

參考範本
文章圖、表請隨文插入，勿分置二頁

元 培 學 報
第二十六期民國 111 年 12 月
01 ~ 19 頁

靠左對齊
標楷體10
最小行高18pt

Journal of Yuanpei University
No. 26, December 2022
P. 01 ~ P. 19

靠右對齊
Times New Roman10
最小行高18pt

運用獨立成份分析法於事件相關電位 之腦波訊號比較

置中
Times New Roman18
固定行高23pt

Comparisons of EEG signal in ERP Using Independent Component Analysis

置中
標楷體24
單行間距

鍾博玄¹ Po-Hsuan Chung
元培醫事科技大學生物醫學工程系

黃元惠² Yuan-Huei Huang
國立台灣大學醫學院附設醫院新竹台大分
院新竹醫院外科部

標楷體16
固定行高16pt

趙文鴻^{*3} Wen Hong Chao

Times New Roman16

標楷體10

元培醫事科技大學生物醫學工程系

¹ Department of Biomedical Engineering, Yuanpei University of Medical Technology

² Department of surgery, National Taiwan University Hospital Hsin-Chu Branch

³ Department of Biomedical Engineering, Yuanpei University of Medical Technology

(Received February 23, 2022; Revised July 7, 2022; Accepted July 15, 2022)

Times New Roman10

摘 要：腦波圖(electroencephalograph, EEG)研究中常用事件相關腦電位(Event-related potential, ERP)之伴隨性負變化(Contingent negative variation, CNV) 觀察腦部反應變化，本研究設計了四個實驗區段；第一個區段：忽略刺激(Ignore stimuli, IS)，第二個區段：按鍵任務(Button mission, BM)，第三個區段：計數閃光刺激任務(Number of flash stimulus mission, NM)，第四個區段：按鍵任務與計數閃光刺激任務(BM and NM, BNM)，進行實驗測量腦波觀察專注度對大腦的 CNV 反應本研究運用獨立成分分析法(Independent component analysis, ICA)分析腦波訊號觀察大腦的 CNV 反應變化。結果發現 ICA 能將位於 CZ 或 FZ 的混合訊號成功的分離取得更準確的腦波原始訊號。

新細明體10
粗體

內文左右對齊
新細明體10
固定行高16pt

關鍵字：腦波圖、事件相關腦電位、伴隨性負變化、專注度、獨立成分分析法

邊界上2.5cm
下3cm
左右2.4cm

Abstract : In electroencephalograph (EEG) research, the contingent negative variation (CNV) of event-related potential (ERP) is often used to observe the variations of brain response. Four section were designed in this study to measure EEG signals. The first section is Ignore stimuli (IS). The second section is Button mission (BM). The third section is Number of flash stimulus mission (NM). The forth section is BM and NM (BNM). The purpose of this study is to observe the CNV of brain response in attention by using the independent component analysis (ICA). The results showed that ICA could successfully separate the mixed signals of Cz or Fz to obtain more accurate original brain wave signals.

英文內文左右對齊
Times New Roman10
固定行高16pt

Keywords: electroencephalograph (EEG), event-related potential (ERP), contingent negative variation(CNV), attention, independent component analysis (ICA)

中文內文左右對齊
新細明體10
固定行高16pt

壹、前言

置中
標楷體15
固定行高16pt

腦機介面的技術中常需要運用到人體的腦波訊號來控制機械裝置，腦波中的事件相關腦電位(Event-related potential, ERP)是將腦電圖(Electroencephalograph, EEG)訊號在一定期間的時間區間分割後，再將其區間訊號進行疊加¹，在疊加的過程，同時將電極量測到的其他生理訊號以及其他可能的雜訊訊號全部合併，將同一時間長度之區間疊加後平均，以提高 EEG 的分辨率並降低雜訊訊號的影響變化²。

腦波研究中常使用的數據分析除了 ERP 之外還有伴隨性負變化(Contingent negative variation, CNV)，CNV 實驗是由兩個刺激激發所產生，在時間軸上較容易觀察³，因為 CNV 反應的位置在兩個刺激之間的時間間隔產生，激發 CNV 需要有週期性的實驗刺激³，實驗包含兩個感官刺激，常用的刺激有聽覺的喀聲刺激與視覺的閃光刺激，此外研究中還可外加上其他實驗任務來幫助了解大腦產生增強的 EEG 訊號反應⁴，使用 CNV 實驗主要是因為實驗的刺激較有規律性，實驗反應之結果中顯著的反應。為了提取更準確的腦波訊號源之 EEG 訊號，有些生理訊號相關研究⁵使用了獨立成分分析(Independent component analysis, ICA)進行的訊號分離，將混合的生理訊號裡的所有訊號成分個別分離，並取得較真實的 ERP 訊號源，而 ICA 成份訊號也可以用以進行時間與頻率的分析，將依每時間點上進行頻率分析 EEG 訊號源頻率動態變化⁵。

ICA 分析技術為盲訊號源分離(Blind sources separation, BSS)運算技術，其中最著名的 BSS 的例子是雞尾酒會問題；雞尾酒會指的是，在一個聚會中空間中充斥著不同的聲音，而實驗者會在會場裡佈置一定數量的收音設備，將會場的聲音訊號收集起來，並透過 ICA 分析技術找出混合的聲音訊號的其中幾個獨立訊號，被分離出的訊號必須為互相獨立之訊號⁶，而測

文中如果有參閱文獻部份，請按阿拉伯數字順序
寫在右上角(上標)，附於本文後之參考文獻

量的 EEG 訊號中混雜著多個 EEG 訊號源與其他非 EEG 之訊號，本研究設計了一套 CNV 實驗進行分析研究並運用 ICA 技術於 EEG 訊號分離，取得相對應於 Cz 與 Fz 梗準確的訊號源，進一步對訊號源評估分析與 CNV 分析比較。

貳、研究材料

2.1. 實驗空間架構

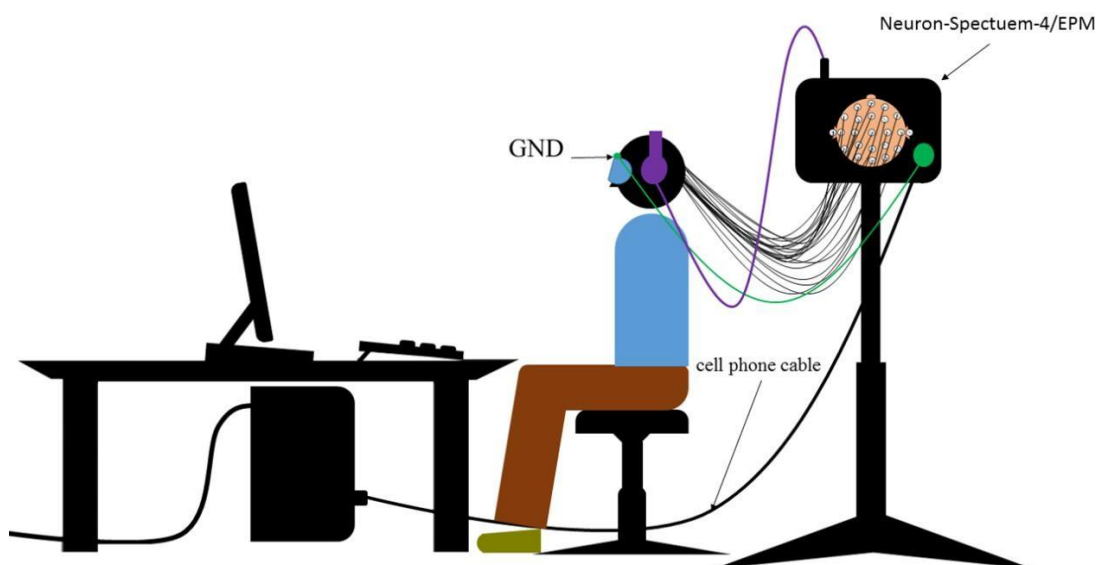


圖 1、實驗空間架構示意圖

在實驗中使用 Neurosoft 公司生產的 Neuron-Spectrum-4/EPM 腦波儀來量測腦波。此實驗為聲光刺激實驗，以喀聲和閃光做為實驗刺激，而在實驗前會告訴受測者實驗中需要執行的實驗任務，藉由這些實驗任務來影響大腦對實驗刺激的反應，並觀察這些任務造成的 EEG 變化，在圖 1 為實驗空間架構示意圖，實驗使用電腦來控制腦電圖儀呈現實驗刺激，其中眼罩為閃光刺激的刺激源，耳機為喀聲刺激的刺激源，在受測者右手則握著按鍵任務用的按鍵，並連接至腦電圖測量儀，在受測者後方則是負責接收 EEG 訊號的腦電圖儀，此儀器會將接收到的 EEG 訊號藉由串列傳輸至電腦再由電腦螢幕呈現出各通道接收到的 EEG 即時波形動態。

2.2. 受測者

本研究招募 20 位受測者，有 16 位男性與 4 位女性參加此研究，而這些受測者皆身心健康無不良習慣，頭部皆無重大外傷，無長期服用抑制生理訊號藥物，實驗前 24 小時皆無抽

菸、喝酒、飲用含有咖啡因的飲料或服用任何提神食品或飲料。受測者年齡皆在 20~28 歲之間。在這 20 位受測者中有兩名受測者因雜訊過多而排除。受測者皆在聽完實驗說明，並同意接受實驗後進行腦波量測。本研究實驗程序經國立臺灣大學醫學院附設醫院新竹分院人體試驗委員會審核通過(IRB 案號：104-086-E)。

2.3. 國際 10-20 定位系統

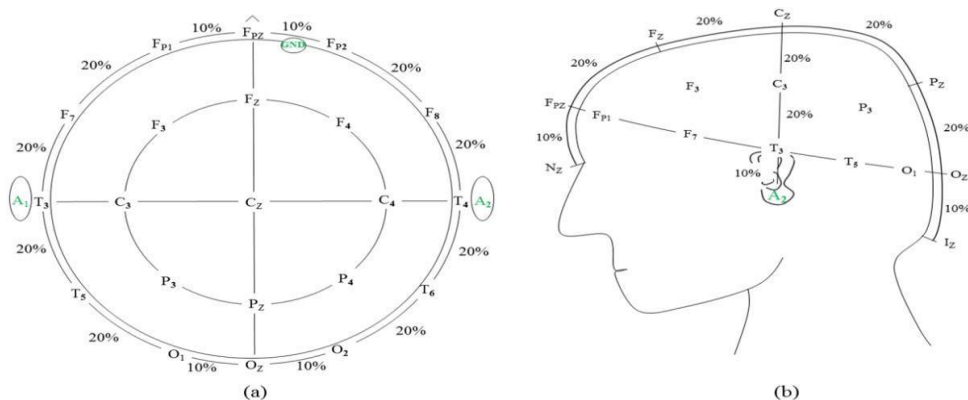


圖 2、(a)為國際 10-20 定位系統俯視圖，(b)為 10-20 國際定位系統側視圖(A1、A2 為參考點)

圖 2(a)為國際 10-20 定位系統俯視圖，圖 2(b)為國際 10-20 定位系統側視圖，為本研究使用的國際標準電極通道配置圖，共 24 個電極點含有有 21 個訊號通道(Fp1, Fp2, FpZ, F3, Fz, F4, C3, Cz, C4, P3, Pz, P4, O1, Oz, O2, F7, F8, T3, T4, T5, T6)，一個接地點(與 FpZ 接一起)及二個參考點(兩側耳垂的 A1 與 A2)。此系統是由美國臨床神經生理學會(American Clinical Neurophysiology Society, ACNS)提出的，由縱軸向參考曲線和矢狀中心的兩個相鄰部位之間的距離參考曲線分別是顱骨前後和左右總距離的 10%和 20%的方式分佈，如圖 3(a)，在縱軸向曲線上則由鼻根(Nasion, Nz)至枕骨隆凸(Inion, Iz)的總距離的 10%和 20%的比例分布，如圖 3(b)，而在是由橫軸曲線上是由左外耳道至右外耳道的總距離的 10%和 20%的比例分布，見圖 3(a)和圖 3(b)³，使用此系統是為了建立腦電位判別的標準化以增強腦電生理訊號分析的準確性與方便性。

2.4. 實驗流程

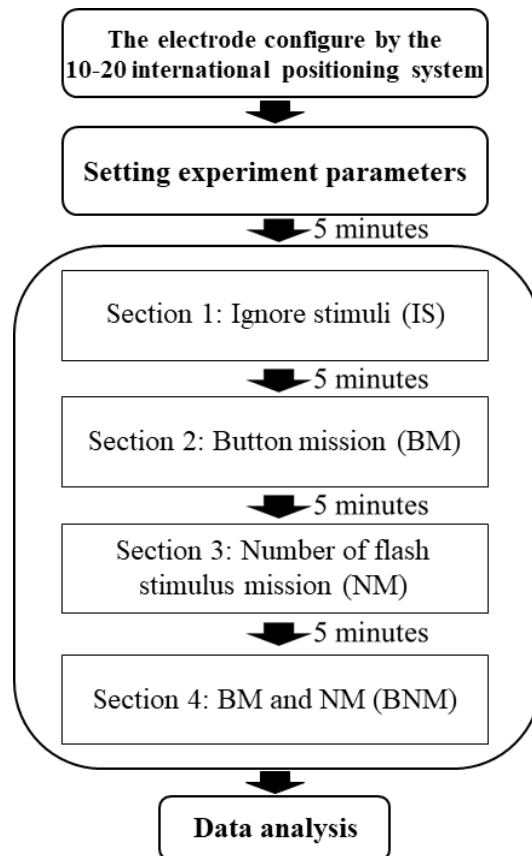


圖 3、實驗流程圖

本研究使用 CNV 的基礎實驗型態，分別將不同 CNV 實驗狀況的 ERP 數據透過 ICA 來分析，藉此比對有運用 ICA 分析的 ERP 訊號與未經 ICA 分析的 ERP 訊號之變化差異。圖 3 為本研究的實驗流程圖，實驗開始前會先將受測者接上頭皮電極，接著將實驗參數設定後，對受測者進行實驗操作說明，受測者再經 5 分鐘的休息時間才開始實驗(4 個實驗區段)並同時記錄 EEG 訊號。實驗分為 4 個實驗區段，依照順序分別是：忽略刺激(Ignore stimuli, IS)、按鍵任務(Button mission, BM)、計數閃光刺激任務(Number of flash stimulus mission, NM)、按鍵任務與計數閃光刺激任務(BM and NM, BNM)，每一個實驗間隔 5 分鐘的休息時間，實驗結束後我們會將數據取出進行進一步的分析。

參、實驗程序

3.1. 實驗區段一(section 1): 忽略刺激(Ignore stimuli, IS)

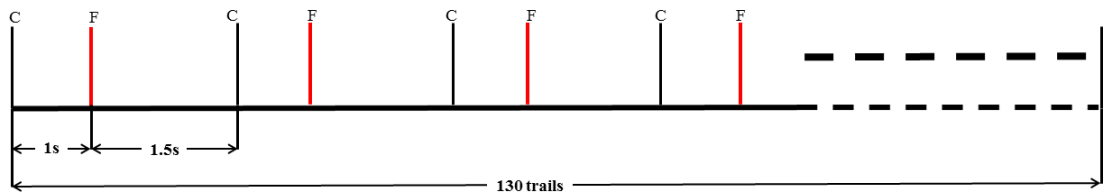


圖 4、實驗區段一實驗刺激流程圖，C 為喀聲刺激，F 為閃光刺激

實驗共分為 4 個實驗區段，圖 4 為實驗區段一:忽略刺激實驗。在一個刺激組中有兩個刺激，分別是喀聲刺激(C)和閃光刺激(F)，整個區段共有 130 個刺激，喀聲刺激為 80dB，持續時間為 5ms，閃光刺激持續時間為 50ms。喀聲刺激和閃光刺激之間間隔 1s，而喀聲刺激與喀聲刺激之間間隔 2.5s。圖 4 實驗區段是為了方便我們了解大腦的腦波對喀聲刺激與閃光刺激的反應，是做為本次實驗的對照模組實驗，因為沒有實驗任務所以能測到無意識控制下的腦波反應，也是大腦對外在刺激最直接的反應。

3.2. 實驗區段二(section 2):按鍵任務(Button mission, BM)

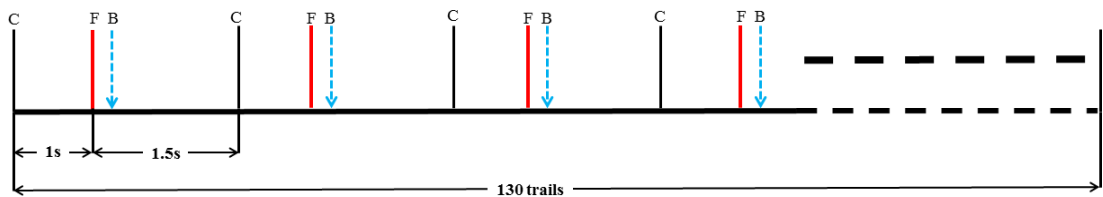


圖 5、實驗區段二實驗流程圖，C 為喀聲刺激，F 為閃光刺激，B 為按壓按鍵

在實驗區段二(圖 5)中我們在看見閃光刺激後增加了按壓按鍵任務，增加任務的目的是為了進一步觀察當大腦看見刺激，使意識用身體對特定刺激做出反應時腦波的變化。圖 5 實驗區段由喀聲刺激和閃光刺激構成並且加上了按鍵任務(B)，喀聲刺激(C)為 80dB，刺激持續時間為 5ms；閃光刺激(F)持續時間為 50ms；喀聲刺激與閃光刺激間隔 1s，喀聲刺激與喀聲刺激間隔 2.5s，此區段共有 130 個刺激組。

3.3. 實驗區段三(section 3):計數閃光刺激任務(Number of flash stimulus mission, NM)

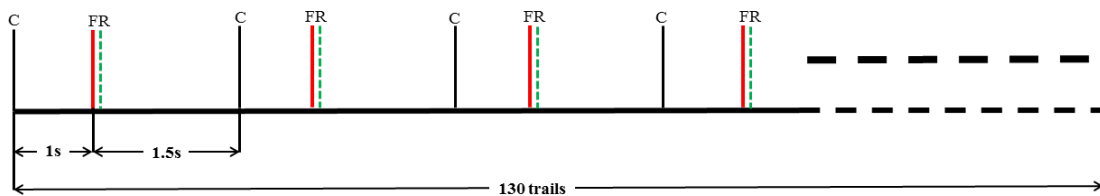


圖 6、實驗區段三實驗流程圖，C 為喀聲刺激，F 為閃光刺激，R 為記憶任務

圖 6 實驗區段三為喀聲刺激(C)、閃光刺激(F)及計數任務(R)組成，總共有 130 個刺激組；喀聲刺激為 80dB 的喀聲，刺激持續時間為 5ms，閃光刺激持續時間為 50ms，記憶任務為記憶閃光刺激的出現數量。喀聲與閃光間隔 1s，喀聲與喀聲間隔 2.5s。這區段中為記憶實驗，實驗中的計數任務視為短期記憶任務；短期記憶為在短時間內腦部所做的簡單記憶，在此為記憶閃光刺激的數量，而記憶可分為短期記憶與長期記憶，因長期記憶技術上較不利於實驗設計，因此我們採用短期記憶作為實驗任務。

3. 4. 實驗區段四(section 4):按鍵任務與計數閃光刺激任務(BM and NM, BNM)

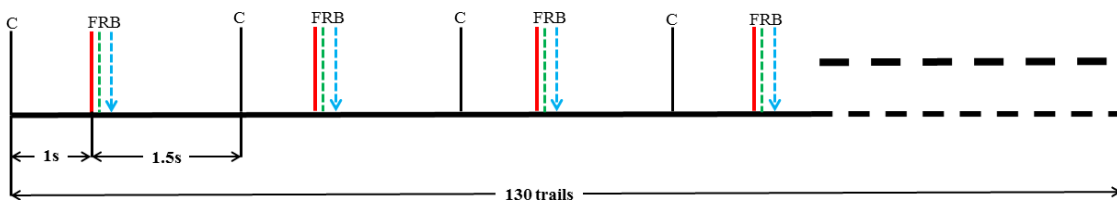


圖 7、實驗區段四流程圖，C 為喀聲刺激，F 為閃光刺激，R 為記憶任務，B 為按壓按鍵

圖 7 實驗區段四的實驗任務有兩個，一個是看見閃光後立即按壓按鍵任務，以及記憶閃光刺激的數量，這兩個實驗任務須一同進行，這是為了增加受測者的心理負擔，也就是施加心理壓力，因為任務複雜度提高，使受測者必須更專注在關注實驗中的刺激，因此有利於增加 CNV 的強度，也能使其他時間區段的 ERP 起伏增大，能產生出更顯著的 ERP 波形。此區段有 130 個刺激組，每刺激由一個喀聲刺激和一個閃光刺激組成，喀聲刺激為 80dB，持續時間為 5ms，閃光刺激持續時間為 50ms，兩者間隔 1s，而喀聲刺激與喀聲刺激則間隔 2.5s。

肆、研究分析方法

4. 1. 腦波數據提取

標題：靠左對齊 新細明體12 固定行高16pt 不加粗

此次實驗使用的腦波儀使用的取樣頻率設定為 500Hz，由於本研究要分析觀察的腦波頻

率範圍是 0-50Hz，因此以 10 倍腦波訊號頻率為取樣頻率取得較為準確之波形得以分析[4][5]。腦波數據依據 Neuron-Spectrum.NET 軟體記錄腦波資料，該軟體設定帶通濾波的範圍為 0.5~40Hz，在實過程中開啟帶拒濾波器設定為 60Hz 來去除插座電源的干擾，實驗後將數據轉為文字檔以方便分析運算，由於 21 個訊號通道中接地點與 FPZ 接一起，去除通道 FPZ 後腦電訊號只能取得 20 個訊號通道進行分析。

4. 2. 腦波數據分析

圖 8 為數據分析流程圖，腦波數據分析如圖 8 所示，腦波擷取後會先匯入 EEGLAB 進行腦波數據的分析，另外在 EEGLAB 中可依以進行 ICA 分析，將測量的腦波訊號中大腦產生的腦波訊號源分離出來，以取得準確的 EEG 訊號源。本研究之 ERP 訊號擷取時間設定為-100ms 至 1800ms，將擷取到的四個實驗之腦波數據資料匯入 Matlab 後並進行 0.5Hz-40Hz 的數位帶通濾波器(Digital band pass filter)進行濾波。完成濾波程序後進行移除基準線(Remove baseline)，此步驟的目的是去除訊號在濾波之後的每一個刺激之腦波時域區段(Epoch)基準偏移，故將所有 Epoch 的基準點移動至同個起始點上，以確保數據準確率。接著進行四種不同實驗區段的 EEG 進行時域提取，先各別提取出喀聲刺激(Event 1;事件 1)、閃光刺激(Event 2;事件 2)與按壓按鍵動作(Event 3;事件 3)之時域腦波訊號，提取後進行雜訊去除動作並再次調整基準點。當完成所有雜訊過大的腦波時域區段(Epoch)刪除作業後，個別將各實驗區段的 EEG 疊加平均，完後再將所有受測者在各區段的 ERP 結果再疊加平均一次並比較驗證，即得出最後 ERP 波形。之後再把四個不同實驗區段的腦波合併進行 ICA 來分離出所有包含在內的訊號成分，完成後再個別提取出四個不同實驗區段之腦波訊號，便可分別獲得四個不同實驗區段的 ERP 波形。

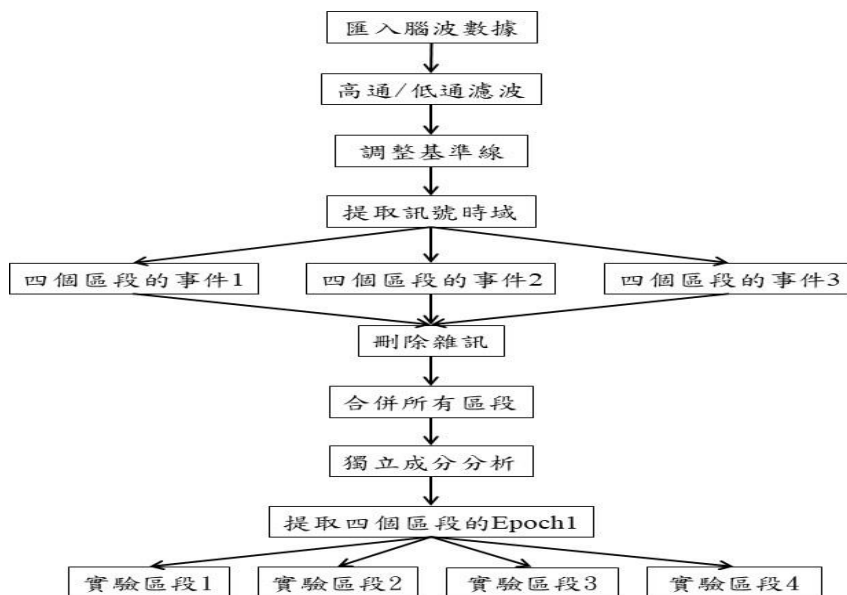


圖 8、數據分析流程圖

中文部份：新細明體10
英文&數字部份：Times New Roman

4.3. 獨立成分分析

獨立成分分析(ICA)是種訊號分離的分析方式，它能使混合訊號中的所有訊號成分分離成獨立訊號，在神經生理訊號分析有很大的幫助，因為任何一種生理訊號量測多少都會有其他生理訊號的干擾，因此透過 ICA 能夠觀察到最準確原始訊號源。而 ICA 更廣泛應用在 EEG 訊號的分析，因為最早應用 ICA 是在解決神經生理學的訊號問題，而在訊號方面最早是應用在盲訊號分離上⁶。

在中央極限定理(Central Limit Theorem, CLT)又稱常態收斂定理，是機率理論中探討當隨機變數樣本數量足夠時，其分部會和常態分佈相似。根據定理概念，由多個非高斯函數之和會趨近於高斯函數，而 ICA 是將此定理反推回去，若要在混合訊號中找出獨立成分，就必須找出非高斯分布的訊號成分，使訊號與訊號之間的相關性降至最低，來提高訊號成分與訊號成分之間的獨立性⁶。

4.3.1. 盲訊號分離與雞尾酒會問題

盲訊號指的是未知的原始訊號或混合系統特性不明的混合訊號，科學家利用盲訊號分離(Blind sources separation, BSS)將這些未知訊號進行估算，進而能夠了解此未知訊號的性質與構

成的訊號成分。BSS 為一種訊號處理方式，使用領域包括生物醫學、訊號處理與影像處理等方面。BSS 的過程是從感測器上取得的訊號進行分離或重建其中無法直接觀測到獨立訊號成分⁷。

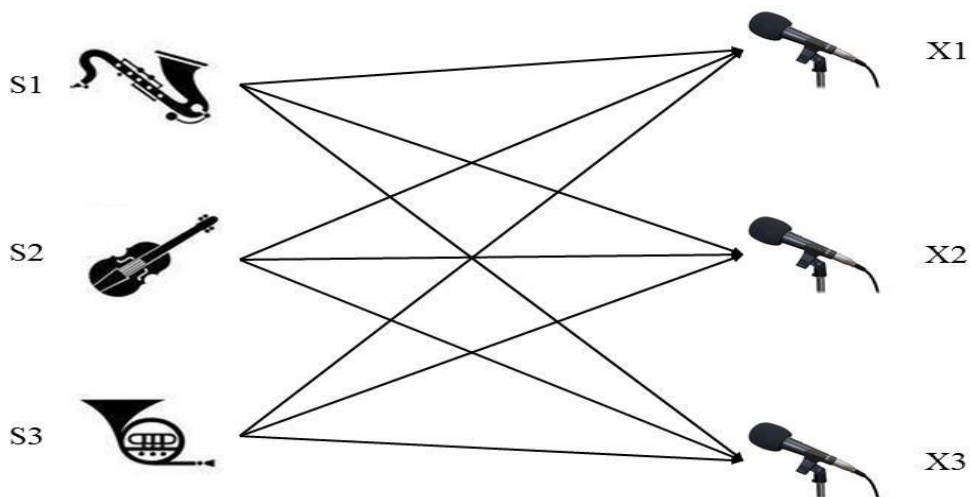


圖 9、雞尾酒會問題示意圖

雞尾酒會問題就是盲訊號分離的例子，在圖 9 中三支麥克風收錄到的聲音訊號就是標準的混合訊號，電腦可以利用 BSS 來分離出不同種的聲音，而 ICA 就是為了讓 BSS 達到更好的效果而衍生出來的訊號分離方式⁷。

圖 9 中 S 代表聲音源，X 代表接收端，假設有三種不同的聲音訊號 $s_1(t)$ 、 $s_2(t)$ 、 $s_3(t)$ ，利用三支麥克風收錄的訊號為 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 、 $x_3(t)$ ，則可寫成以下式子：

$$\begin{aligned} x_1(t) &= a_{11}s_1(t) + a_{12}s_2(t) + a_{13}s_3(t) \\ [x_2(t)] &= [a_{21}s_1(t) + a_{22}s_2(t) + a_{23}s_3(t)] \\ x_3(t) &= a_{31}s_1(t) + a_{32}s_2(t) + a_{33}s_3(t) \end{aligned} \quad (1)$$

由上式可知已知訊號 $x(t)$ 為原始訊號 $s(t)$ 的線性組合，而上式矩陣形式可表示如下：

$$x(t) = As(t) \quad (2)$$

在上列式子中 A 為一個 $n \times m$ 的矩陣，此稱為混合矩陣(Mixing matrix)。在上列式子中除了 $x(t)$ 是以已知資訊，A 和 $s(t)$ 皆是未知資訊。利用 BSS 的方法求出 A 的逆矩陣的相似矩陣 W 稱作解混和矩陣(De-mixing matrix)，利用 W 來方便我們重建原本的訊號，根據上述方法可以得到下列式子：

$$W \approx A^{-1}$$

$$s(t) \approx u(t) = Wx(t) \quad (3)$$

式子中 $u(t)$ 為估算的重建訊號(Reconstruction Signal)，當 W 與 A^{-1} 愈相近，則 $u(t)$ 會愈近似於 $s(t)$ ，由於 A 是未知數，因此須由觀測到混和訊號來估算 W ⁸。

4.3.2. ICA 演算前處理:置中化⁹

置中化的目的是為了將訊號的平均值歸 0 (Zero-mean¹²)，以利訊號觀察與演算，但是不能破壞其訊號特性。設有一混合訊號 X ，置中化的定義如下：

$$\hat{X} = X - E[X] \quad (4)$$

經過置中化後的混合訊號為 $\hat{X}$ ，此步驟也同時將 X 的來源訊號 S 置中化，其式子如下：

$$\begin{aligned} X &= AS \\ E[X] &= E[AS] \\ A^{-1}E[X] &= A^{-1}E[AS] = E[S] \\ E[S] &= A^{-1}E[X] = A^{-1} \cdot 0 = 0 \end{aligned} \quad (5)$$

分離矩陣 A 在進行置中化的動作後，仍保持不變。在進行 ICA 演算法之前，先對原始訊號處理為零均值訊號，能使 ICA 的執行速度加快。

4.3.3. ICA 演算前處理:白熱化[10]

白熱化(Whitening)是運用一個線轉換矩陣將原有相關訊號轉換為非相關的訊號。在統計學的觀點中，隨機的向量變數符合非相關性質(Uncorrelated)的條件，其中共變異矩陣(Covariance matrix)為單位矩陣 I 。

$$E[XX^T] = C_x \quad (6)$$

要使混合矩陣從相關性(Correlated)訊號轉為非相關性訊號時，經常需要使用到主成分分析法(Principal component analysis, PCA)進行性質轉換。 C_x 為置中化後共變異矩陣，經過 PCA 的混合訊號的共變異矩陣 C_x 進行特徵值拆解(Eigenvalue Decomposition, EVD)，如下列式子來取得 C_x 的特徵值(Eigenvalue)與特徵向量(Eigenvector)構成的矩陣。

$$C_x = EDE^T \quad (7)$$

其中 E 為特徵向量構成的正交單位矩陣(Unit orthogonal matrix)，而 D 為 C_x 特徵值，是由 $d_1, d_2, \dots, d_n$ 所構成的對角矩陣(Diagonal matrix)。

$$E^T E = E E^T = I$$

$$D = \begin{bmatrix} d_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & d_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & d_n \end{bmatrix}$$

(8)

白熱化勢將對角矩陣 D 改為 $D^{-1/2}$ 與單位矩陣 I 相乘得到白熱化矩陣(Whitening Matrix) V。

$$D^{-1/2} = \begin{bmatrix} d_1^{-1/2} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & d_2^{-1/2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & d_n^{-1/2} \end{bmatrix}$$

$$V = E D^{-1/2} E^T$$

(9)

接著將透過置中化的混合訊號與白熱化矩陣相乘後，此混合訊號便完成白熱化，而白熱化的作用為去除資料間的相關性，並提高 ICA 的分離效果，及運算時的收斂速度。

$$\tilde{X} = V \hat{X}$$

$$\hat{X} = A S$$

$$\tilde{X} = E D^{-1/2} E^T A S = \tilde{A} S$$

(10)

由上列式子可得知，混合訊號執行白熱化能得到下列式子:

$$\begin{aligned} E[X \tilde{X} X^T] &= E[V X X^T V^T] \\ &= V E[X X^T] V^T \\ &= V E D E^T V^T \\ &= E D^{-1/2} E^T E D E^T E D^{-1/2} E^T \end{aligned}$$

4.3.4. ICA 演算:交互資訊

$$= I$$

(11)

依據共同資訊理論，若隨機變數間互為獨立變數，則交互資訊 I 為 0。而交互資訊 I 的意義在於變數間的不確定性與不確定性之差，假設有兩個隨機變數 X 與 Y，則交互資訊的公式如下:

$$I(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y) \quad (12)$$

其中 $H(X)$ 為隨機變數 X 的熵值(Entropy)， $H(Y)$ 為隨機變數 Y 的熵值， $H(X,Y)$ 為隨機變數 X 與 Y 的聯合熵值，而 $I(X,Y)$ 為隨機變數 X 與 Y 的交互資訊。

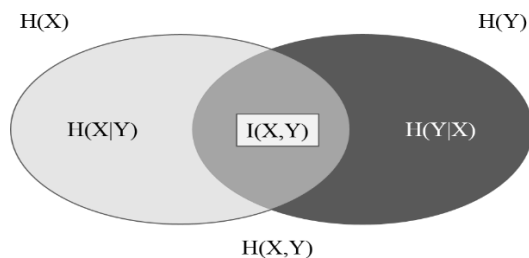


圖 10、交互資訊與熵值范恩圖

圖 10 為交互資訊與熵值之間的關係圖，稱為范恩圖(Venn diagram)[11]，藉由上圖可以將公式表示如下：

$$I(X,Y)=H(X)-H(X|Y) \quad (13)$$

$$I(X,Y)=H(Y)-H(Y|X) \quad (14)$$

式子(13)中 $H(X|Y)$ 表示在 Y 資訊為已知的條件下 X 的熵值，而式子(14)中 $H(Y|X)$ 表示在 X 資訊為已知的條件下 Y 的熵值。

在 ICA 演算中的判別非高斯函數是利用負熵值來進行量測，其公式與交互資訊法相似。在 ICA 中利用這些方法當作目標函數的評估標準，接著 ICA 會用最佳化演算法來測量訊號中非高斯成分的最大值，使用梯度下降法(Gradient Descent Algorithm)取得最佳化演算法。

伍、結果與討論

5. 1. ICA 分析與無 ICA 分析之結果

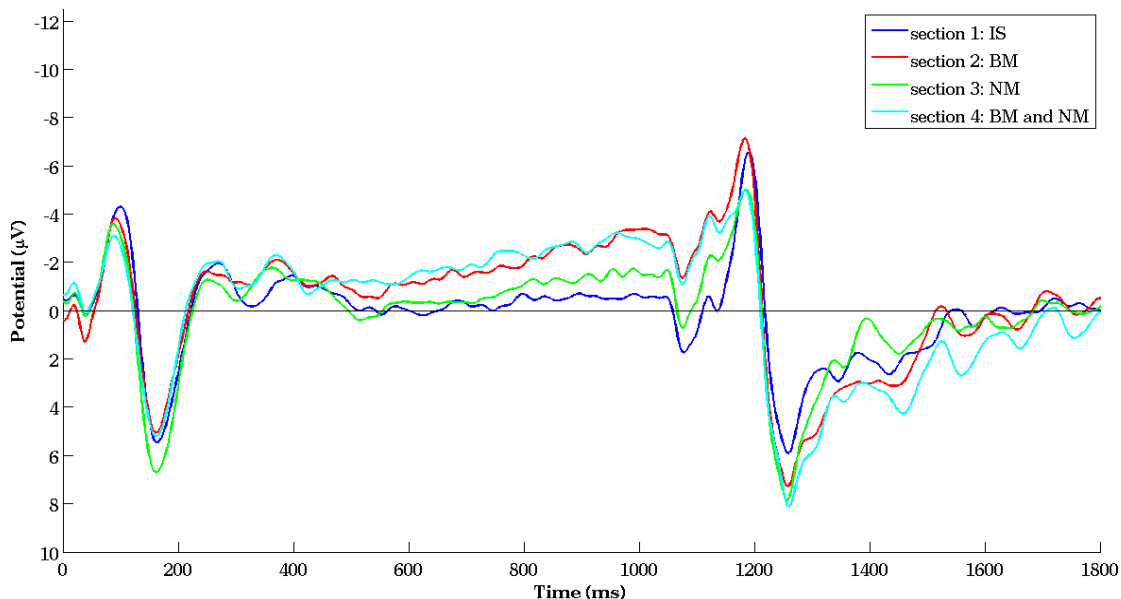


圖 11、為未經過 ICA 的 ERP 波形曲線圖，Y 軸為 ERP 電壓，單位為 μV ，電位範圍為 -12.5~10 μV 。X 軸為時間，單位為 ms，範圍為 0~1800ms

圖 11 為 20 個通道訊號未經過 ICA 分析四個實驗區段之 Cz 通道的 ERP 波形，其時間段 0~300ms 為 ERP 波形於喀聲刺激的腦波反應，300~1000ms 為因期待心理引起的 ERP 稱為伴隨性負變化(Contingent negativity variation, CNV)，1000~1300ms 為閃光刺激的 ERP 波形反應，1300~1800ms 為經過閃光刺激後 ERP 波形再極化。在 CNV 的區塊可以觀察出 section 4 (BM and NM)的 CNV 波形電壓值最高，接著是 section 2 (BM)、section 3 (NM) 電位反應次之，而 section 1 (IS)的 CNV 之 300~1000ms 時間段電位反應最低。

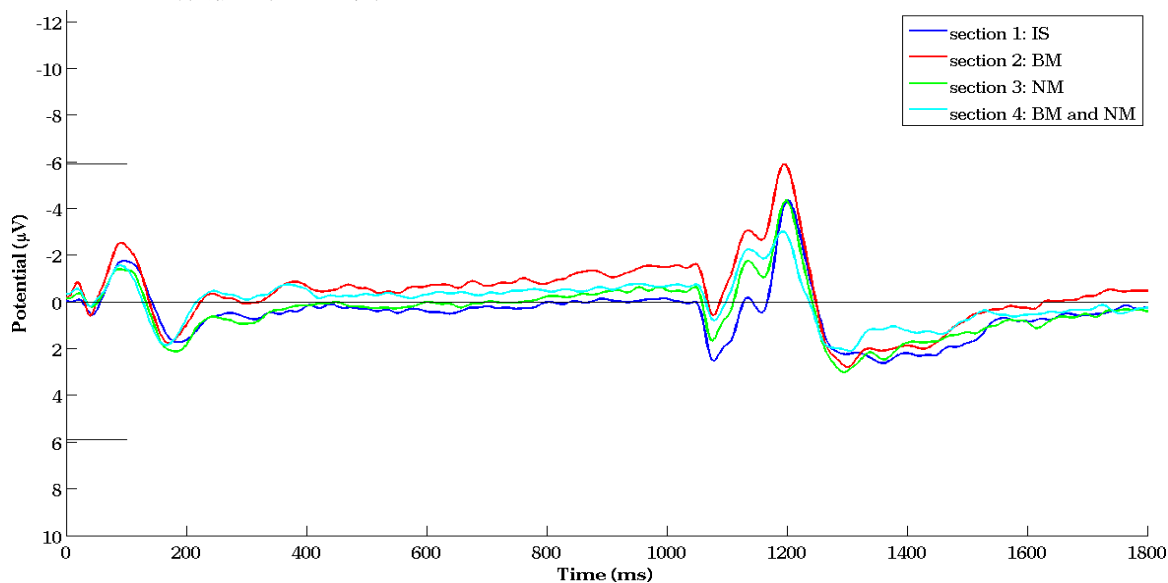


圖 12、ICA 分析的 ERP 波形曲線，Y 軸為 ERP 電壓，單位為 μV ，範圍為 $-12.5\sim 10\mu\text{V}$ 。X 軸為時間，單位為 ms，範圍為 $0\sim 1800\text{ms}$

圖 12 為 ICA 分析後 20 個成分中成分 1 的 ERP 波形曲線，圖 12 可觀察到波形的電壓值明顯比圖 11 的波形電位值小許多，而 section 2 的 CNV 電壓值為最高，接著是 section 4、section 3，而 section 1 的 ERP 電壓值為最小。經過 ICA 分析與否的差異在於雜訊的分離，ICA 能將混合訊號中不同的訊號成分分離出來，導致 ERP 訊號的電位下降。在各實驗之間的差異上我們可以發現 BM 仍然是反應最大的實驗，接著是 section 4 (BM and NM)、section 3 (NM)，最小的是 section 1 (IS)。

5. 2. ICA 成份之頭顱映射

ICA 會將混合訊號中不同成份的獨立訊號分離，並依照能量的大小順序排列，在此只取能量較高的前四個訊號成分之頭顱映射圖。下列的頭顱映射圖是利用 ICA 分析出的 20 個成分訊號在 20 個通道上做能量大小比對所會出的結果。

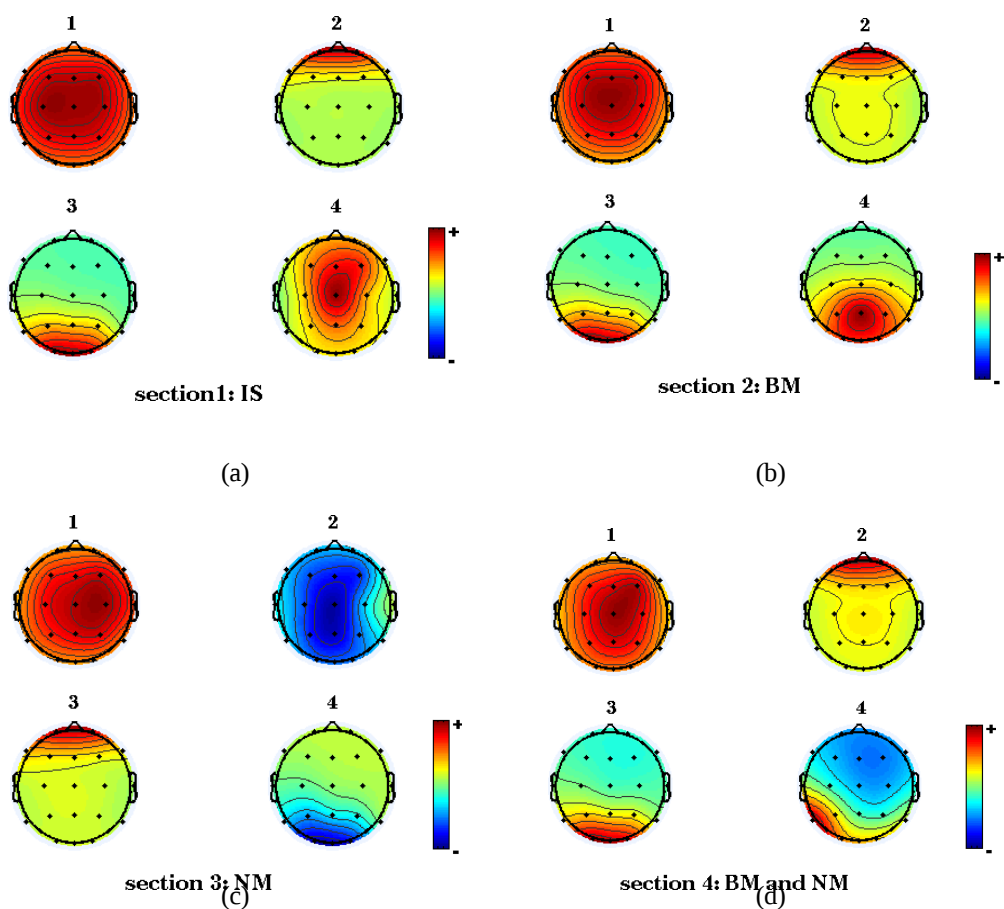


圖 13、為四個實驗區段的頭顱能量映射圖，(a)為 section 1: IS 的頭顱映射圖，(b)為 section 2: BM 的頭顱映射圖，(c)為 section 3: NM 的頭顱映射圖，(d)為 section 4: BM and NM 的頭顱映射圖

圖 13 顯示四個實驗區段的四個能量最大的 ICA 成份訊號的頭顱分布，圖中顏色越深得的區塊表示該區域的訊號反應越強，紅色為正藍色為負。在本次研究中 CNV 是 20 個獨立成分中能量最大的訊號，因此在圖 13 中各實驗的成分 1 皆為 CNV 在頭顱上的分布，在圖中可以看到 CNV 的訊號在越靠近頭頂的區域能量反應越大，這個結果印證了 CNV 在電極點 CZ 附近的反應較強的說法¹⁴，也間接證明 ICA 在腦電分析中可以提取較純的 ERP 訊號。

5.3. 各成份頭顱映射圖與 ERP 結果

在 EEGLAB 中可運用各訊號通道進行成份統計，並進行訊號源推測來繪製頭顱映射圖，這對研究腦波訊號分析應用來說很有幫助。

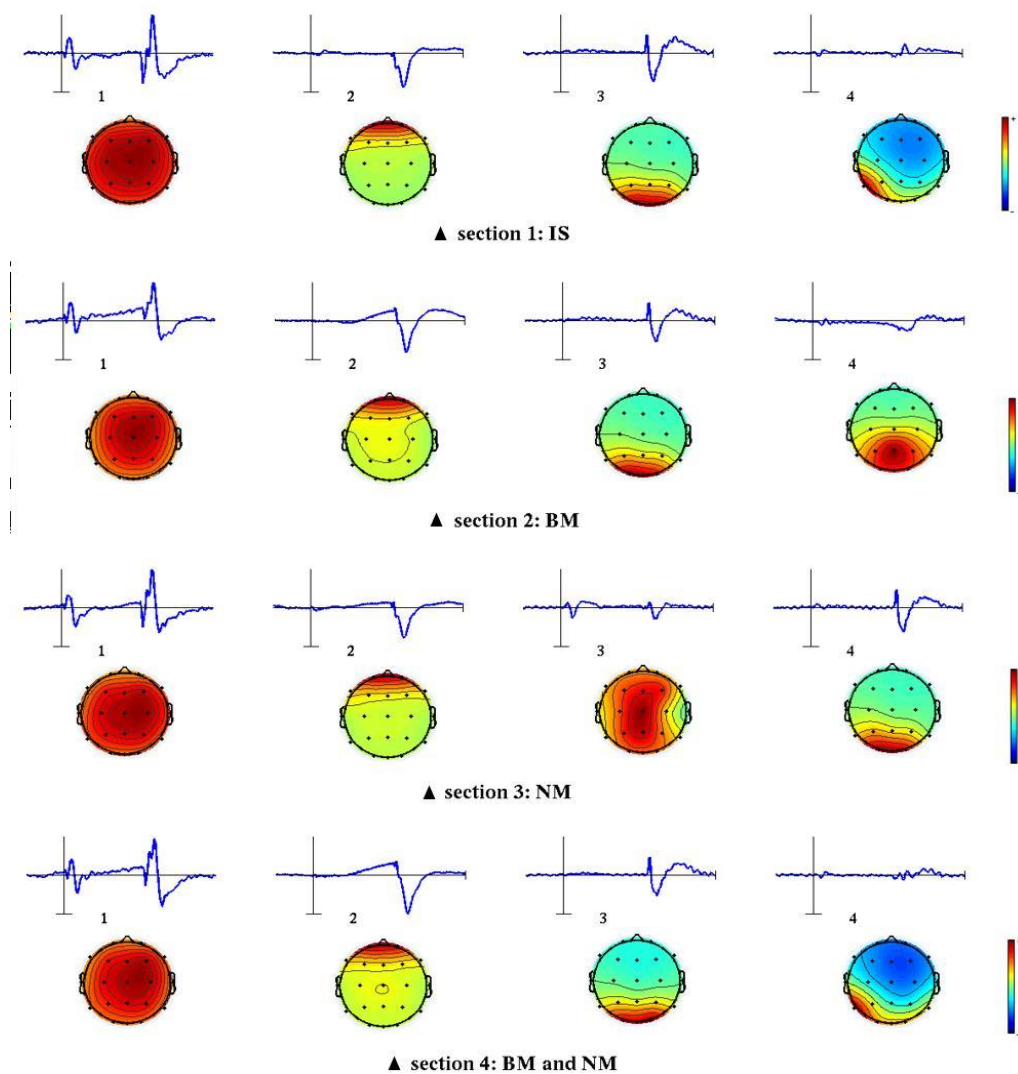


圖 14、四個實驗區段的 ERP 波形與頭顱映射圖對照

在圖 14 中可以發現，ICA 分析後成份訊號強度最強，且在頭顱反應最明顯的成分 1 是這次實驗主要觀察的 ERP 訊號 CNV，而在頭顱圖方面可間接觀察出 CNV 訊號最明顯的區塊

大概在頭頂偏右前方的位置，在文獻中 CNV 主要觀察的電極點就是位於頂葉的 CZ 或接近前額的 FZ¹⁵，而我們運用 EEGLAB 的通道訊號比較發現與過去文獻的論點一致，也就表示在經過 ICA 的分析後，我們仍然有機會找到訊號的發源處。在過去的文獻中雖然 ICA 只是數據分析之用，在關於訊號發源位置推算並沒有直接的證實 ICA 可以做到，在 EEGLAB 文獻中提到，EEGLAB 的頭部能量分析比較可以繪製能量分部頻譜¹⁶，在此功能的輔助下確實可大約看出主要 CNV 的訊號源。

陸、結論

結果得知 ICA 成功地將混合訊號中的所有訊號成份個別分離，並依照能量的大小依序列出，使用頭顱映射圖與 20 個訊號波形圖比對這些訊號中雜訊較高的訊號成份與 CNV 主要成份訊號為，ICA 有助於提取更準確的 ERP 訊號(圖 12 與圖 13)，位於頂葉的 CZ 未經 ICA 分析的 ERP 訊號峰值電位值較高，經 ICA 將其測量的 EEG 含有雜訊的訊號分離後的 ICA 成份取得的 ERP 訊號峰值電位值較低，ICA 成功地分離出相對於頂葉 CZ 位置的成份 1，有助於提取更準確的 ICA 成份訊號源。

研究中 CNV 之出現在兩個刺激中間的反應與先前研究相符[15]，運用 ICA 運算也可觀察頭部相對應電極位置的 ERP 響應³，ICA 分析技術對 ERP 數據分析腦部的反應訊號為可以運用的技術，並可分析出頭部不同區域的圖譜能量圖相對應比較提取更準確腦波反應¹⁶，。

柒、致謝

感謝本腦波實驗室團隊成員協助實驗數據的採集，也感謝所有受測者為本實驗辛苦付出與配合，本研究承科技部補助計畫(計畫編號: MOST 110-2637-E-264-001)與元培醫事科技大學補助計畫(111-COMP6017-03)提供經費之支持，特此感謝。

參考文獻

*請注意排列順序

請依文中的引註順序，逐一詳列如下:

中文排列順序：作者姓名，文章名稱，期刊名，卷數，期數，出版年，頁碼。

英文排列順序：作者姓名，“期刊篇名,” 期刊名稱, 卷數, 期數, 年份, 頁碼.

新細明體10號字

1. Klados, M. A., Papadelis, C., Braun, C., Bamidis, P. D., (2011). REG-ICA: A Hybrid Methodology Combining Blind Source Separation and Regression Techniques for the Rejection of Ocular Artifacts. Biomedical Signal Processing and Control.
2. Wang, M.S., Liu, B. Q., Liu, Z.G., (2004). Event-Related Brain Potentials During Visual Sentence Reading and Picture Recognition Memory Tasks. National Center for Biotechnology Information.
3. Aasen, I. E., Brunner, J. F., (2016). Modulation of ERP components by task instructions in a cued go/no-go task. Psychophysiology published by Wiley Periodicals, Inc. on behalf of Society for

Psychophysiological Research.

4. Peters, J. F., Billinger, T. W., Knott, J.R., (1977). Event Related Potentials of Brain (CNV and P300) In A Paired Associate Learning Paradigm. Psychophysiology.
5. Makeig, S., Debener, S., Onton, J., Delorme, A., (2004). Mining Event-Related Brain Dynamics. National Center for Biotechnology Information.
6. Zeng, G. Y., (2008). Independent Component Analysis for Data Mining. UMI Microform.
7. Silva, J. A. I. R., Burgos, F. E. S., Wu, S. T., (2016). Interactive Visualization of the Cranio-Cerebral Correspondences for 10/20, 10/10 and 10/5 Systems. SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images.
8. Delorme, A., Makeig, S., (2004). EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. Journal of Neuroscience Methods.
9. Lee, T. W., (1998). Independent Component Analysis. Independent Component Analysis.
10. Jutten, C., Herault, J., (1991). Blind Separation of Sources, Part I" An adaptive algorithm based on NeuromimeticArchitecture. Signal Processing.
11. Pandey, S., Billor, N., Turkmen, A., (2008). The Effect of Outliers in Independent Component Analysis. American Journal of Mathematical and Management Sciences
12. Chan, J. C. L., Williams, R. T., (1987). Analytical and Numerical Studies of the Beta-Effect in Tropical Cyclone Motion. Part I: Zero Mean Flow. Journal of the Atmospheric Sciences.
13. Kessy, A., Lewin, A., Strimmer, K., (2017). Optimal Whitening and Decorrelation. The American Statistician.
14. Chen, H., Boutros, P. C., (2011). Venn Diagram: a package for the generation of highly-customizable Venn and Euler diagrams in R. BMC Bioinformatics.
15. Rohrbaugh, J., Syndulko, K., Lindsley, D., (1976). Brain wave components of the contingent negative variation in humans. Science.
16. Niemiec, A. J., Lithgow, B. J., (2005). Alpha-band characteristics in EEG spectrum indicate reliability of frontal brain asymmetry measures in diagnosis of depression. 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference.

Times New Roman 10號字型