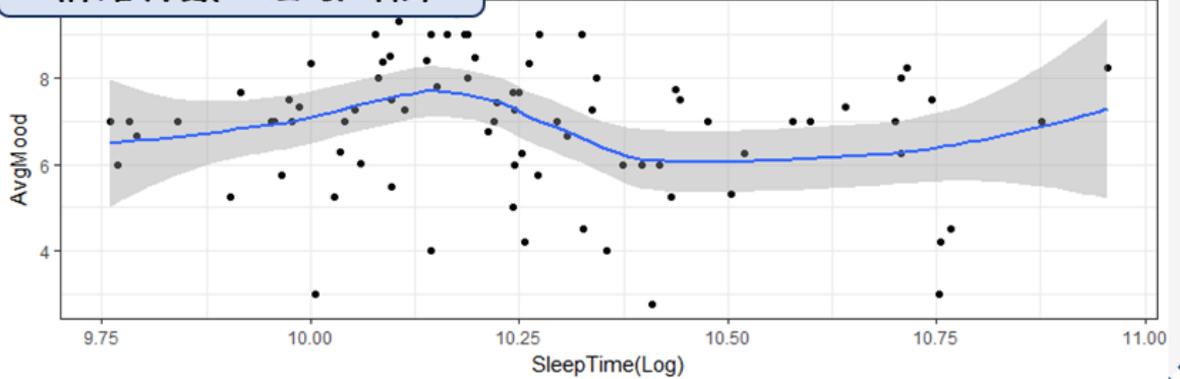
#### 情緒分數 - 最大加速度



#### 情緒分數 - 光亮度

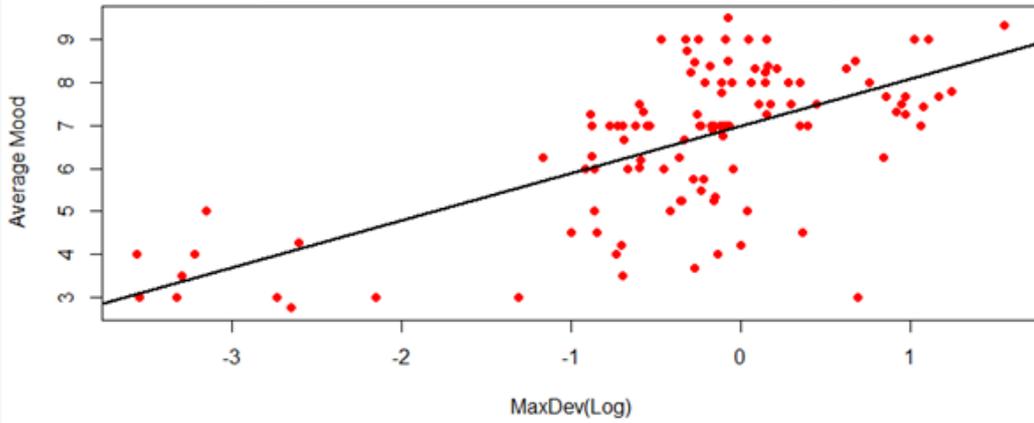


#### 情緒分數 - 睡眠時間

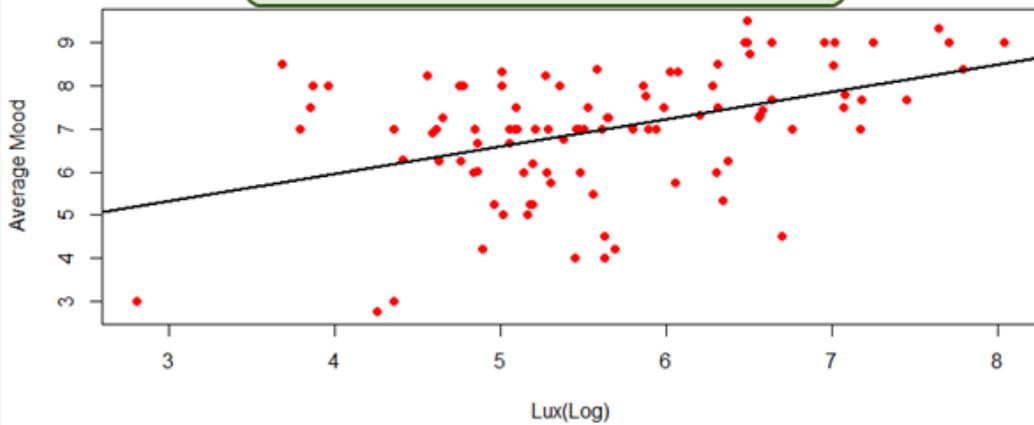


### 迴歸圖

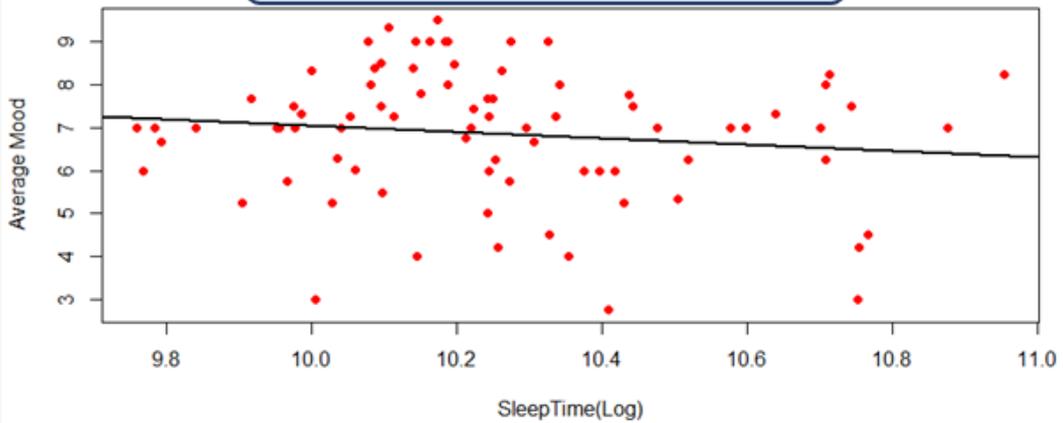
#### 情緒分數 - 最大加速度



#### 情緒分數 - 光亮度



#### 情緒分數 - 睡眠時間



從上述的散佈圖及迴歸圖中可見，意味著移動程度及戶外活動程度的經對數轉換日均最大加速度及光亮度，與相應的情緒分數明顯地呈一定的正相關；另一方面，睡眠時間與情緒分數之關連性則相對地不明顯。圖表所顯示的結果與較前部分所展示分析數據吻合。

## (八): 情緒預測模型建構及比較

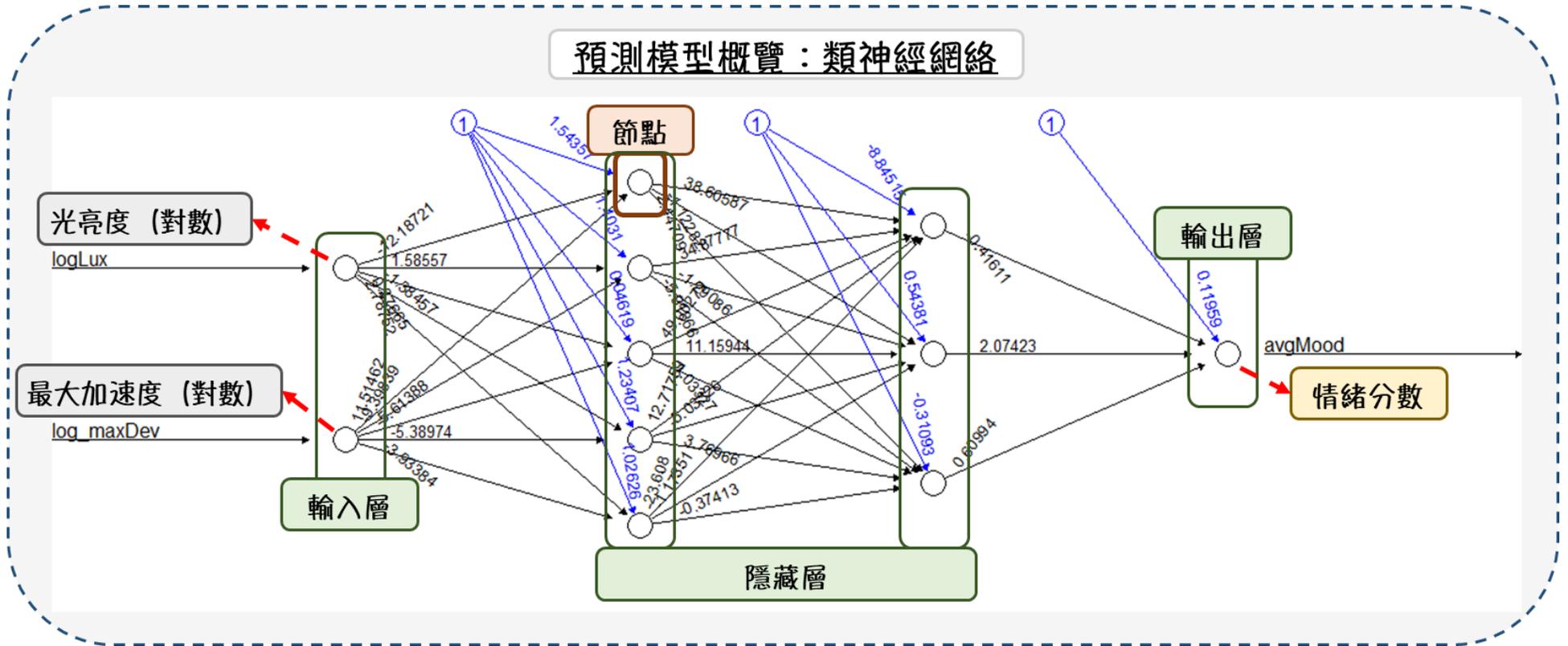
報告開首提到的最後一道研究問題是「不同的預測模型在預測智能手機用戶的心理狀況表現是否存有區別？」為回答此問題，下文將嘗試從比較不同模型在預測相關情緒分數上的表現，並將它們利用平均值進行預測的效果進行誤差值比較，以評估預測模型的成效。

### ➤ 訓練數據欄位的選取

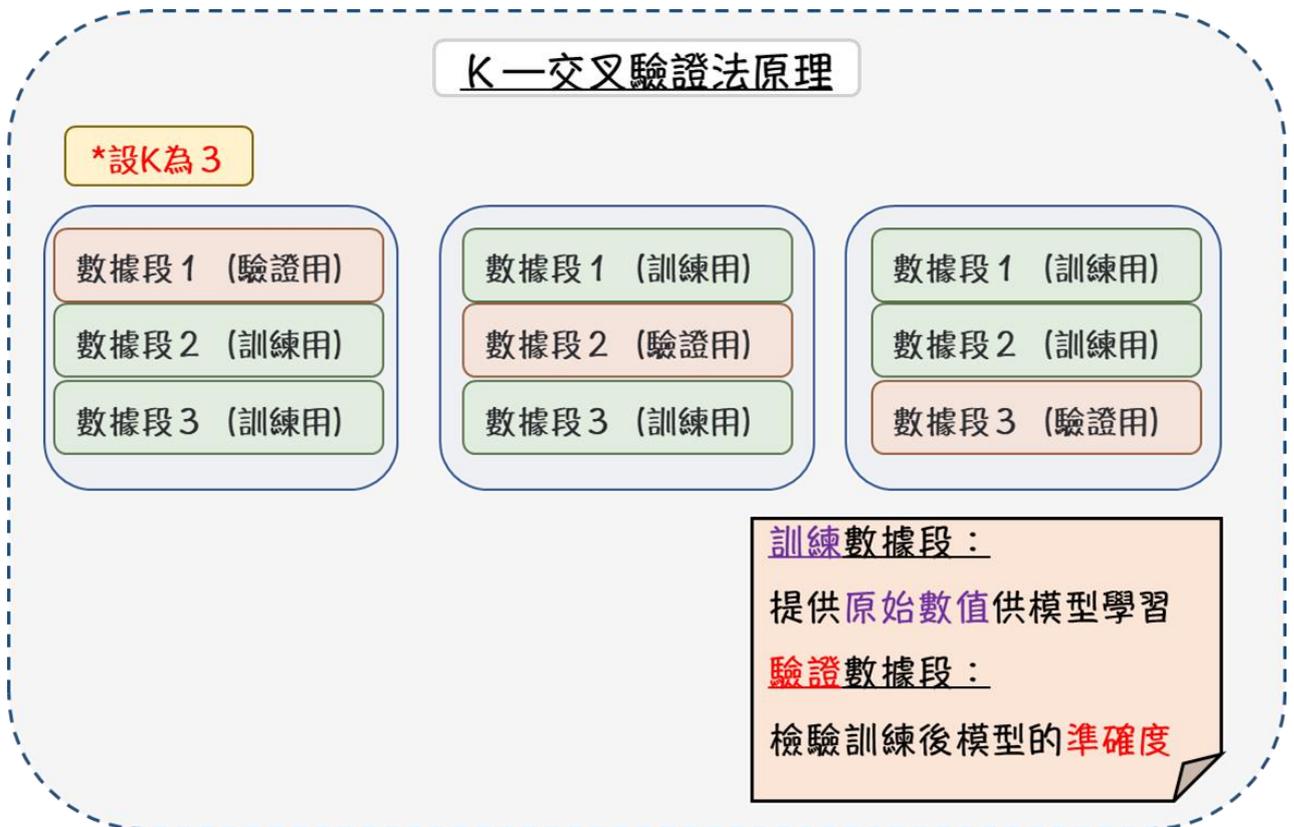
首先，在建立預測模型前，選擇適當的訓練數據欄位是相當重要的，這是因為它將影響數據模型的預測成效 (毛國君, 2005)。而基於前章節的分析中發現，加速度及光亮度數據與情緒分數存在著中度相關的關連，而顯著性亦較高。因此，是次預測模型之建構，主要藉以輸入加速度及光亮度數據，從而嘗試預測相應的情緒分數。

### ➤ 預測模型之建構及比對

是次研究嘗試利用研究軟件 R 建構兩種模型，分別是線性迴歸及類神經網絡模型以進行預測。線性迴歸之相關邏輯已於上章節有所展示，而類神經網絡模型之原理則藉由三種單元的建構：輸入層接收相關訓練數據 (加速度及光亮度數據)；隱藏層模擬人類大腦神經元的結構，藉由不同的神經元 (節點) 對數據進行處理；輸出層則用於展示處理完畢後的預測結果 (情緒分數) (張效祥, 2005)。具體結構如下頁所示：

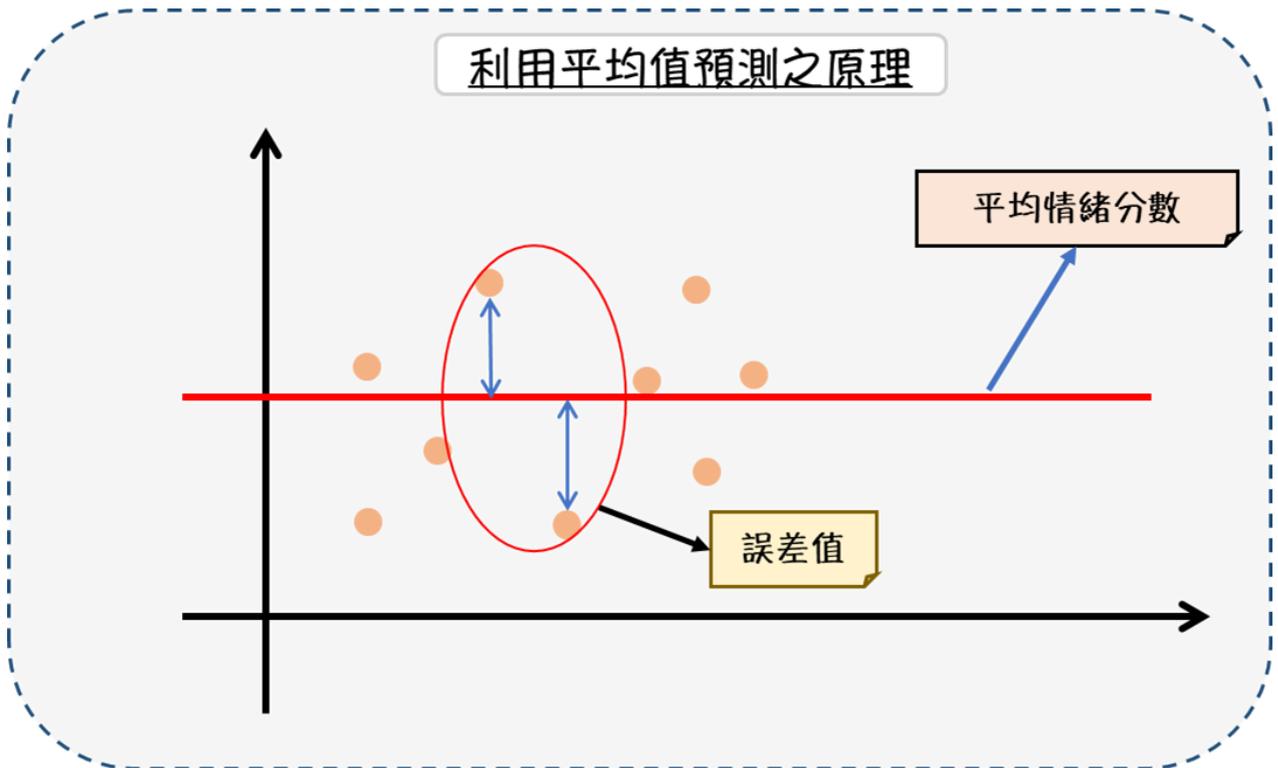


在利用 R 軟件建構後相關預測模型後，為了對預測模型的預測精確度能有更可靠的評估，因此將會對各模型進行五次交叉驗證 ( 5 – fold validation )，對精確度進行重複檢驗。其原理主要藉由切割數據成訓練用及驗證用數據段，分別提供預測訓練數據，以及檢測預測模型的準確度。具體原理如下圖所示：



以五次交叉驗證對預測模型進行檢驗的話，意味著將所有數據平均分割成五組數據段後，每次均會輸入其中四組數據至模型作為訓練數據，再以訓練後的模型所輸出的預測值，與剩餘的一組數據段之實際數值作比較，檢測兩者之間的誤差。在五次交叉驗證中，每組數據段均會用作於驗證預測模型一次。

另一方面，為了驗證這些預測模型是否具有一定程度的預測能力，研究人員會將它們的模差與單純以平均值作預測（如下圖所示）之誤差相互比較，若果預測模型之誤差較以平均值預測之誤差為小，則表示預測模型擁有一定程度的預測能力。

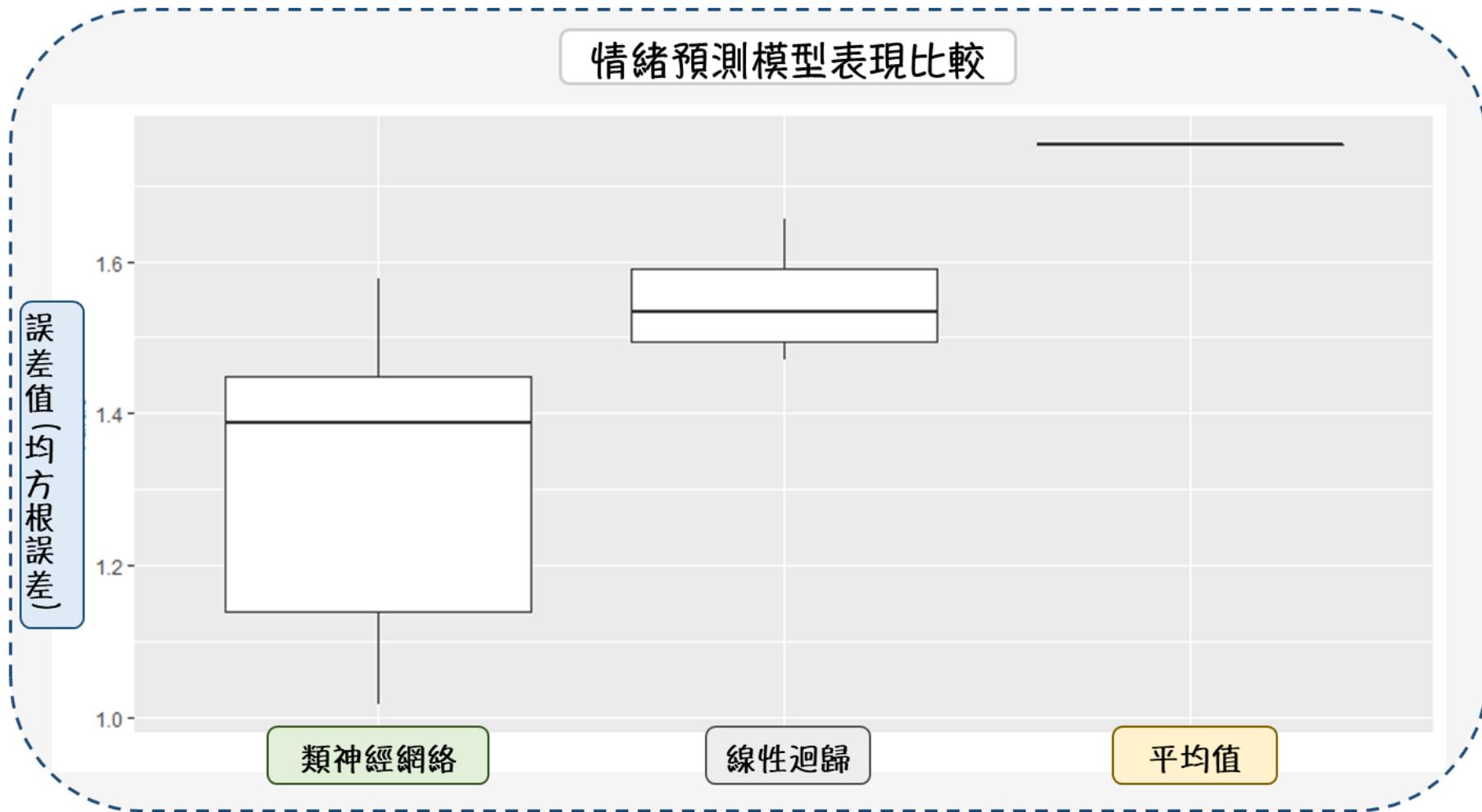


在使用 R 軟件對這些預測方式之誤差進行比對後，它們的誤差（以均方根 - Root

Mean Square 值展示）如下所示：

預測方式	RMS 均方根誤差值 ( ±標準偏差 )
線性迴歸	1.548 ± 0.074
類神經網絡	1.314 ± 0.230
平均值預測	1.754 ± 0.000

而相關的箱形圖如下：



由上述統計數據可見，以線性迴歸及類神經網絡所建構的預測模型均具有一定程度的預測能力，它們於預測情緒分數過程中所產生的所有誤差均較直接以情緒之平均值作預測為低。而當中預測表現較佳的模型為類神經網絡，它所產生的均方根誤差之平均值為  $1.314 (\pm 0.23)$ ，較以平均值預測（均方根誤差值為  $1.754$ ）下降約  $25.1\%$ ，反映它預測情緒分數的能力較高。

因此，回應研究問題（三），不同的預測模型在預測智能手機用戶的心理狀況時的表現是存在著分別的，而研究數據當中進一步地反映出類神經網絡之預測表現較線性迴歸之方式為佳。

## (九): 總結

總括而言，基於對智能手機與用家心理狀況之間的關連性的研究均主要集中於海外，反觀本地之相關研究則甚少，故此是次研究希望從本地的角度出發對相關問題作出探討。

而從八位研究參加者所收集的數據中，反映了代表移動程度的加速度數值與代表於戶外活動程度的光亮度數值，均與情緒狀況呈現顯著的正相關關連，與外地同類研究的結果吻合；不過，這次研究之數據亦顯示出睡眠時間與情緒分數之間關連性甚弱，此結果與外地研究所發現之結果（睡眠時間愈長，抑鬱程度愈低 (Ben-Zeev, et al., 2015)）並不相同。這種結果上的差異的起因是由於本地情況確實與外地有別，抑或是在睡眠時間的判定上出現偏差，導致結果並未能反映現實情況，仍有待進一步研究。

除此之外，是次研究亦顯示出利用機器學習原理，輔以加速度及光亮度數據所建構出的預測模型在預估用家情緒狀況方面具有一定的效果，而當中又以類神經網絡的預測模型之預測效果較佳。

不過，這次研究亦存在著一些限制，導致於部分細節上未臻完善。首先，礙於時間所限，研究並未有就所收集的 GPS 定位數據及網上表單之 PHQ-8 心理問卷數據進行分析。另一方面，由於測試者組群較小，研究數據未必能夠最全面地反映出實際情況。此外，由於資源所限，在研究中，測試者是以異步進行的方式參與研究，各人的測試開始及結束時間均有分別，這種研究設置亦可能讓預測的精確度下降。

而在後續研究方向上。首先，如上所述，部分數據如定位位置等並未涵蓋於是次研究中，因此日後能夠於這方面再作研究；另一方面，是次研究僅著重於迴歸及類神經預型模型的比較，並未對其他現存的預測模型之表現進行比較，因此於後續研究上可嘗試發掘其他更有效預估情緒的模型，從而建構出一個能夠有效地預測手機用家情緒狀況的模型。

參考資料

- Ben-Zeev, Scherer, D., Wang, E. A., Xie, R., Campbell, H., & T., A. (2015). Next-generation psychiatric assessment: Using smartphone sensors to monitor behavior and mental health. *Psychiatric Rehabilitation Journal*, pp. 218-226.
- Garcia-Ceja, E., Osmani, V., & Mayora, O. (2016). Automatic Stress Detection in Working Environments From Smartphones' Accelerometer Data: A First Step. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, pp. 1053-1060.
- Luca, C., & Mirco, M. (2015). Trajectories of depression: unobtrusive monitoring of depressive states by means of smartphone mobility traces analysis. *Proceedings of the 2015 ACM international joint conference on pervasive and ubiquitous computing*, (pp. 1293-1304).
- Maxhuni, A., Muñoz-Meléndez, A., Osmani, V., Perez, H., Mayora, O., & Morales, E. F. (2016). Classification of bipolar disorder episodes based on analysis of voice and motor activity of patients. *Pervasive and Mobile Computing*(31), pp. 50-66.
- MinerNisbet ; John Elder ; GaryRobert. (2009). *Handbook of Statistical Analysis and Data Mining Applications*. Cambridge: Academic Press.
- Saeb, S., Zhang, M., Karr, C. J., Schueller, S. M., Corden, M. E., Kording, K. P., & Mohr, D. C. (2015). Mobile phone sensor correlates of depressive symptom severity in daily-life behavior: an exploratory study. *Journal of medical Internet research. Journal of medical Internet research*.
- Suhara, Y., Xu, Y., & Pentland, A. (2017). Deepmood : Forecasting depressed mood based on self-reported histories via recurrent neural networks. *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web* (pp. 715-724). International World Wide Web Conferences Steering Committee.
- Wang, R., Chen, F., Chen, Z., Li, T., Harari, G., Tignor, S., . . . Campbell, A. T. (2014). StudentLife: assessing mental health, academic performance and behavioral trends of college students using smartphones. *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing* (pp. 3-14). ACM.
- 毛國君. (2005). 數據挖掘原理及算法. 北京: 清華大學出版社.
- 王修曉. (2007). 研究方法概論. 臺北: 五南圖書.
- 米小琴. (2004). 統計計算與分析. 北京: 清華大學出版社.
- 阿格雷斯蒂. (2002). 社會統計學. 臺北: 五南圖書.
- 張效祥. (2005). 計算機科學技術百科全書. 北京: 清華大學出版社.
- 衛生署. (2015). 行為風險因素調查(二零一四年四月). 香港: 衛生防護中心監測及流行病學處. 擷取自 [http://www.chp.gov.hk/files/pdf/brfs\\_2014apr\\_tc.pdf](http://www.chp.gov.hk/files/pdf/brfs_2014apr_tc.pdf)

附錄 (一) : 外地相關研究歸納表

文章標題	研究目標	測試工具(心理)	測試工具(手機)	測試時間	測試者人數、背景	預測功能	研究結果	
Student Life: Assessing mental health, academic performance and behavioral trends of college students using smartphones. In Proceedings of the ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing	探討智能手機的使用習慣與學生的精神健康及學業成績間的關連	<p><b>1. 圖片評估 (PAM)</b></p> <p>(於48張圖片中隨機選取16張,讓測試者選擇最能代表狀況的一張,每組圖片代表1-16分,代表正面或負面情緒及其程度)</p> <p><b>2. 短問卷 (EMA)</b></p> <p>(以EMA形式詢問測試者各種情況,例如壓力,情緒,社交,進行各種活動的時間等) — 問卷均為經認證及具文獻支持</p> <p>*睡眠時間調查用於檢視睡眠感測的準確度</p> <p><b>3. 研究前·後心理問卷</b></p> <p>於研究開始前及完結後一天,讓參加者填寫一系列問卷 ( PHQ-9 · PSS · Flourishing Scale及UCLA Loneliness Scale ) 以檢視他們的抑鬱·壓力·心理幸福及孤獨程度</p>	<p><b>手機應用程式 :</b></p> <p>StudentLife</p> <p><b>內置感測功能 :</b></p> <p>[ 加速度感應器,收音器,感光器,藍芽/GPS ]</p>	<p><b>十星期</b></p> <p>(一整個學期)</p>	<p>人數: <b>48人</b></p> <p>(10女 38男)</p> <p>學士: 30人 碩士/ 博士: 18人</p> <p>均為智能手機程式編程課的學生</p>	<p>睡眠和對話時間與抑鬱程度及壓力呈明顯負相關。</p> <p>對話時間與心理幸福度呈正相關。</p> <p>移動距離及時間與孤獨度呈負相關。</p>		
Trajectories of depression: unobtrusive monitoring of depressive states by means of smartphone mobility traces analysis	從人們的移動行為模式中尋找規律,並盡可能地減少使用者手動輸入資料,最終達至從規律中對抑鬱問題的預警	<p><b>1. 短問卷</b></p> <p>PHQ8 – 抑鬱測試</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>[簡易Yes-No題型設計]</li> <li>陷阱題目 – 測問已知事實(目前位置) · 以提升數據可靠性</li> </ul>	<p><b>手機應用程式 :</b></p> <p>MoodTraces</p> <p><b>內置感測功能 :</b></p> <p>[ GPS ]</p>	<p><b>平均約為71天</b></p>	<p>人數: <b>28人</b></p> <p>(13女 15男)</p> <p>公開招募測試者</p>	<p>結合所紀錄測試者移動模式及相應的PHQ分數,嘗試預測測試者將來的情緒狀況</p> <p>T hist -&gt; 紀錄日數</p> <p>T hor -&gt; 預測日數</p>	<p>紀錄時間的長短與預測的準確性有正相關</p> <p>(於擁有十四天紀錄情況下,預測準確度明顯提高。)</p>	

文章標題	研究目標	測試工具(心理)	測試工具(手機)	測試時間	測試者人數、背景	預測功能	研究結果
Mobile Phone Sensor Correlates of Depressive Symptom Severity in Daily Life Behavior: An Exploratory Study.	探索如何利用智能手機的定位及感測功能瞭解人們的生活習慣，從而找出受嚴重情緒困擾的人士。	1. 短問卷 PHQ-9問卷	手機應用程式： Purple Robot 內置感測功能： [ 電話使用時間，頻率 / GPS ]	兩星期	人數：28人 公開招募測試者		抑鬱程度與到訪地點數目及移動距離呈負相關性 抑鬱程度與留家時間呈正相關性
Next-generation psychiatric assessment: Using smartphone sensors to monitor behavior and mental health	探討智能手機感測器作為顯示用家情緒狀況的可能性。	1. 短問卷 PHQ-9問卷 — 抑鬱程度 Perceived Stress Scale (PSS) — 壓力程度 UCLA Loneliness Scale — 孤獨程度	手機應用程式 內置感測功能： [ 加速器，感音，感光器，GPS / WiFi定位 ]	十星期	人數：47人 ( 21%女 79%男 ) 均為學生		抑鬱程度與移動距離，對話時間及睡眠時間呈負相關性 孤獨程度與移動時間呈負相關性



文章標題	研究目標	測試工具(心理)	測試工具(手機)	測試時間	測試者人數、背景	預測功能	研究結果
Automatic stress detection in working environments from smartphones' accelerometer data: a first step.	研究如何利用智能手機的加速器功能，監測員工的壓力程度。	1. <u>短問卷</u> Oldenburg Burnout Inventory — 壓力程度	<u>手機應用程式</u> <u>內置感測功能：</u> [ 加速器 ] * 減低私隱疑慮	八星期	人數：30人 ( 12女 18男 ) 來自兩所機構	嘗試將行為模式相近的測試者分成一類，以預測同類人士的情緒變化。	工作時間的抑鬱程度為平常的三倍。 預測準確度介乎60%~71%
Classification of bipolar disorder episodes based on analysis of voice and motor activity of patients.	利用智能手機感測器辨別躁鬱症患者的心理狀態。 ( 躁期 / 鬱期 ) 比較不同裝置對於判斷心理狀態準確性的貢獻。	1. <u>臨床心理學家檢測</u> Hamilton Depression Scale (HAMD) · ADS — 抑鬱程度 Young Mania Rating Scale (YMRS) · Mania Self-Rating Scale (MSS) — 躁狂程度 ( -3 : 嚴重抑鬱 +3 : 嚴重躁狂 ) 1. <u>短問卷</u> HAMD — 抑鬱程度 YMRS — 躁狂程度	<u>手機應用程式：</u> MONARCA <u>內置感測功能：</u> [ 加速器 · 感音器 · 磁力儀 · GPS / WiFi定位短訊及電話對話內容與長度 ]	十二星期	人數：10人 ( 9女 1男 ) 均為躁鬱症患者	嘗試從上述感測器中的取得的數據作出測試者心理狀況預測，並與問卷和心理學家的診斷比較。	當擷取加速器的移動頻率數據，配合感音器所分析出的情緒狀態，預測準確性最高。

文章標題	研究目標	測試工具(心理)	測試工具(手機)	測試時間	測試者人數、背景	預測功能	研究結果
Deepmood : Forecasting depressed mood based on self-reported histories via recurrent neural networks. In Proceedings of the 26th international conference on world wide web	研究如何利用智能手機的應用程式，達到提前預警用家出現潛在抑鬱情緒的風險。	<p><u>情緒自評</u></p> <p>以點擊相應表情圖示的方法，讓用家隨時表達當刻心情（早，午，晚）及行動狀況等</p> <p>用家亦可提交當天的起床和睡眠時間</p> <p>提供檢視自己歷史紀錄的功能</p>	<p><u>手機應用程式：</u></p> <p>Utsureko</p>	二十二個月	<p>人數：2382人</p> <p>Google Play Store下載者</p>	<p>引入機器學習的概念，希望藉LSTM和RNNs的技術，從收集到的大量數據中達到研究目標</p>	<p>心情和行動模式有助情緒預測；但睡眠時間的回報對於情緒預測並無幫助</p> <p>兩星期的歷史紀錄對預測最有正面作用</p>

## 附錄 (二): 研究介紹單張

2017 / 18 年度  
INT4901  
畢業習作  
研究簡介單張

## "利用智能手機偵測使用者的精神健康狀態" 研究簡介單張

### 一、研究說明

- 探討智能電話的使用習慣與用家情緒之間的關連
- 以收集的數據作為基礎，發展出手機用家情緒預測的模型

### 二、研究方法

測試者需要：

- 安裝兩個應用程式（並於Mood Survey中作即時情緒回饋）
- 填寫心理問卷（每週一次，以Google表單填寫）

### 三、研究流程圖（簡表）



2017 / 18 年度  
INT4901  
畢業習作  
研究簡介單張

#### 四、研究流程圖

##### 1. 安裝以下程式



程式一：Mood Survey -> 收集即時情緒狀況  
程式二：mHealth -> 收集感測器數據

##### 2. 於 Mood Survey 程式中，提供情緒回饋 (約每天2-3次)

① 測試者於9a.m - 9p.m 會  
隨機接獲填寫通知(見右圖)

Mood survey · 現在  
提醒你  
現在請按這裏填寫心理狀況

② 測試者請點擊通知  
(或自行點擊 Mood survey)  
填寫問卷

CLICK THE BUTTON BELOW  
TO START A SURVEY

Success!  
Survey data has been sent to the server  
successfully.

← Survey

At the moment I feel (這一刻我覺得).....

10 (The happiest (最開心))

9

8

7

TAKE SURVEY

NEXT

2017 / 18 年度  
INT4901  
畢業習作  
研究簡介單張

#### 四、研究流程圖(續)

### 3. 以Google表單填寫心理問卷 (每週1次)

① 進入表單後,填寫  
測試者編號(\_\_\_\_)

#### 週間PHQ-8問卷

此PHQ-8問卷為“利用智慧手機應用程式及內置功能偵測使用者的精神健康狀態”研究之一部分。測試者可於每星期填寫此問卷一次。

如有疑問可直接與本人聯絡 ( )  
再次謝謝你的參與!

\*必填

研究參與者編號(例子: 01) \*

您的回答

② 測試者請回答相關問題(共8道選擇題)

在過去兩星期, 有多少時候您受到以下任何問題所困擾? \*

	完全沒有	幾天	一半以上的天數	幾乎每天
做事時提不起勁或沒有興趣	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
感到心情低落、沮喪或絕望	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
入睡困難、睡不安穩或睡醒過多	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
感覺疲憊或沒有活力	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

③ 完成後,按「提交」,  
問卷即告完成

提交

暫定測試時間: ( \_\_\_\_月\_\_日 — \_\_\_\_月\_\_日 )

2017 / 18 年度  
INT4901  
畢業習作  
研究簡介單張

## 五、常見問題

①

**問：測試過程中會收集哪些研究數據？**

答：mHealth程式會收集**手機感測器**(加速器,感光器及定位) 的數據；而Mood Survey則會收集測試者所輸入的**即時情緒狀況**

②

**問：所收集數據會否外洩？**

答：收集的數據均會**進行加密**並上傳至**具密碼保護**的大學伺服器中,只有獲授權的研究人員利用**特定解密程式**方能讀取資料

③

**問：資料會否佔用過多內存/上傳資料時會否耗用手机網絡流量？**

答：mHealth已預設所收集的數據只會佔用手机部分空間,**過多時會自動刪除舊有數據**；亦只有在**wifi連線時**才會上傳數據

而Mood Survey雖然在連接網絡時便會執行,但由於它只會上傳情緒分數及識別用之MAC地址,故此**相關數據量十分微小**

如有任何疑問,可直接與本人聯絡

(電郵： / 電話： )

再次謝謝你的參與！