

2022 年臺灣國際科學展覽會 優勝作品專輯

作品編號 190024
參展科別 電腦科學與資訊工程
作品名稱 腦波辨識特徵提取於即時身分認證的研究
得獎獎項

就讀學校 新竹市立光華國民中學
國立新竹科學園區實驗高級中等學校
新竹市立光華國民中學
指導教師 郭亮偉、潘禕凌
作者姓名 曹喜學、詹詠善、陳愛學

關鍵詞 腦波辨識(brainwave biometrics)、
特徵提取(feature extraction)、
身分認證(identity authentication)

作者簡介



We are a team of three eighth grade students called Caesar, Sam and Iris. We' ve been friends since fifth grade, and we found ourselves comfortable when we' re together. Caesar likes to engage in sports and experiments. He even did a research with his classmates on the relationship between the amount of water in a glass and the tone of its sound. Sam is fond of math and music. He enjoys the feeling of finding an answer after a series of calculation, and he listens to music in his free time to calm himself. Iris has an interest in traveling and reading. She loves exploring other places she has never been to, and she enjoys getting knowledge from books, especially the ones that talk about non-academic topics. Although we have different interests, we always get along well when we work together. Team spirit is what gathers us together all the time.

摘要

本研究的腦波辨識基於特徵提取，可應用於身分認證，具有不能被仿冒的優點。我們用低成本高便利性的腦波儀，自行撰寫程式讀取原始腦波，建立一致性的實驗程序。首先用腦波專心度的高低來控制智能車，再用腦波來測謊，有隱藏說謊行為時會觸發高電位腦波，在兩項前期研究後發現可用腦波特徵進行身分認證。三位受測者於不同日期提取 10 份腦波，每份腦波紀錄 5120 筆數據。接著我們反覆嘗試組合數十種統計函數進行特徵提取，找到兩項最佳特徵，達成將大量凌亂腦波資料降低維度又具有辨識力。我們腦波辨識分類方法使用近鄰演算法，測試程序用盲測交叉驗證法，辨識正確率百分百。最後我們用 Arduino 板來展示腦波辨識應用於腦波身分認證，資料庫中只要儲存每位受測者的腦波特徵值，就能在數秒內正確辨識說出受測者身分，顯示每個人腦波是不同的，而且能用特徵將其分辨出來。

Abstract

The brainwave biometrics in this research is based on feature extraction, which can be applied to identity authentication and has the advantage of not being counterfeited. We use a low-cost and high-convenience brainwave instrument. We write a program to read the brainwave to establish consistent experimental procedure. First, the level of brainwave concentration is used to control the smart robot car, and then the brainwave is used to detect lies. When there is hidden lying behavior, high-potential brainwaves are triggered. After these two preliminary studies, it was found that the features of brainwaves can be used for identity authentication. Three testers extracted 10 brainwaves on different dates, and each brainwave recorded 5120 data. Then we repeatedly tried to

combine dozens of statistical functions for feature extraction, and found two features to reduce the large amount of messy brainwave data and decrease dimensions. Our brain wave biometrics and classification method use the nearest neighbor algorithm, and the test procedure uses a blind test cross-validation method, and the accuracy rate is 100%. Finally, we use the Arduino development board to demonstrate the application of brain wave biometrics to brain wave identity authentication. Only the brain wave feature value of each tester needs to be stored in the database, and the identity of the tester can be correctly identified in a few seconds. It shows that the brain waves of each person are different, and it can be distinguished by features.

一、前言

(一)、研究動機

我們在生物課程中有學習到神經系統，做專題報告時接觸到腦機介面的相關報導，啟發我們想要進一步研究腦波[1]。我們研究主要靈感來自於看到人機介面馬斯克的三隻小豬後。美國神經科技公司（Neuralink）共同創辦人馬斯克 2020 八月廿八日舉行發表會，展示研發的植入式「腦機介面」電子裝置，圖 1-1，現場還有實驗用的三隻小豬亮相。馬斯克指出，該公司研發的晶片未來可應用於治療腦部疾病，希望最終達到人腦與人工智慧(AI)共存。Neuralink 首席外科醫師麥道加爾說，未來首波人體試驗將聚焦治療四肢癱瘓及半身不遂病患等。[2]

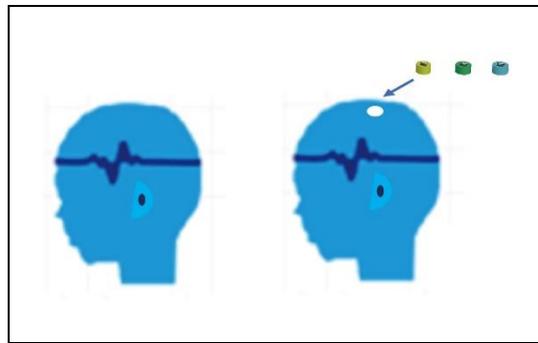


圖 1-1 Neurallink 結構 [2]

我們原始的想法就是利用腦機介面讀取腦波數據，分析數據後發現每個人腦波好像是不同的，所以我們想要進行腦波生物辨識，希望能驗證每個人的腦波是否有差異，如何分辨其中的差異處。腦波辨識擁有下列三項優點[3]：

1. 對於不同刺激，它有不同的反應
2. 它是不可能被模仿的[4]，更加安全[5]
3. 腦波與情緒有關，不可能被欲強行侵入者強迫辨識通過[6]。

(二)、研究目的

我們嘗試解決腦波身分認證的問題，希望達成目的如下：

1. 運用腦機介面來一致性的讀取腦波原始資料
2. 找出具分辨能力的特徵來進行腦波辨識
3. 整合系統完成即時腦波身分認證應用

二、研究方法或過程

(一)、研究設備及器材

本研究所使用的主要設備分為**硬體元件**和**軟體**兩大項。說明如下

硬體元件主要有**腦波儀**和**Arduino 開發板**，本研究購買 NeuroSky 公司提供之腦波偵測儀，有下列優點：

1. **高便利性**單點測量：一般設備皆是採用 32 通道(即為 32 個測量點)測量，雖然可以取出更多資料但穿戴不便，必須施打電極膠降低與頭髮間之電阻。而此頭戴式腦波偵測儀只有一個測量電極點及兩點測量生理電位用之電極點(接地)，分別是腦前額及單耳，穿戴方便且測量出的數據與其他設備近乎相同。
2. **低電腦運算**：頭戴式腦波偵測儀已包含嵌入式晶片(單式感測器 TGAM1 模組)，可即時運算腦波狀態。
3. **簡單操作**：不必使用複雜系統，頭戴式腦波偵測儀操作易懂，不需培訓，直觀戴上即可使用。
4. **無線藍牙傳輸**：頭戴式腦波偵測儀使用 Bluetooth，具備較高的傳輸速度及傳送大型資料的能力。

軟體主要有 **Microsoft Visual Studio** 和 **Mathematica** 等

(二)、研究方法

1、腦電圖與腦機介面

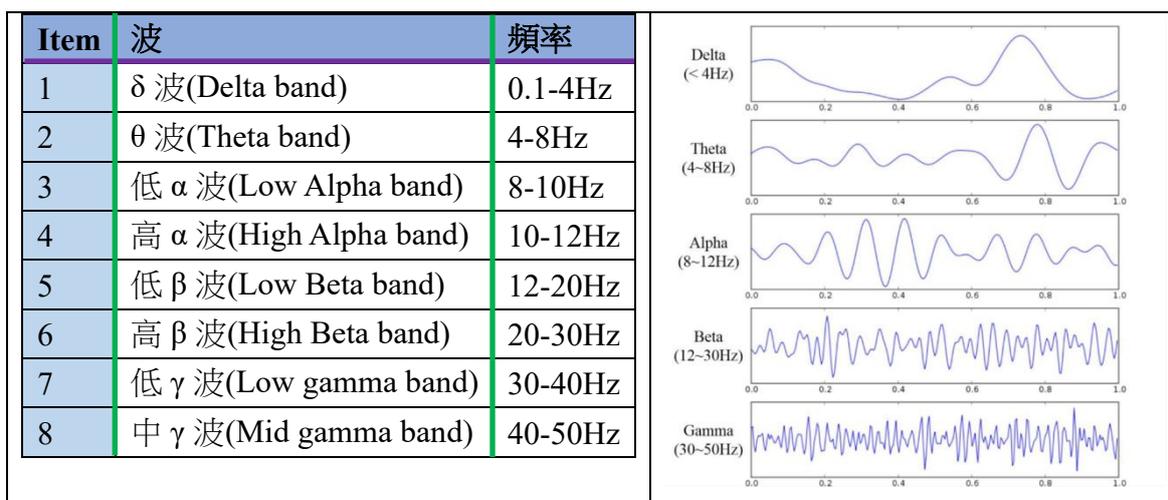
大腦百科 [7]一書中提到腦波在 1924 年由德國的生理學家漢斯·柏格(Hans Berger)製作出史上第一張電波。方法是透過貼附頭皮處的電極片，量測自大腦中神經元的**離子電流**產生的電壓波動，並放大記錄為**腦電圖(EEG)** [8]。

腦波 (brainwave) [9]是指人腦內的神經細胞活動時所產生的電氣性擺動。因這種擺動呈現在科學儀器上，看起來就像波動一樣，故稱之為腦波。**腦機介面** (Brain-Computer Interface, BCI)，是一種大腦與機器直接通信的途徑。人體腦部微弱訊號所產生之腦電圖(EEG)可進行腦機介面的相關研究，目的是讓使用者不需要使用四肢而達到控制物件的效果[10]。例如用腦

波駕駛模擬飛機[11]。腦波儀[12]測量原理是將腦內神經細胞活動時產生的電位變化，經放大處理後記錄，即為腦波的檢測。

頻譜分析是目前腦波最常見的分析方法，根據不同的頻段，大致上可分為 5 種波形：**Delta**(δ , < 4Hz)、**Theta** (θ , 4~8Hz)、**Alpha** (α , 8~12Hz)、**Beta** (β , 12~30Hz)、**Gamma** (γ , 30~50Hz)。不同頻段的腦波分別有不同的特性，如表 2-1 所示。現今文獻大多以**振幅、頻率、波型**來進行腦波圖分析。

表 2-1 八種腦波頻率與波型示意圖 [13]



腦電圖(Electroencephalogram, EEG)是一種直接讀取頭皮電流活動的技術，但在頭皮測得的電流信號非常微弱，使用**增幅器**(Amplifier) 大量增幅，即為腦電圖。我們將用**聲音**作為**刺激**(Stimulation)，取得腦電圖進行腦波辨識。

2、事件誘發電位

事件誘發電位(Event-Related Potentials, ERPs)是外在物理刺激或個體心理因素所引起的腦電波，以**刺激**(stimulus)、**自發動作**(event)或**反應**(response)為基準點，紀錄固定的時間間距之所有訊號，可視為是大腦在處理人類認知心理活動時神經元的電位變化。常用的事件誘發電位包括**聽覺**誘發電位(Brainstem Auditory Evoked Potentials, BAEPs)、**視覺**誘發電位(Visual Evoked Potentials, VEPs)、**運動**誘發電位(Motor Evoked Potentials, MEPs)、**體感覺**誘發電位(Somatosensory Evoked Potentials, SEPs)...等。如表 2-2 所示。

表 2-2 誘發電位的種類表[9]

腦波種類	頻率	特性
Lambda (λ)	誘發電位 (100 ~ 200 Hz)	眼睛受光刺激時 100ms 後誘發 (又稱作 P100)
P200	誘發電位	尚有位於 200ms 左右的正波(P200)和 270ms 左右的負波(N270)
P300	誘發電位	看到或聽到腦中想像的東西時約 300ms 後誘發電位改變
N270	誘發電位	尚有位於 200ms 左右的正波(P200)和 270ms 左右的負波(N270)

本研究將使用聲音刺激，誘發大腦產生對此聲音之特殊腦波，經由腦機介面(Brain Computer Interface, BCI)紀錄此腦電波圖，再利用特徵提取和最近鄰居方法工具，有效地進行腦波辨識。

3、人體試驗研究倫理和 IRB

每位腦波讀取的受試者都須簽署同意書與接受人體試驗研究倫理講習訓練，並且取得醫院核發的同意人體研究證明書，如圖 2-1。



圖 2-1 腦波讀取同意書與人體試驗倫理訓練證明和同意人體研究證明

4、前期研究

4-1 腦波控制智能車移動流程，如圖 2-2。

- (1) 透過第一個藍牙模組傳輸腦波封包至 Arduino 模組。
- (2) Arduino 模組擷取封包，並從封包裡抓取所需要的數值，如：Quality、Attention。
- (3) 透過第二個藍牙模組傳控制訊號給智能車，使其能前進。

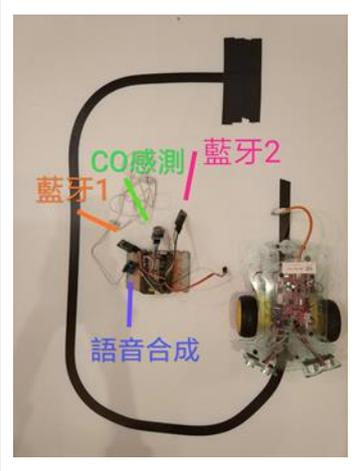
 <pre>MQ7_CO Arduino 1.8.10 檔案 編輯 庫 工具 說明 MQ7_CO.s void brainGo(void) { if(bWave) { if(cSignal<=26) //信號夠強 { byte cControl=0; if(cAttention>=90) cControl = 0x20; else if(cAttention>=70) cControl = 0x10; bg.print(cControl); } } }</pre>	 <p>CO感測 / 藍牙2 藍牙1 語音合成</p>	
控制程式	元件配置	影片 QR code

圖 2-2 腦波控制智能車移動流程

4-2 洞悉人心的測謊儀波應用

這個應用是因為我們在研究腦波信號的過程中，發現有誘發電位這種腦波，研究後發現事件發生後 100ms-400ms 後會產生高電位的腦波，所以我們用短時間內平均腦電波大於閾值 200 時用 LED 快速閃爍顯示，發掘出隱藏行為(說謊)的時段，如圖 2-3。

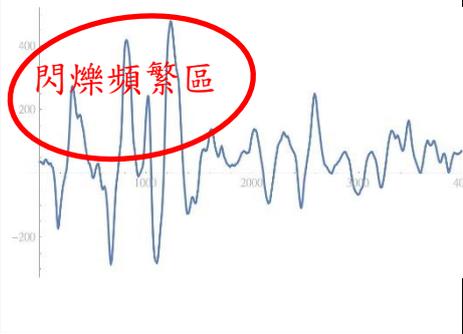
 <p>閃爍頻繁區</p>	 <p>黃燈閃爍頻繁 代表隱藏想法</p>	
測謊時的腦波圖	腦波測謊實驗的照片	影片 QR code

圖 2-3 腦波測謊的實驗圖

(三)、研究腦波生物辨識過程

生物辨識技術能夠辨識基於身體和行為特徵的某個人，如**指紋**、**虹膜**或**聲音**等，而這項技術現在變得越來越重要，它甚至可以用來應對金融欺詐和安全威脅 [14]。然而，這也不是萬無一失的，這種基於生物辨識技術的密碼也是有可能被破解的。**所有的指紋都可以偽造**。有實驗驗證，用玻璃紙膠帶從玻璃上沾取的指紋印記，可以用來製作假冒指紋 [15]。鑒於很難複製一個人確切的**思維過程**，這項技術無疑是十分有利的 [16]。因此，我們有必要研發更先進的、很難偽造的生物辨識技術。每個人的「**腦指紋**」(即大腦對某些詞語或任務的反應)都是不同的，因為每個人的大腦都有不同的思維方式。**希望能研發出更簡便使用的腦波身分認證方式** [17]，流程如圖 2-4。

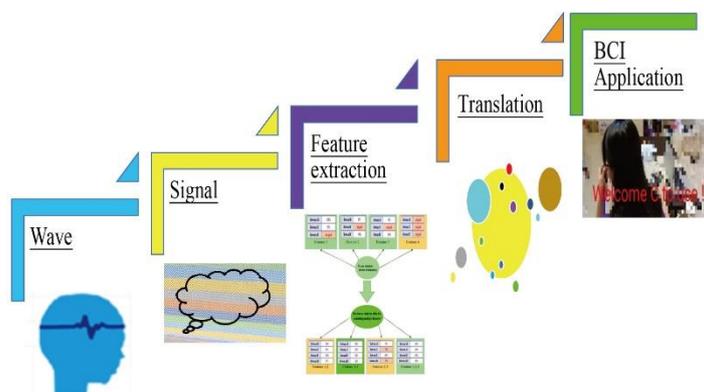


圖 2-4 腦波生物辨識系統流程圖

1、腦波原始資料讀取規劃

(1) 腦波耳機

我們的**腦波耳機**是 NeuroSky 公司製造，在腦機介面上有著領先全球的應用技術，不會產生任何副作用，並經過 NCC 國家通訊傳播委員會 FCC、CE、FC、SRRC 等**安規認證**，而腦波原始訊經過處理後會得到 δ 、 θ 、 α 以及 β 波，並得到**專心(Attention)**與**冥想(Meditation)**的大小值，最後由藍牙通信介面傳至接收端上。本實驗使用這種**安全性極高的非侵入非刺激的乾式電極腦波儀**，一般用於健康監測等**非醫學領域**[18]。使用的連接方式如圖 2-5，用附贈的**軟體讀取腦波的時間序列範例**如圖 2-6。

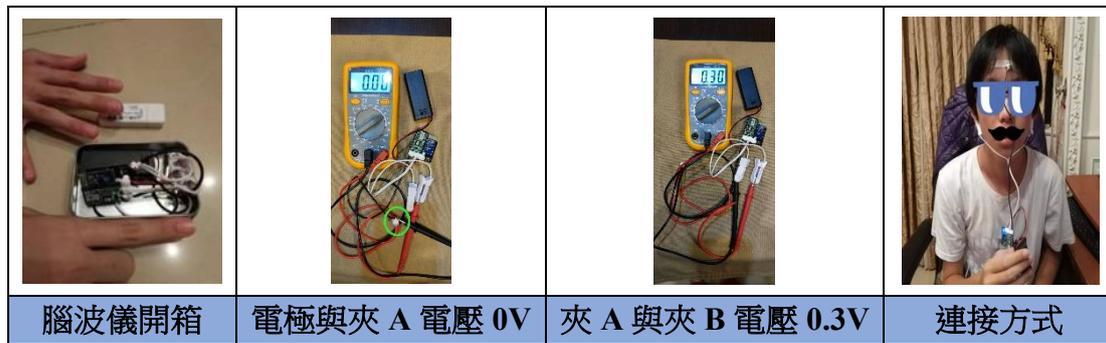


圖 2-5 腦波儀安全開箱與連接方式

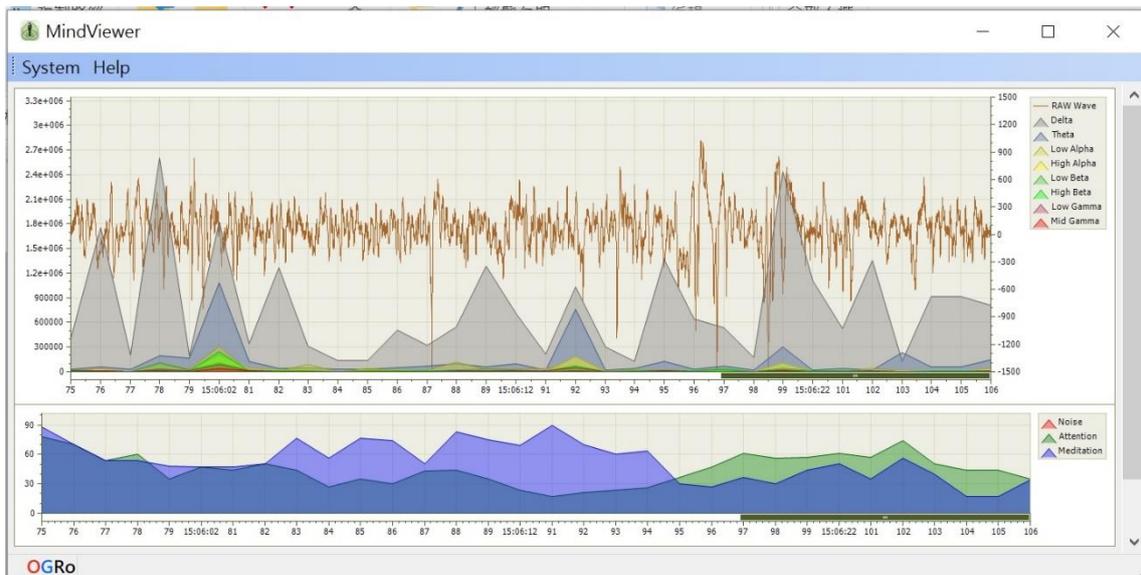


圖 2-6 實驗腦波時間序列圖(元件附贈的軟體)

(2)資料格式分析

腦波儀 TGAM 大約每秒鐘發送 513 個包(圖 2-7)。發送的包有小包和大包兩種：小包的格式是 AA AA 04 80 02 xxHigh xxLow xxCheckSum，前面的 AA AA 04 80 02 是不變的，後三個位元組是 xxHigh 和 xxLow 組成了原始資料 rawdata，xxCheckSum 就是校驗和。所以一個小包裡面只包含了一個對開發者來說有用的資料，那就是 rawdata，資料範圍是-2048-2047。

那怎麼從小包中解析出原始資料呢？ $rawdata = (xxHigh \ll 8) | xxLow$ ； $if(rawdata \ge 32768)\{ rawdata -=65536;\}$ ，但是在算原始資料之前，我們先應該檢查校驗和。校驗和怎麼算呢？ $sum = ((0x80 + 0x02 + xxHigh + xxLow) \wedge 0xFFFFFFFF) \& 0xFF$ 什麼意思呢？就是把 04 後面的四個位元組加起來，取反(1->0,0->1)，再取低八位。如果算出來的 sum 和 xxCheckSum

是相等的，那說明這個包是正確的，然後再去計算 rawdata，否則直接忽略這個包，本腦波儀的錯誤率約為 3/51300，0.006%。

我們怎麼拿信號強度 **Signal**,專注度 **Attention**,冥想度 **Meditation**,和 8 個 EEG Power 的值呢？就在第 513 個這個大包裡面，大包的格式是相當固定的，含義如表 2-3，紅色欄位是每次都都不變的。



圖 2-7 腦波儀資料讀取(元件附贈的軟體)

表 2-3 第 513 個大包資料對照表

位元組	含義
AA	同步
AA	同步
20	是十進位的32，即有32個位元組的payload，除掉20本身+兩個AA同步+最後校驗和
2	代表信號值Signal
C8	信號的值
83	代表EEG Power開始了
18	是十進位的24，說明EEG Power是由24個位元組組成的，以下每三個位元組為一組

位元組	含義
18	Delta 1/3
D4	Delta 2/3
88	Delta 3/3
13	Theta 1/3
D1	Theta 2/3
69	Theta 3/3

位元組	含義
2	LowAlpha 1/3
58	LowAlpha 2/3
C1	LowAlpha 3/3
17	HighAlpha 1/3
3B	HighAlpha 2/3
DC	HighAlpha 3/3

位元組	含義
2	LowBeta 1/3
50	LowBeta 2/3
0	LowBeta 3/3
3	HighBeta 1/3
CB	HighBeta 2/3
9D	HighBeta 3/3

位元組	含義
3	LowGamma 1/3
6D	LowGamma 2/3
3B	LowGamma 3/3
3	MiddleGamma 1/3
7E	MiddleGamma 2/3
89	MiddleGamma 3/3

位元組	含義
4	代表專注度Attention
0	Attention的值(0-100之間)
5	代表放鬆度Meditation
0	Meditation值(0-100之間)
D5	校驗和

2、腦波特徵提取方法

以統計方法或自迴歸模式將腦波資料降維度並儲存

(1)自迴歸模型

我們針對流程中每一項的細節分述如下。

時間序列：時間序列[19] (time series) 是一組按照時間發生先後順序進行排列的數據點序列。

我們將腦波的資料視為時間序列，以便利用模式進行分析。

自迴歸模型

自迴歸模型[20] (Autoregressive model, 簡稱 AR 模型), 是統計上一種處理時間序列的方法, 用同一變數例如 X 的之前各期, 亦即 X_1 至 X_{t-1} 來預測本期 X_t 的表現, 並假設它們為一線性關係。簡單的說, 自我迴歸模型就是將時間序列自己過去的歷史資料當作解釋變數, 其方程式為:

$$X_t = C + \sum_{i=1}^p \varphi X_{t-i} + \varepsilon_t$$

其中: C 是常數項; ε_t 被假設為平均數等於 0, 標準差等於 σ 的隨機誤差值; ε_t 被假設為對於任何的 t 都不變。意思即為: X 的當期值等於一個或數個前期值的線性組合, 加常數項, 加隨機誤差。

如果我們簡單地僅只納入前一期的資料當作解釋變數, 就稱為一階自我迴歸模型 (first-order autoregressive model), 簡稱為 **AR(1)** 模型。

(2)特徵函數統計方法

我們採用 Mathematica 中的描述性統計分析中的函數。如表 2-4 所示。運用的分群原則是同組內的變異小(也就是標準差小)和不同組間的變異大(也就是各組的平均值差異大)。

表 2-4 描述性統計分析中的函數表

統計分類	常見函數
定位統計	Mean、Median
分散統計	Variance、MeanDeviation、QuartileDeviation、InterquartileRange

形狀統計	Skewness、Kurtosis、QuartileSkewness、Entropy
普通統計	RootMeanSquare
次序統計	Min、Max

3、腦波辨識分類方法:最近鄰居分類(k-NN)法

我們採用機器學習和圖形辨識領域中的**最近鄰居分類法**(Nearest-Neighbor Classification) [21]，是根據現有已分類好的資料集合，找出與待分類資料最為鄰近資料，然後根據此最近資料的所屬類別，對待分類資料進行類別判定或預測[22]。

我們的程式流程如下：

- 1) 計算測試數據與各個訓練數據之間的**距離**；
- 2) 按照距離的遞增關係進行**排序**；
- 3) 選取距離最小的 **k 個點** (k 值是由自己來確定的)；
- 4) 確定前 k 個點所在類別的出現**頻率**；
- 5) 返回前 k 個點中出現頻率最高的類別作為測試數據的預測分類。
- 6) 若出現頻率相同則選擇距離總和較近的類別。

舉例說明如圖 2-8，如果 $k=3$ 紅色點點會以紫色範圍選到距離前三名近的三個黃色星星；當 $k=1\dots6$ 紅色點點都可判為屬於最鄰近的黃色星星的類別。 [23]

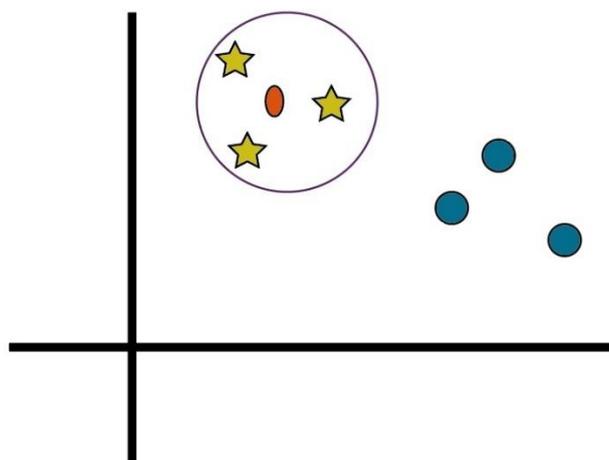


圖 2-8 k-NN 演算法示意圖

4、腦波測試程序交叉驗證法

我們腦波辨識的測試程序採用**交叉驗證 (cross validation)**法，有時亦稱循環估計，是一種統計學上將數據樣本切割成較小子集的實用方法。可以先在一個子集上做分析，而其它子集則用來做後續對此分析的確認及驗證。一開始的子集被稱為訓練集。而其它子集則被稱為驗證集或測試集。因為樣本數目有十個，所以我們採用 **k 折交叉驗證 (k-fold cross-validation)**，選取 $k = 10$ ，共做 10 次，如圖 2-9，黑色為測試資料，白色為訓練資料。將訓練集分割成 k 個子樣本，一個單獨的子樣本被保留作為驗證模型的數據，其他 $k - 1$ 個樣本用來訓練。交叉驗證重複 k 次，每個子樣本驗證一次，平均 k 次的結果。之後將結果依照**混淆矩陣 (confusion matrix)** 來呈現，在機器學習領域和統計分類問題中是可視化工具，特別用於監督學習。矩陣的每一行代表一個類的實例預測，而每一列表示一個實際的類的實例。

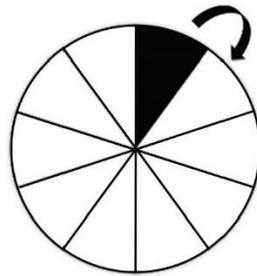


圖 2-9 k 折交叉驗證法示意圖[24]

三、研究結果與討論

(一)、研究結果

1、自行撰寫腦波讀取程式

我們設計的腦波讀取程式流程如下

1. 讀 AAAA 兩個 Byte
2. 下個 byte 是 04 代表小包 讀出 5 個 byte 小包資料 回到 1
3. 下個 byte 是 20 代表大包 讀出 02 讀出信號強度
4. 讀出 83 讀出 18 讀出 24byte(八種腦波)
5. 讀出 04 讀出專注值 讀出 05 讀出冥想值
6. 讀出 checksum 驗證後才儲存 回到 1

為了達成一致性的腦波讀取，我們設計了標準腦波讀取程序如下：

在安靜的環境中，每位受測者會聽一段固定的繞口令，致使大腦產生聽覺誘發電位，我們有三位受測者，一位是女生兩位男生，年齡都為 13 歲，詳情見表 3-1，各做十次讀取程序，當信號良好時才紀錄十秒鐘，每秒 512 數據，每份腦波紀錄 5120 筆數據，讀取日期見表 3-2，腦波的原始資料圖詳見附錄。

表 3-1 三位受測者的基本資料表

受測者	A	B	C
性別	男	男	女
年齡	13	13	13
實驗時期	2020.9-2021.9	2020.9-2021.9	2020.9-2021.9

表 3-2 三位受測者的腦波讀取實驗日期

2020.11.01	2020.11.07
2020.11.08	2020.11.14
2020.11.15	2020.11.21
2020.11.28	2020.12.06
2020.12.13	2020.12.19

我們首先在 PC 上寫程式從腦波儀讀出的資料，專注度和冥想度等數值顯示如圖 3-1。



圖 3-1 腦波儀讀出的原始資料(自行撰寫)

接著我們也在 Arduino 開發板上寫腦波讀取程式，如圖 3-2。並且詳細比對資料格式，**確認腦波資料讀取正確**。



2、每個人的腦波都不同假設

我們在進行腦波原始資料讀取實驗時，發現不同的受試人員會產生**不一樣的腦波**特徵圖形，例如受測者 A 和受測者 B 的腦波圖很明顯的有差異性 (圖 3-3)，用 Excel 軟體計算出前者的**專注度**和**冥想度**之間為負相關；但後者的專注度和冥想度之間卻為正相關，這個現象讓我們感到很驚奇[25]，啟發了我們研究利用腦波來做**生物辨識**，就可以認證出不同人的身分。

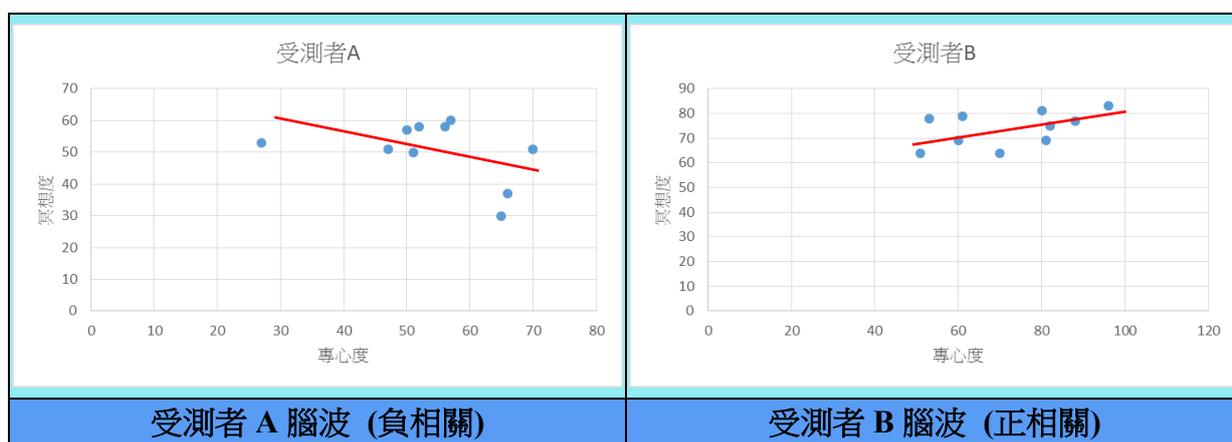


圖 3-3 腦波數據圖可看出不同受測者腦波的差異性很大

3、特徵好壞評估方法

評估特徵的好壞方法是將此特徵對 A、B、C 三人的腦波資料做運算，各有十筆資料，分別將此十筆的平均值和標準差算出，比較一個人平均值加減標準差的範圍有無和其他人重疊，**不重疊表示此特徵具有分辨其他人的能力**。例如以特徵 Mean(平均值)來說，能產生表 3-3。

表 3-3 Mean 函數平均值和標準差表

Mean	受測者 A	受測者 B	受測者 C
平均值	58	53	57
標準差	8.8	22	5

58 加減 8.8 的範圍會包含 B 的 53 與 C 的 57，表示 Mean 不是好的特徵。

我們依照以上的方法將自迴歸模型和函數重複組合，發現自迴歸 AR(1)的表格如表 3-4

表 3-4 AR(1)最迴歸最佳擬合值平均值和標準差表

AR(1)	受測者 A	受測者 B	受測者 C
平均值	0.9638	0.9334	0.674
標準差	0.034	0.145	0.423

受測者 A 和 B 的範圍有小部分重合，所以也不是很好的特徵

我們將所有候選函數對 A、B、C 三人的平均值和標準差整理成表 3-5，發現有些函數不是好特徵，有些函數能將 B 從 A、C 中分辨出來。

表 3-5 所有函數的平均值和標準差評估表

函數名稱	受測者 A	受測者 B	受測者 C	評估
Median	53.8, 4.42	54.1, 6.49	58, 4.06	不好
MeanDeviation	98, 59	315, 75	102, 30	B 可分辨 AC
QuartileDeviation	48, 14	217, 68	69, 16	B 可分辨 AC
InterquartileDeviation	96, 27	433, 135	139, 33	B 可分辨 AC
Skewness	-0.135, 0.83	-2.15, 7.1	-19, 31	不好
Kurtosis	12.3, 7.95	124, 332	1326, 2124	不好
QuartileSkewness	0.075, 0.119	-0.131, 0.249	0.029, 0.04	不好
Entropy	5.63, 0.327	6.81, 0.295	5.97, 0.298	B 可分辨 AC
RootMeanSquare	195, 124	467, 121	229, 78	B 可分辨 AC
Min	-1052, 898	-1377, 338	-747, 433	不好
Max	1060, 731	1860, 312	726, 315	不好

將以上特徵評估結果整理成目前找到三種還算好的特徵如表 3-6、表 3-7、表 3-8

1. 加總前後兩筆資料的差取絕對值，函數是 Total[Abs[Differences[list]]]
2. 所有資料的標準偏差值，函數是 StandardDeviation[list]
3. 所有資料的絕對值加總，函數是 Total[Abs[list]]

表 3-6 加總前後兩筆資料差取絕對值的平均值和標準差表

Total[Abs[Differences[list]]]	受測者 A	受測者 B	受測者 C
平均值	92234	174924	203215
標準差	7042	50382	53373

A 的平均值加減標準差和 B、C 沒有重合，所以 A 和 B、C 能分辨出來。

表 3-7 所有資料標準偏差值的平均值和標準差表

StandardDeviation[list]	受測者 A	受測者 B	受測者 C
平均值	182	463	220
標準差	131	121	82

B 的平均值加減標準差和 A、C 沒有重合，所以 B 和 A、C 能分辨出來。

表 3-8 所有資料絕對值加總的平均值和標準差表

Total[Abs[list]]	受測者 A	受測者 B	受測者 C
平均值	595785	1.6381*10 ⁶	593948
標準差	289735	388186	147466

這次 B 的平均值加減標準差和 A、C 也沒有重合，所以 B 和 A、C 能分辨出來。

我們運用 **Mathematica** 將我們的四項特徵 **ANOVA** 分析後得到**表 3-9**，我們想要評估特徵之間的好壞[27]。

單因子變異數分析(One-way ANOVA)來比較組間(相對於組內)是否有顯著差異。

虛無假說(Null hypothesis)→H₀: 各組平均數皆相等

對立假說(alternative hypothesis)→H₁: 至少有兩組之間的平均數不相等

統計值(Statistics)→F 值愈大→組間(相對於組內)差異愈大

表格中橫列：特徵=元素；SumOfSq=組內離均差平方和；DF =自由度；

MeanSq =組內均方；FRatio =F 值；PValue：另一種 F 值表示法。

FRatio 值愈大，PValue 值愈小，代表各組間差異愈顯著。

表 3-9 特徵值的 ANOVA 統計表

特徵	SumOfSq	DF	MeanSq	FRatio	PValue
特徵 1	66351.8	2	33175.9	18.2675	9.61005*10 ⁻⁶
特徵 2	466534.	2	233267.	18.1256	1.0209*10 ⁻⁵
特徵 3	7.25443*10 ⁶	2	3.62722*10 ⁶	42.4448	4.62115*10 ⁻⁹
特徵 4	0.506078	2	0.253039	3.762	3.62057*10 ⁻²

由表看出特徵 1 和特徵 3 的 PValue 值最小，看出特徵 1 和特徵 3 最有分辨三位受測者得能力。

我們將三種好的特徵和 AR(1)的原始數據整理如**表 3-10**。

表 3-10 三位受測者的特徵值原始數據表

受測者	特徵1	特徵2	特徵3	特徵4
A	96	266	810	0.984
A	79	422	1202	0.993
A	86	253	655	0.996
A	94	241	651	0.995
A	94	55	333	0.911
A	105	302	827	0.996
A	97	96	451	0.968
A	94	58	329	0.921
A	92	65	364	0.938
A	86	59	337	0.936
B	202	382	1548	0.991
B	256	779	2557	0.845
B	121	517	1690	0.996
B	148	379	1416	0.994
B	144	405	1466	0.994
B	122	385	1279	0.994
B	122	385	1286	0.993
B	212	457	1405	0.543
B	186	475	1795	0.993
B	237	469	1939	0.991
C	135	281	887	0.992
C	145	185	671	0.98
C	188	192	714	0.966
C	326	151	647	0.85
C	233	327	519	0.0942
C	191	176	632	0.963
C	234	122	530	0.876
C	198	132	529	0.925
C	195	318	411	0.0531
C	186	316	400	0.0441

4、k-NN 辨識分類程式模式

我們的腦波辨識分類使用 k-NN 方法，k=3，我們是利用 Mathematica 軟體來執行(如圖 3-4)

[26]。

```

a2 = BinaryReadList [
  "C:\\Users\\alex\\Desktop\\腦波資料
  \\rawA2.txt",
  "Integer16", 5120];

```

圖 3-4 用 Mathematica 讀取腦波資料程式碼

我們用 Mathematica 寫的 k-NN 分類程式如圖 3-5。

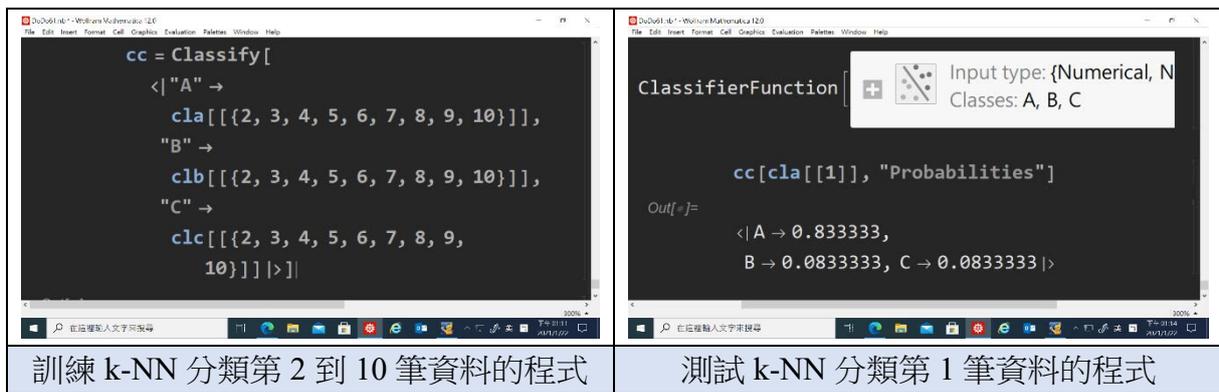


圖 3-5 訓練與測試 k-NN 分類模式的 Mathematica 程式

5、特徵實驗結果

我們選用這四項特徵值中的一個來做兩兩辨識，兩兩分辨結果用 T(true)，F(false)表示，A、B、C 三人辨識結果用 T(true)，A(誤判成 A)，B(誤判成 B)，C(誤判成 C)，結果整理如表 3-11 表 3-12，若沒達到 90% 的正確率會用不好表示，可看出特徵 1 無法分辨 BC 兩人，特徵 2 和特徵 3 結果相同但都無法分辨 AC 兩人，特徵 4 結果最差，這和我們特徵好壞評估方法的結果相同，因為兩種方法評估都說明特徵 4 不好，所以我們將特徵 4 淘汰。接著我們選用特徵 1,2、特徵 1,3、特徵 2,3 和特徵 1,2,3 分別實驗的如表 3-13 表 3-14，可以看出來運用特徵 1 和特徵 2 就能得到不錯的結果了，特徵 1,3 和特徵 1,2,3 能得最佳解，特徵 2,3 結果不好是因為特徵 2,3 的相關性很高，都不能分辨 AC。四種特徵對應 A、B、C 三位受測者的機率密度圖整理如圖 3-6，和只用一種特徵的實驗結果一致。

表 3-11 用一個特徵做兩兩分辨

特徵 1	AB	AC	BC	特徵 2	AB	AC	BC
1	T T T	F F F	F F F	1	T T T	F T T	T T T
2	T T T T	F F	F F	2	F T F	T T T	T T T
3	T T T T T	F	F	3	T T T	F T T	T T T
4	T T T T T T			4	T T T T T T		
5	T T T T T T			5	T T T F T T		
6	T T T T F F			6	T T F T T T		
7	T T T T T T			7	T T T T T T		
8	T T T T F T			8	T T T T T T		
9	T T T T T T			9	T T T T T T		
10	T T T T F F			10	T T T T T T		
正確率	100%	95%	50%	正確率	95%	75%	100%

特徵 3	AB	AC	BC	特徵 4	AB	AC	BC
1	T T T	F	T T	1	F T T	F T	F
2	F T F	T T	T T	2	F F T	F F	T
3	T T T	F	T T	3	T F T	F T	T
4	T T T	F	T T	4	F T T	F T	T
5	T T T	T T	T T	5	T T T	T T	T
6	T T F	T T	T T	6	F T F	F T	T
7	T T F	T T	T T	7	T T T	F T	T
8	T T T	T T	T T	8	T T T	F F	T
9	T T F	T T	T T	9	T T T	T T	T
10	T T T	F	T T	10	T T T	T T	T
正確率	95%	60%	100%	正確率	70%	60%	85%

表 3-12 只用一種特徵的分辨率統計表

分辨正確百分率	特徵 1	特徵 2	特徵 3	特徵 4
AB 之間	100%	95%	95%	不好
AC 之間	95%	不好	不好	不好
BC 之間	不好	100%	100%	不好

表 3-13 用多個特徵做兩兩分辨和 A、B、C 三人辨識

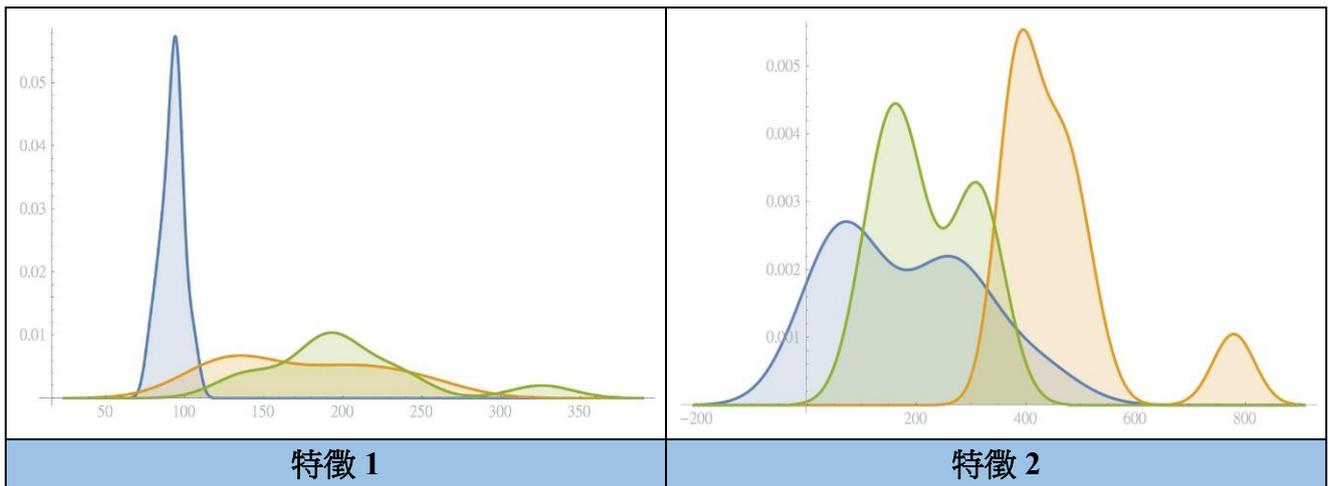
特徵 1,2	AB	AC	BC	ABC	特徵 1,3	AB	AC	BC	ABC
1	T T	F	T T	T T T	1	T T	T T	T T	T T T
2	T T	T T	T T	B	2	T T	T T	T T	T T T
3	T T	T T	T T	T T T	3	T T	T T	T T	T T T
4	T T	T T	T T	T T T	4	T T	T T	T T	T T T
5	T T	T T	T T	T T T	5	T T	T T	T T	T T T
6	T T	T T	T T	T T T	6	T T	T T	T T	T T T
7	T T	T T	T T	T T T	7	T T	T T	T T	T T T
8	T T	T T	T T	T T T	8	T T	T T	T T	T T T
9	T T	T T	T T	T T T	9	T T	T T	T T	T T T
10	T T	T T	T T	T T T	10	T T	T T	T T	T T T
正確率	100%	90%	100%	97%	正確率	100%	100%	100%	100%

特徵 2,3	AB	AC	BC	ABC
1	T T T	F	T T T	T T A
2	F T	F T	T T T	B T A
3	T T T	T T T	T T T	C T A
4	T T	F T	T T T	C T A
5	T T T	F	T T T	T T T
6	T T	F T	T T T	C T A
7	T T	F	T T T	T T T
8	T T T	T T T	T T T	T T T
9	T T T	T T T	T T T	T T T
10	T T T	T T T	T T T	T T T
正確率	95%	70%	100%	70%

特徵 1,2,3	AB	AC	BC	ABC
1	T T T	T T T	T T T	T T T
2	T T T	T T T	T T T	T T T
3	T T T	T T T	T T T	T T T
4	T T T	T T T	T T T	T T T
5	T T T	T T T	T T T	T T T
6	T T T	T T T	T T T	T T T
7	T T T	T T T	T T T	T T T
8	T T T	T T T	T T T	T T T
9	T T T	T T T	T T T	T T T
10	T T T	T T T	T T T	T T T
正確率	100%	100%	100%	100%

表 3-14 組合多項特徵的分辨率統計表

分辨正確百分率	特徵 1,2	特徵 1,3	特徵 2,3	特徵 1,2,3
AB 之間	100%	100%	95%	100%
AC 之間	90%	100%	70%	100%
BC 之間	100%	100%	100%	100%
ABC 之間	97%	100%	70%	100%



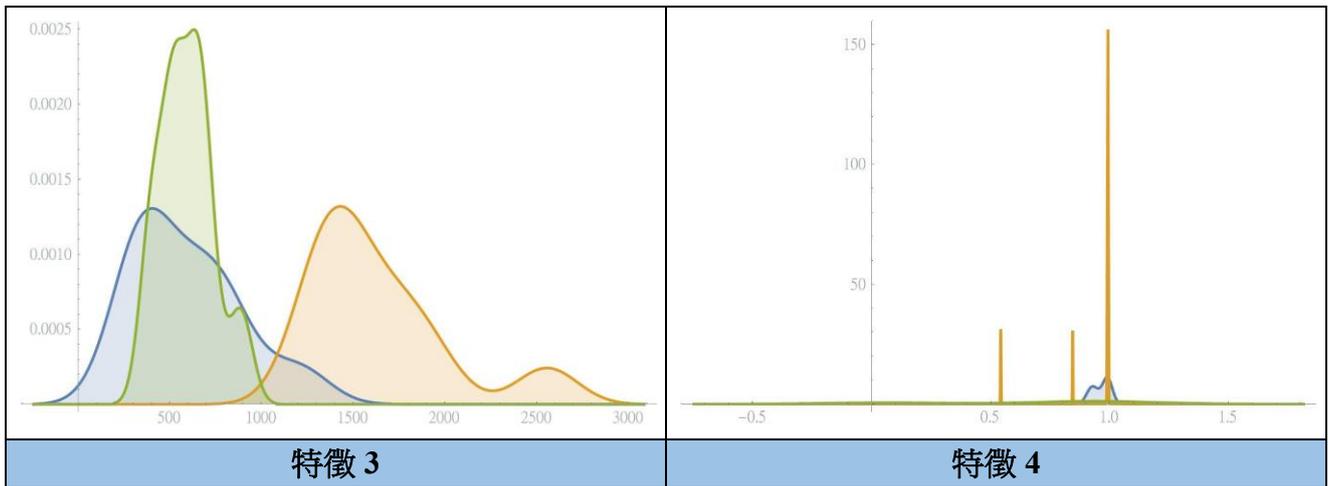


圖 3-6 四種特徵對應 A、B、C(藍、橘、綠)三位受測者的機率密度圖

6、整理運用特徵 1 和特徵 3 的兩兩辨識詳細結果

我們採取測試 A 對 B、B 對 C、C 對 A 的交叉驗證方法，分別用已知的 9 筆資料為訓練樣本，來測試剩餘的 1 筆資料，總共進行 10 次實驗的 10 折交叉實驗，結果整理如表 3-15，例如表中測試 1 代表以第 2 到第 10 筆資料為訓練樣本，測試第 1 筆資料的結果。

表 3-15 AB、BC、CA 兩兩對應的交叉驗證表 (T:正確；F:錯誤)

測試	A	B	B	C	C	A
1	T	T	T	T	T	T
2	T	T	T	T	T	T
3	T	T	T	T	T	T
4	T	T	T	T	T	T
5	T	T	T	T	T	T
6	T	T	T	T	T	T
7	T	T	T	T	T	T
8	T	T	T	T	T	T
9	T	T	T	T	T	T
10	T	T	T	T	T	T
	AB正確	100%	BC正確	100%	CA正確	100%

由上表可以看出測試者 A、B 間的總正確率為 100%；B、C 間的總正確率為 100%；而 C、A 間的總正確率為 100%。

7、運用特徵 1 和特徵 3 的三人辨識結果

接下來我們增加為 A, B, C 三位受測者的實驗，各做了 10 次實驗，總共有 30 筆資料，散佈圖如圖 3-7，利用交叉驗證循環測試方法，結果以混淆矩陣的方式列如表 3-16。表最左欄代表 A, B, C 的真正值，上方欄代表 A, B, C 的判釋值，如果判釋正確就會顯示在主對角線上。

表 3-16 A, B, C 三人判釋結果的混淆矩陣

	判A	判B	判C
真A	10	0	0
真B	0	10	0
真C	0	0	10

由上表可看出 A 正確 10 次；B 正確 10 次；C 正確 10 次，三人實驗的總正確率為 $(10+10+10)/30 = 100\%$ 。

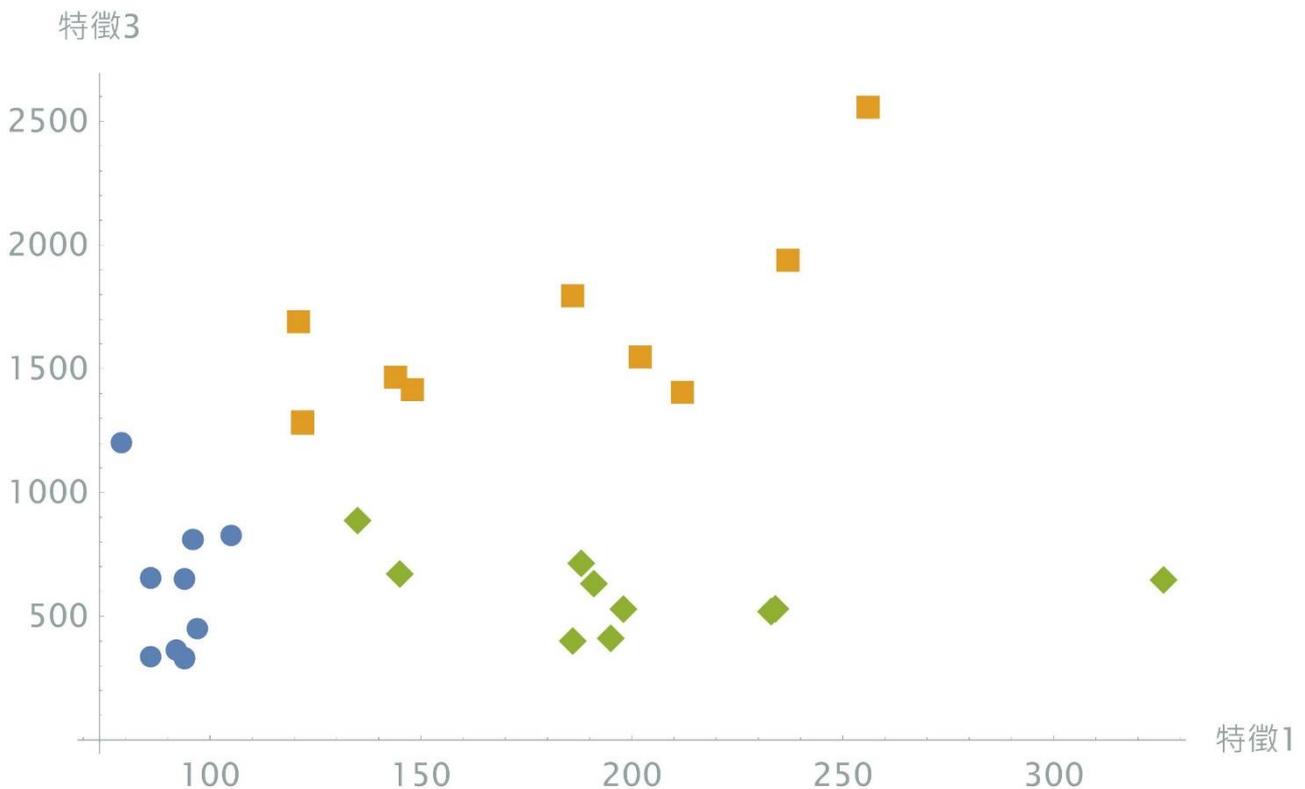


圖 3-7 三位受測者 A、B、C(藍、橘、綠)的特徵點散布圖

8、特徵 1 和特徵 3 的計算複雜度分析

特徵 1 是「加總前後兩筆資料差的絕對值」，當讀取到原始腦波資料時會立即和上一個原始資料做減法，將此結果取絕對值，再做一個加法，因此每讀取 n 的資料需要做 n 個減法、 n 個絕對值和 n 個加法，共有 **$3n$ 個計算**，計算複雜度分析為 **$O(n)$** 。

特徵 3 是「所有資料的絕對值加總」，當讀取到原始腦波資料時會將此結果取絕對值，再做一個加法，因此每讀取 n 的資料需要做 n 個絕對值和 n 個加法，共有 **$2n$ 個計算**，計算複雜度分析為 **$O(n)$** 。

(二)討論

1. 我們是**延續性**研究作品，得到**探究精神獎**和**博通大師國際獎**，激發我們針對其中的**腦波辨識身分認證**做詳細的探討，所以我們鉅細靡遺的說明**特徵提取**的過程，表列展示每一個**實驗結果**，節錄了重要**程式設計精華**，檢附受測者**基本資料**和**腦波原始資料圖**，為了增加實驗說服力，做 **ANOVA 分析**和**計算複雜度分析**，最後**實作展示腦波解鎖應用**。
2. 為了每人每次讀取腦波都能得到一致性的腦波，除了**聲音誘發電位**方法，其他能得到一致性的方法有「看相同頻率的閃光」、「看相同的圖片」等等也能嘗試。腦波資料庫中也有可以使用**公開的 EEG 資料庫**可以使用[28] [29]，就能有大量的腦波資料可以使用。
3. 腦波原始資料是大量且凌亂的，直接做生物辨識結果不佳且無法即時完成，所以我們研究後利用**腦波特徵**來做身分辨識。可是文獻資料沒有關於好的腦波特徵值，只能一步步摸索，嘗試過腦波專心度、腦波冥想度、**Alpha 腦波**、**Beta 腦波**，和在原始信號中提取**具分辨力**的統計特徵值。將來還會不斷的找尋更多的特徵函數與對腦波的信號作進一步的處理來得到更好的特徵[30]。
4. 我們的腦波辨識使用**交互式的 Mathematica** 程式的 **k-NN** 方法，將來也會嘗試更多且更新的 **AI 分類**方式。
5. 本作品元件都是便宜和容易取得的，**軟體是我們獨力開發**的。每種元件都研讀**規格書**，每項功能都要寫測試碼。軟體執行環境有在 **PC** 上和 **Arduino** 開發板上。
6. 我們的腦波實驗不是侵入式的實驗，苦心搜尋才找到操作簡單且價格低廉的單一乾電極式腦波儀，無須再使用傳統導電膠，更符合人體所需。腦波的應用範圍除了我們已經完成的**即時腦波身分認證**，**腦波控制**領域也大有可為。中央大學電機系腦波研究團隊，2021年9月發表透過人工智慧，研發出新一代輕薄短小的腦波機，透過腦波控制裝置，可使喚防疫機器代理人[31]，**徐國鎧**教授說，「**腦波看起來很複雜，其實有物理意義**。」未來我們規畫朝向此研究方向努力前進。

四、結論與應用

(一)、腦波身分認證應用

腦波身分辨識能應用於智慧家庭的門禁設定和 3C 產品的身分認證，這種認證模式不能仿冒。我們將以上的腦波辨識研究成果，整合到 **Arduino 開發板**上，我們解決了**即時性**，也就是一讀到腦波立即做生物辨識，第二個問題是**特徵的優化**，因為 Arduino 開發板執行程式的效率不如 PC 快，我們優化了特徵的辨認方式，終於完成了**腦波身分認證**應用，影片的內容是 A、B、C 三人戴上腦波儀後會經由**程式的中文語音來同步實驗的流程**，我們會在使用者說出繞口令的同時讀取腦波來和各人的腦波特徵做辨認分類，自動**用語音正確地說出使用者 A、B、C 的身分**，如圖 4-1。



圖 4-1 腦波身分認證實驗圖

(二)、結論

1. 我們的腦波原始資料讀取程式，是我們自己設計並且完成的(見附錄(二))。首先研究腦波儀的資料格式，接著設計出運用**聲音誘發電位**刺激腦波，實驗於安靜無干擾的環境下進行，在信號強度(0-100愈小代表品質愈好)品質良好時(我們設定 ≤ 26)才讀取腦波，每筆資料都用程式檢查Checksum，排除錯誤的腦波資料，達到每人每次讀取腦波都能得到**一致性的正確腦波**，我們在不同日期下(表3-2)讀取的腦波資料整理在**腦波原始資料**中，看出所有的腦波圖都在腦波儀的正常輸出範圍內(見附錄(一))。
2. 我們設計兩項腦波應用的前期實驗，第一項是**腦波控制智能車**實驗，利用腦波的**專心度**特

徵控制智能車的速度，專心度範圍是0-100，超過50時智能車會移動，移動速度正比於專心度。第二項是腦波測謊實驗，在如果受測者有隱藏行為(說謊時)，會產生腦波高誘發電位(高於200時)，Arduino開發版上的LED會閃爍，每秒超過兩次閃燈代表受測者很緊張。這兩項實驗的成功，證實腦波具有特徵。

3. 面對大量又凌亂的腦波，我們的辨識策略是評估有分辨力的特徵(見表3-3到表3-10和圖3-6)。方法是反覆組合數十個函數，將腦波資料運算出來一種特徵值，分別用四種方法來評估：(1) 第一種方法是特徵值的平均值和標準差的集中度；(2) 第二種方法是用單一特徵的辨識結果來驗證特徵的好壞；(3) 第三種用特徵的機率密度圖看特徵的集中度；(4) 最後我們用ANOVA統計方法的PValue來評估。結果發現四種評估方法的結果都是相同的，證實腦波具有低個體內差異性和高個體間差異性，終於找出特徵1「加總前後兩筆資料差的絕對值」和特徵3「所有資料的絕對值加總」兩項好的特徵，特徵1能將受測者A和B、C兩人分辨出來，特徵3能將B和A、C兩人分辨出來，結合兩項特徵就能分辨A、B、C三人了，若能評估找到n種特徵，應能分辨2ⁿ人。
4. 我們的腦波辨識使用近鄰演算法k-NN分類方法，訓練和測試程序運用交叉驗證的混淆矩陣(見表3-11到表3-16)，測試為盲測，在訓練階段並沒有看到這一筆測試資料，每種訓練和測試都需要做90次的實驗，最後完成三人的辨識正確率達百分百。
5. 腦波身分認證是我們的創意，並寫腦波程式完成的，而不是購買現成套件的內建功能。每秒需要即時分析處理512筆腦波信號資料，立即計算出特徵值，腦波辨識的計算的複雜度為O(n)(見三(一)8：特徵1和特徵3的計算複雜度分析)，所以能即時在讀完腦波後兩三秒內完成辨識。
6. 為了延續腦波研究，我們花了數月修改申請書，得到IRB倫理審查委員會的「同意人體研究證明書」(圖2-3)，顯示實驗程序合乎倫理規範且有發展的潛力與研究價值。

五、參考文獻資料

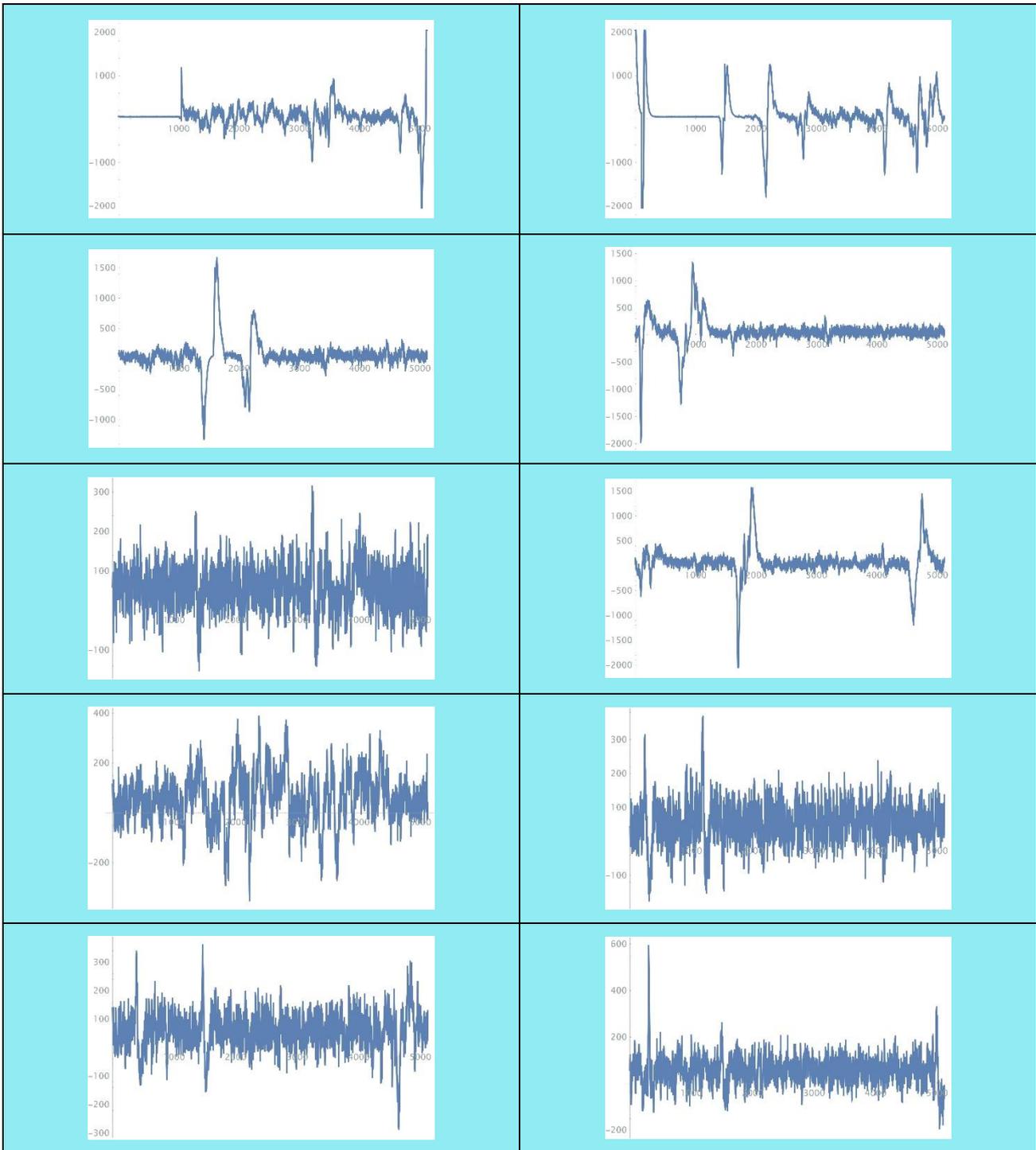
- [1] Akben S., Subasi A., and Tuncel D., “Analysis of EEG Signals Under Flash Stimulation for Migraine and Epileptic Patients,” *Journal of Medical Systems*, vol. 35, Jun. 2011, pp. 437–443.
- [2] 馬斯克展三隻小豬秀植腦晶片裝置，<https://udn.com/news/story/6811/4820815>
- [3] 蘇柏翰(2012)，應用聲音刺激基於腦電圖之腦波辨識，國立台灣科技大學資訊工程系碩士論文
- [4] Blondet, M.V.R., S. Laszlo and Z. Jin, 2015. Assessment of permanence of non-volitional EEG brainwaves as a biometric. *Proceedings of the IEEE International Conference on Identity, Security and Behavior Analysis*, Mar. 23-25, IEEE Xplore Press, Hong Kong, China, pp: 1-6. DOI: 10.1109/ISBA.2015.7126359
- [5] Thomas, K.P. and A.P. Vinod, 2016. Utilizing individual alpha frequency and delta band power in EEG based biometric recognition. *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Oct. 9-12, IEEE Xplore Press, Budapest, Hungary, pp: 004787-004791. DOI: 10.1109/SMC.2016.7844987
- [6] Gui, Q., Z. Jin, M.V.R. Blondet, S. Laszlo and W. Xu, 2015. Towards EEG biometrics: Pattern matching approaches for user identification. *Proceedings of the IEEE International Conference on Identity, Security and Behavior Analysis*, Mar. 23-25, IEEE Xplore Press, Hong Kong, China, pp: 1-6. DOI: 10.1109/ISBA.2015.7126357
- [7] Rita Carter 著，黃馨弘譯(2020)，*大腦百科*，楓書坊文化出版社
- [8] Gui, Q., Z. Jin and W. Xu, 2014. Exploring EEG-based biometrics for user identification and authentication. *Proceedings of the IEEE Signal Processing in Medicine and Biology Symposium*, Dec. 13-13, IEEE Xplore Press, Philadelphia, PA, USA, pp: 1-6. DOI: 10.1109/SPMB.2014.7002950
- [9] 維基百科，腦波，<https://zh.wikipedia.org/zh-tw/%E8%85%A6%E6%B3%A2>
- [10] 鄭喬植(2018)，基於腦波感測之家電多元控制系統，樹德科大電腦與通訊研究所碩士論文
- [11] 陳昱伸(2016)，腦波控制四軸飛行器之腦機介面設計研究，國立嘉義大學理工學院生物機電工程學系碩士論文
- [12] 咦! 什麼是腦波儀?，http://www.brain-sh.tw/news_content.php?n_id=596
- [13] 腦波控制開飛機，
<https://tw.appledaily.com/international/20140530/SIQQNMAXV7UV63UHP2TCTZDOWM/>
- [14] 人臉和聲紋識別也過時了，你聽過腦電波識別嗎?，
<https://kknews.cc/zh-tw/science/vm6ob2a.html>
- [15] Bashar, M.K., I. Chiaki and H. Yoshida, 2016. Human identification from brain EEG signals using advanced machine learning method EEG-based biometrics. *Proceedings of the IEEE EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences*, Dec. 4-8, IEEE Xplore Press, Kuala Lumpur, Malaysia, pp: 475-479. DOI: 10.1109/IECBES.2016.7843496
- [16] Jain A., Hong L., and Pankanti S., “Biometric identification,” *Commun. ACM*, vol. 43, Feb.

2000, pp. 90–98.

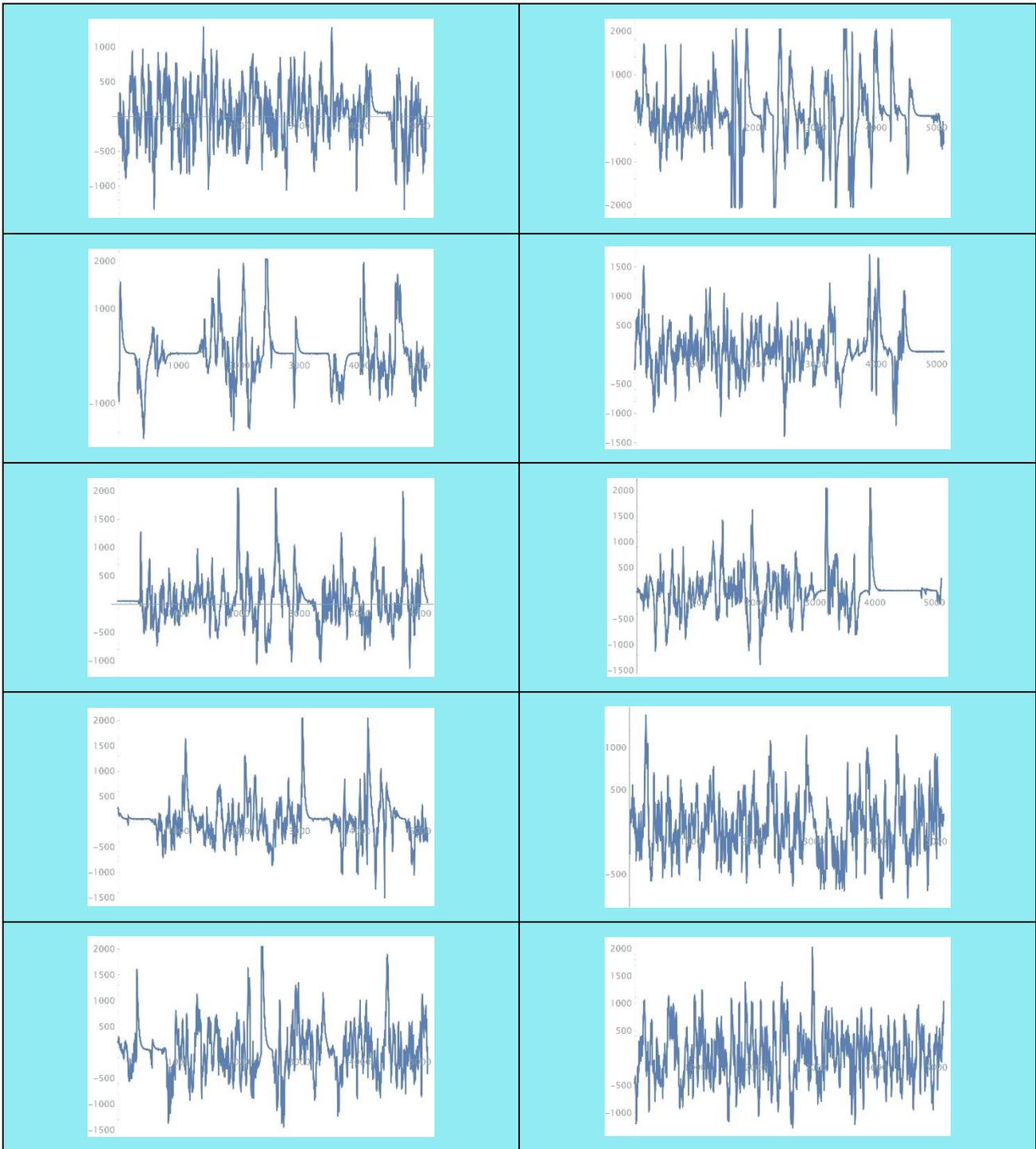
- [17] Alariki, A. A., Ibrahim, A. W., Wardak, M. and Wall, J. (2018), A Review Study of Brain Activity-Based Biometrics Authentication, *Journal of Computer Science*. 14(2)pp173-181.
- [18] Ashby C., Bhatia A., Tenore F., and Vogelstein J., “Low-cost electroencephalogram based authentication,” 2011 5th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER), IEEE, 2011, pp. 442–445.
- [19] 維基百科，時間序列，
<https://zh.wikipedia.org/wiki/%E6%99%82%E9%96%93%E5%BA%8F%E5%88%97>
- [20] 維基百科，自迴歸模型，
<https://zh.wikipedia.org/wiki/%E8%87%AA%E8%BF%B4%E6%AD%B8%E6%A8%A1%E5%9E%8B>
- [21] 維基百科，K-近鄰演算法，
<https://zh.wikipedia.org/zh-tw/K-%E8%BF%91%E9%82%BB%E7%AE%97%E6%B3%95>
- [22] Chaovaitwongse W.A., Fan Y.J., and Sachdeo R. C., “On the time series K-nearest neighbor classification of abnormal brain activity,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part A: Systems and Humans*, vol. 37, no. 6, pp. 1005–1016, 2007.
- [23] K 近鄰 k-Nearest Neighbor (k-NN) 演算法的理解，
<https://codertw.com/%E7%A8%8B%E5%BC%8F%E8%AA%9E%E8%A8%80/635163/>
- [24] 林家萍(2011)，利用視覺誘發腦電波之身分辨識，國立交通大學生醫學工程研究所碩士論文
- [25] Klonovs, J., C.K. Petersen, H. Olesen and A.D. Hammershøj, 2012. Development of a mobile EEG-based biometric authentication system. Proceedings of the WWRF Meeting, (WWRF’12), Berlin, Germany.
- [26] 維基百科，Wolfram Mathematica，https://zh.wikipedia.org/wiki/Wolfram_Mathematica
- [27] 熊宗恬(2019)，情緒特工隊:表情知覺中異族效應的神經機制之探討，2019 年臺灣國際科學展覽會優勝作品
- [28] Liang, W., Cheng, L., and Tang, M. (2016), Identity Recognition Using Biological Electroencephalogram Sensors, *Journal of Sensors*. pp1-9.
- [29] UCI Machine Learning Repository: EEG Database Data Set,”
<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/EEG+Database>.
- [30] Reshmi K.C., Ihsana Muhammed P., Priya V.V., Akhila V.A. (2016), A Novel Approach to Brain Biometric User Recognition, *Procedia Technology* 25(pp. 240 – 247)
- [31] 造福漸凍人，中央大學開發出第七代腦波機
https://www.chinatimes.com/realtimenews/20210927001420-260405?ctrack=pc_main_recmd_p04&chdtv

六、附錄

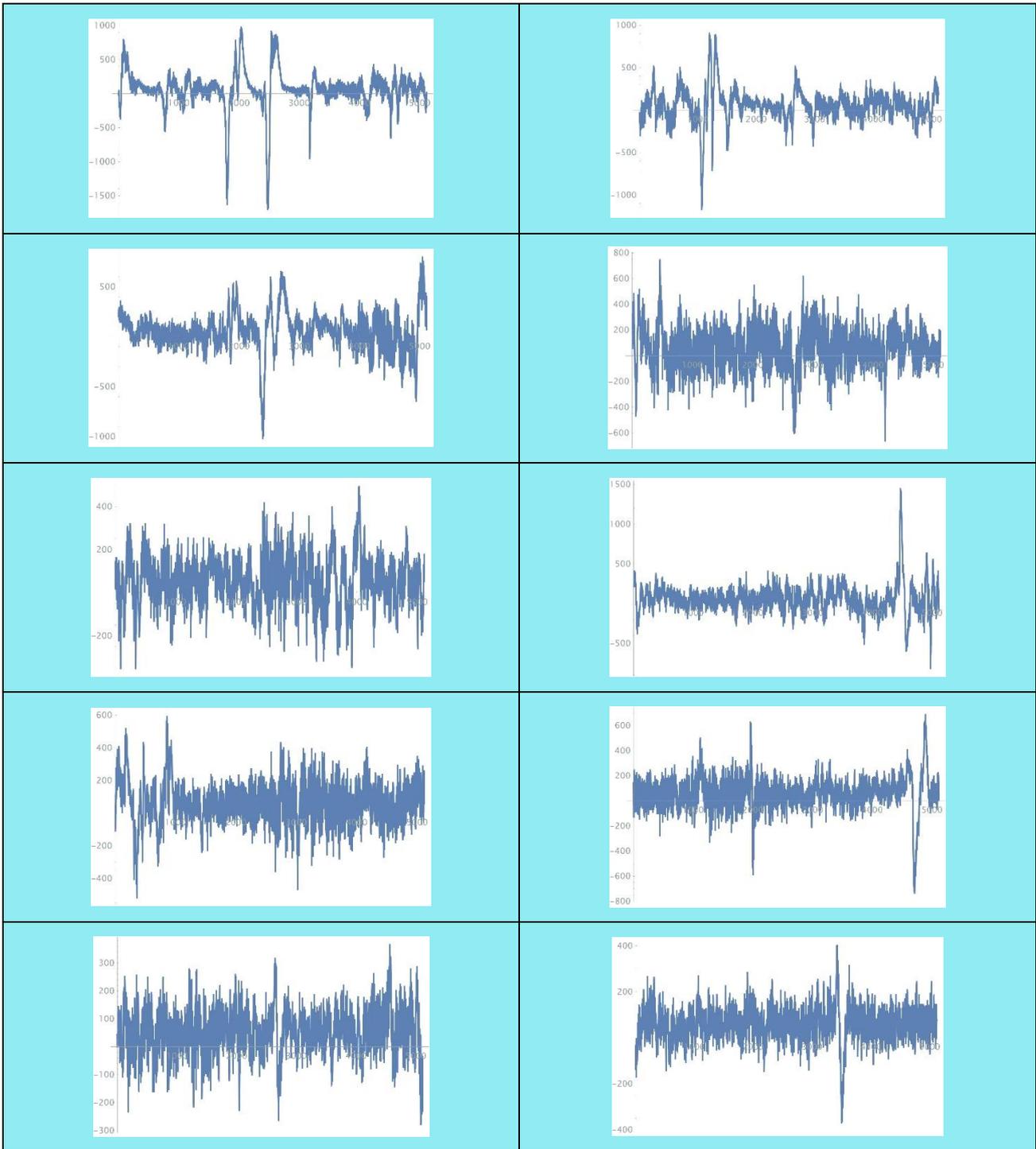
(一) 測試者的腦波原始資料圖



受測者 A 的 10 次原始腦波圖



受測者 B 的 10 次原始腦波圖



受測者 C 的 10 次原始腦波圖

(二)腦波辨識程式

我們寫過的程式有**程序**的或**互動式**的，執行的環境在 **PC** 上和**自己安裝元件**的 Arduino 板子上，程式**上千行**，每個程式花費的時間短則二、三個月多則**半年以上**，將主要的一些功能整理如下。

程式名稱	ReadCom
功能	讀取腦波的資料
軟體環境	Windows
硬體環境	適配器插上 PC 的 USB 埠 腦波儀
程式語言	C
程式大小	約 250 行
掙扎時間	二個月
困難點	<ol style="list-style-type: none"> 1. 開啟 USB COM 序列埠 2. 解析腦波儀的資料格式
程式精華	<pre> int init_usb(){ DCB dcb; BOOL fSuccess; //TCHAR *pcCommPort = TEXT("\\\\.\\COM28"); // For COM Ports gretaer than 9 TCHAR *pcCommPort = TEXT("COM6"); // For COM Prts less than or equal to 9 //Open a handle to the specified com port. hCom = CreateFile(pcCommPort, GENERIC_READ GENERIC_WRITE, 0, // must be opened with exclusive-access NULL, // default security attributes OPEN_EXISTING, // must use OPEN_EXISTING 0, // not overlapped I/O NULL); // hTemplate must be NULL for comm devices int _tmain(int argc, _TCHAR* argv[]){ init_usb(); // initialize the usb int iGood = 0, iRaw=0; INT16 rawData[61440]; while (1) { DWORD numberOfBytesRead, dwDelta, dwTheta, dwLowAlpha, dwHighAlpha, dwLowBeta, dwHighBeta, dwLowGamma, dwMiddleGamma; byte data[170]; byte checkSum; </pre>

程式名稱	Uno
功能	腦波操控開關 LED 燈
軟體環境	Arduino IDE
硬體環境	腦波儀 ArduinoUno 板
程式語言	C
程式大小	約 310 行
掙扎時間	三個月
困難點	<ol style="list-style-type: none"> 1. 用 Arduino 藍牙和腦波儀連接 2. 將腦波資訊智慧的自動控制 LED
程式精華	<pre> #include <SoftwareSerial.h> SoftwareSerial ss(2,3); //語音合成 SoftwareSerial wf(4,5); //WiFi SoftwareSerial bt(10,11); //腦波讀取 void loop() { #if 0 // AT commands use two serials bt.listen(); if (bt.available()) Serial.write(bt.read()); // Keep reading from Arduino Serial Monitor and send to BlueTooth if (Serial.available()) bt.write(Serial.read()); return; #endif // put your main code here, to run repeatedly: waveRead(); //讀取腦波(專心 冥想)和小包 } </pre>

程式名稱	Mega2560
功能	腦波身分認證
軟體環境	Arduino IDE
硬體環境	腦波儀 ArduinoMega 板
程式語言	C
程式大小	約 510 行
掙扎時間	四個月
困難點	<ol style="list-style-type: none"> 1. 適用多個腦波儀 2. 即時性的腦波身分認證 3. 事件誘發電位
程式精華	<pre> void setup() { // put your setup code here, to run once: Serial.begin(115200); Serial1.begin(57600); Serial3.begin(57600); wf.begin(115200);//Wifi //語音 ss.begin(9600); setSpeakBaudRate(1); //語音 19200 //LED pinMode(LED_PIN, OUTPUT); digitalWrite(LED_PIN, LOW);//LED 滅 unicodeSpeakSentence("[v15]設定完成"); Serial.println("Setup complete!"); } void loop() { // put your main code here, to run repeatedly: waveRead(&Serial1); //讀取腦波(專心 冥想) if(bShowMsg) { //腦波身分認證 bestFit(sMsg1, sMsg2); bShowMsg = false; } } </pre>

程式名稱	Mathematica
功能	腦波特徵值提取和生物辨識
程式語言	Mathematica
程式大小	.nb 約 1.87MB 互動式程序約 400 行
掙扎時間	三個月
困難點	<ol style="list-style-type: none"> 1. 搜尋適用的程序來測試特徵 2. 寫出 Mathematica Module 程式 3. 學習製圖的程序操作
程式精華	<pre> verifyF[d_, f_] := Module[{list}, list = N[Map[f, d]]; Print[Mean[list]]; Print[StandardDeviation[list]]; f[s_] := {Total[Abs[Differences[s]]], N[StandardDeviation[s]], Total[Abs[s]], Normal[TimeSeriesModelFit[s, {"AR", 1}]], N[Mean[s]], N[Entropy[s]], N[RootMeanSquare[s]], Median[s], N[UnitRootTest[s]], Total[Abs[Differences[s, 2]]]}; cc = Classify[<"A" -> cla[[{2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10}]], "B" -> clb[[{2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10}]], "C" -> clc[[{2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10}]]>] test10[c1_, c2_] := Module[{i, list, cc}, Do[list = Range[1, 10]; list = Complement[list, {i}]; cc = Classify[<"A" -> c1[[list]], "B" -> c2[[list]]>]; If[cc[c1[[i]]] == "A", Print["T"], Print["F"]]; If[cc[c2[[i]]] == "B", Print["T"], Print["F"]], {i, 10}]; test10[c1_, c2_, c3_] := Module[{i, list, cc}, Do[list = Range[1, 10]; list = Complement[list, {i}]; cc = Classify[<"A" -> c1[[list]], "B" -> c2[[list]], "C" -> c3[[list]]>]; If[cc[c1[[i]]] == "A", Print["T"], Print[cc[c1[[i]]]]; If[cc[c2[[i]]] == "B", Print["T"], Print[cc[c2[[i]]]]; If[cc[c3[[i]]] == "C", Print["T"], Print[cc[c3[[i]]]], {i, 10}]; SmoothHistogram[{cla[[All, 1]], clb[[All, 1]], clc[[All, 1]]}, Automatic, "PDF", PlotRange -> All, Filling -> Axis] ListPlot[{cla[[All, {1, 2}]], clb[[All, {1, 2}]], clc[[All, {1, 2}]]}, AxesLabel -> {"特徵 1", "特徵 2"}, PlotMarkers -> Automatic] </pre>

程式名稱	Mathematica
功能	腦波特徵評估 ANOVA 程式
程式語言	Mathematica
程式大小	6 行
掙扎時間	一個月
困難點	1. 學習 ANOVA 的原理
程式精華	<pre><< ANOVA` va1 = Transpose[{ConstantArray[1, 10], cla[[All, 4]]}; va2 = Transpose[{ConstantArray[2, 10], clb[[All, 4]]}; va3 = Transpose[{ConstantArray[3, 10], clc[[All, 4]]}; one = Join[va1, va2, va3]; ANOVA[one]</pre>

【評語】 190024

1. 樣本只有分辨三個人的身分過少，宣稱辨識力率 100% 會過度誇大結論。
2. 將腦波的特徵分類最為個人生物特徵以作身份辨識是有研究的空間，若能用自動擷取特徵或不需描述特徵就能做身份辨識如深度學習模型更佳。
3. 腦波應用太廣但不深入，有點失焦。