

獨立成份分析法應用於手動腦波游標控制之研究

Apply Independent Component Analysis to Cursor Control by Using the Brain Wave of Hand Movement

王鈺山

台南市新南國小

E-mail: tn351@mail.tn.edu.tw

孫光天

台南大學數位學習科技學系

E-mail: ktsun@mail.nutn.edu.tw

摘要

腦機介面是研究讓使用者能透過腦波的變化來控制電腦系統。本研究的主要目的在於研究獨立成份分析法運用於手動腦波控制游標分析的效果。獨立成份分析法是一種具有分離雜訊，還原原始訊號的統計方法。實驗結果發現經獨立成份分析法過濾雜訊後的腦波資料，運用於類神經網路分類辨識有不錯的效果，在二維游標控制上，正確率可達到 77%。

關鍵字：腦機介面、獨立成份分析法、類神經網路、游標控制

Abstract

Brain computer interface is a system which enables users to control the computer by the brain wave. The goal of the research is to study the effect of independent component analysis performing in the cursor control of brain wave of hand movement. Independent component analysis is the statistical method which can separate noise and retrieve original signal. Based on the brain wave data filtered by independent component analysis, neural network performs well in classification, recognition. In two-dimension cursor control, the accuracy can reach 77%.

Keywords: brain computer interface, independent component analysis, neural network, cursor control

1、前言

目前腦機介面的研究越來越蓬勃。但由於腦波在收波過程中容易受到周圍環境的雜訊影響，無法獲得正確訊號而影響控制效果，而獨立成份分析法可有效去除雜訊，故本研究將藉由獨立成份分析法 (ICA)，針對混雜雜訊的腦電波進行分離，以得到原始的腦電波訊號，運用於腦波游標控制系統之上。

本研究是藉由獨立成份分析法過濾雜訊，以期透過獨立成份分析法能獲得較為純化的腦波訊號，並以本實驗室開發的腦波游標控制系統來測試效果。本實驗室黃昭翰、劉育芳(2004)學長姊曾從事過動右手的游標控制測試，正確率分別為 70%和 71.67%。我們以實際動右手的腦波變化做為臨床實驗，透過獨立成份分析法過濾腦波雜訊，發現能有效提高腦波游標控制系統的正確率。[1][2]

2、文獻探討

2.1 腦機介面

腦機介面 (Brain Computer Interface, BCI) 是於 1970 年代時，由 Vidal 等學者提出的。是指各種能夠產生詳細大腦功能資訊的電腦系統。目前，腦機介面主要在溝通與控制介面之上。腦機介面的基本架構如圖 1 所示，可分為三個部份：

- (1) 訊號擷取：經由電極點取得受試者的腦波訊號。
- (2) 訊號處理：進行訊號特徵的粹取並轉譯成能控制輸出裝置的命令。
- (3) 輸出裝置的控制：即控制電腦螢幕上的游標移

動、控制輪椅或控制機器手臂。[8][9]

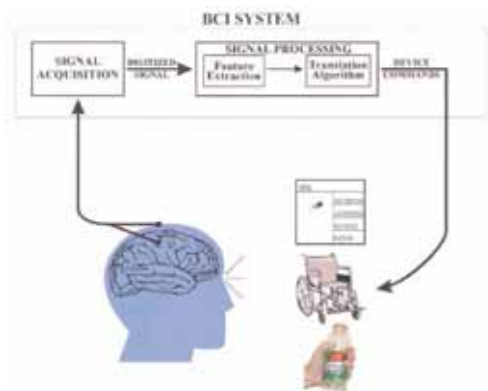


圖 1 BCI 系統的基本架構與運作[9]

2.2 國際 10-20 系統

腦波電極點定位系統中的國際 10-20 系統，是一種廣泛被應用在腦波實驗時，描述頭皮電極點的位置的方法，如圖 2 所示。[5]

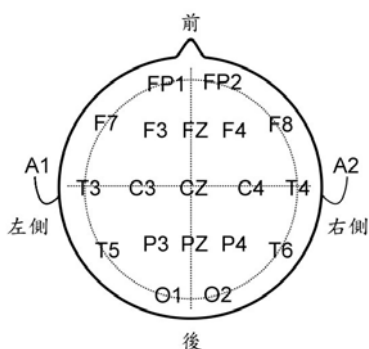


圖 2 國際 10-20 制系統定位之頂視圖[7]

記錄腦波的電極點的組合範式有兩種方式：第一種是單極組合範式 (monopolar montage)，第二種是雙極組合範式 (bipolar montage)。較常運用的是單極組合範式，其運用一個或多個電極連結組合而成為輸入電極的參考點，並減掉參考電極電位，才和其他電極電位作比較。常用的典型參考電極點是耳垂或耳後隆突。實作上常使用耳垂電極點 A1 及 A2，以 A1 和 A2 的平均數作為所有電極點的參考點。

2.3 獨立成份分析法的原理

獨立成份分析法是由一個雞尾酒派對問題 (cocktail-party problem) 所衍伸出來的統計分析方法。試想在一個吵雜的雞尾酒派對裡，我們所聽到聲

音是混雜很多聲音在裡面，要如何將這些聲音一一分離，確定由哪些源頭所發出，就是獨立成份分析法所研究的課題。

我們可以藉由圖 3 的例子來了解：在一個房間裡，同時有兩個人在說話，這兩個人可以定義成為發話端，分別設為 S1 和 S2。同時也有兩支麥克風放在不同位置收音，可以定義為觀測端，分別設為 X1 和 X2。此時 S1 和 S2 是互為獨立，不受彼此干擾的訊號；可是 X1 和 X2 會同時收到 S1 和 S2 以不同比例混雜而成的觀測訊號。所以 X1 和 X2 本身就不互為獨立，而是受到干擾的。獨立成份分析法就是要藉由以不同比例混雜而成的觀測訊號 X1 和 X2，來推估還原出原來互為獨立，不受干擾的原始訊號 S1 和 S2。

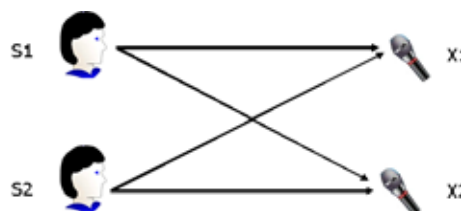


圖 3 雞尾酒派對問題示意圖

獨立成份分析法最大特點是當我們只擁有由未知訊號線性混合而成的觀測訊號時，卻可以運用這個混合後的觀測訊號去估算出原始獨立的未知訊號。其涵義可以用(式 1)表示：

$$X = AS \tag{式 1}$$

其中，矩陣 X 為觀測矩陣，矩陣 A 為混合矩陣，矩陣 S 矩陣為原始矩陣，矩陣 A 和 S 都是未知的。而還原矩陣 $W = A^{-1}$ ，所以也可以(式 2)表示：

$$S = WX \tag{式 2}$$

獨立成分分析法最重要的目的是求得還原矩陣 W，以便透過 $S=WX$ ，將觀測變數 X 還原為原始變數 S。所以必須有一個演算法可以將還原矩陣 W 求出。其中一種演算法是資訊最大化法則 (information maximization approach, Infomax)。Infomax 是 Bell 和 Sejnowski 基於共同資訊 (Mutual information) 的基礎，運用類神經網路的概念，所建立起來的最佳化法則演算法。共同資訊 (Mutual information) 的概念是從資訊理論 (Information theory) 的資訊熵 (Information entropy)

的概念演變而來的。Infomax 的內涵是讓神經網路的輸入變數 X 與輸出變數 Y 之間共同資訊 $I(Y, X)$ 最大化，以使輸出變數 Y 之間共同資訊 $I(y_1, y_2, \dots, y_m)$ 最小化。Infomax 利用推測梯度上升法 (stochastic gradient ascent)，不斷疊代去調整其中的權重 W ，讓共同資訊 $I(Y, X)$ 達到最大。藉由這個過程，求得還原矩陣 W 。

[4][5][6]

以一個例子來說明獨立成份分析法的運作：

圖 4 為五個各自獨立的來源訊號

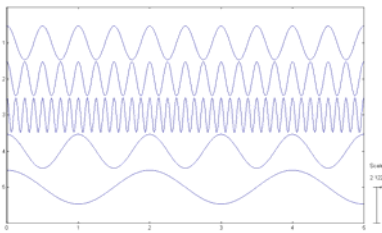


圖 4 來源訊號

圖 5 是由五個來源訊號所混合而成的混合訊號

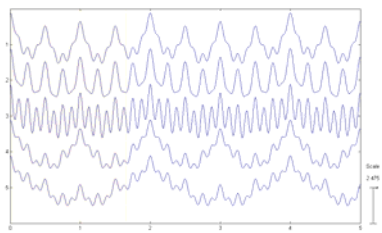


圖 5 混合訊號

運用獨立成份分析法將還原權重矩陣計算出來，再將還原權重矩陣與混合矩陣進行矩陣乘法運算，可以還原回原來的訊號，如圖 6 所示

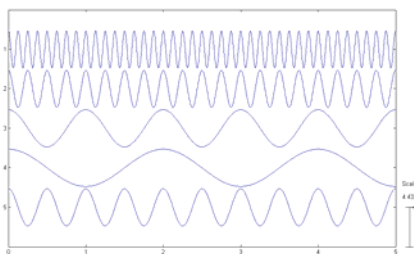


圖 6 還原訊號

3.1 實驗設計流程

如圖 7 所示，實驗設計流程為：

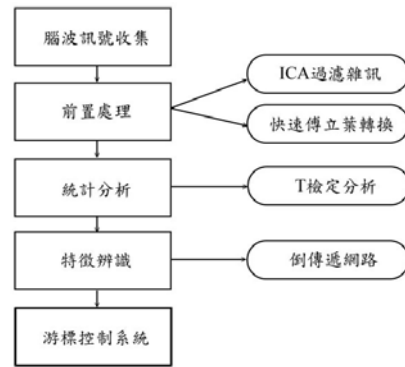


圖 7 實驗設計流程

3.2 腦波訊號收集方式

本實驗選擇一名受試者，年齡為 26 歲，慣用右手，無大腦相關疾病和神經、精神方面的病史，願意參與研究並填寫同意書。

以電極點粘貼於受試者頭皮之 C3、C4、P3、P3、T3、T4、T5、T6、O1、O2、FZ、CZ、PZ 和置於左耳耳垂 A1 及右耳耳垂 A2 之電極點等位置。以參考組合範式 (reference montage)，每個電極點的量測訊號均與 A1 和 A2 之平均為參考點，再將訊號經過 0.53~70Hz 與 60Hz 交流電干擾的濾波，取樣頻率 (sampling rate) 為 500Hz/sec。

3.3 實驗活動設計

實際動右手拇指

實驗開始時，螢幕中央會出現「+」，此時受試者保持放鬆狀態且腦中不做任何思考。經過五秒後，螢幕中央會出現「→」，並持續五秒鐘，期間受試者需持續壓住右手大拇指，直到螢幕中央出現「+」後即停止鬆開，此為一個循環。「+」會持續五秒，這時受試者是保持放鬆狀態，直到「→」時，再按住右手大拇指持續五秒。本收波實驗設計是以放鬆五秒、按住右手大拇指持續五秒交替到五十秒結速，完成一次實驗。

如圖 8 所示。

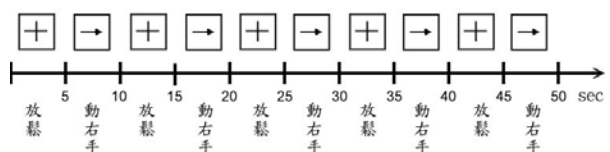


圖 8 實驗活動設計圖

區段的劃分

本實驗將放鬆和動右手拇指時各自的五秒鐘時間，以取 512 個點的時間長度，並位移 256 的點，劃分為 10 個區段。因為第十個區段超過五秒，故只選擇前九個區段進行統計分析。

3.4 腦波訊號分析工具和方法

(1)EEGLAB 簡述:

本實驗之獨立成份分析法過濾雜訊成份方式是以 EEGLAB 5.03 來實作的。EEGLAB 是互動式 Matlab 工具箱，是目前廣泛用於分析 EEG 資料的軟體工具。本研究是利用 EEGLAB 內建的預設 ICA 演算法工具 runica()，進行 ICA 演算法運算。runica()的演算法基礎是使用資訊最大化法則 (information maximization approach, Infomax)。Infomax 的好處在於處理多維度資料時可以提供很好的穩定度。缺點是收斂時間較久。

(2)快速傅立葉轉換 (Fast Fourier Transform, FFT) :

傅立葉轉換目前廣泛應用於數位訊號分析的技術之上。傅立葉轉換可將訊號由時間領域 (time domain) 轉換到頻率領域 (frequency domain)，運用傅立葉轉換後的訊號稱為頻譜。透過頻譜可以了解訊號是由哪些頻率成份和振幅大小所組成[1]。

離散傅立葉轉換若直接運算，非常耗時，故通常在實作之時，會採用 Cooley 和 Tukey 所提出的快速傅立葉轉換。

(3)類神經網路 (Neural Network) :

類神經網路 (neural network, NN)，又稱為人工類神經網路 (Artificial Neural Network, ANN)，是透過模仿自然界生物的神經網路的訊息處理方式為基礎，以人工神經元來模擬生物神經系統中的神經元的運作方式。如圖 9 所示。

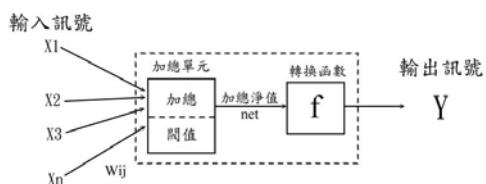


圖 9 人工神經元構造圖

其構造單元如下:

- 1.輸入訊號：負責接受其它神經元所傳遞而來的訊號。
- 2.加總單元：負責將輸入訊號、權重 (Weight) 與閾值

進行加總運算，運算出加總淨值，以供轉換函數之用。

3. 轉換函數：將人工神經元所接受到的訊號轉換成輸出訊號。輸出給其他人工神經元做為其輸入訊號。

4.1 統計分析

本研究實驗的腦波資料經過獨立成份分析法過濾雜訊和快速傅立葉轉換成的傅立葉能量值資料之後。並進行統計分析，以找出放鬆和動右手大拇指在 μ 頻段 8 到 13HZ 和 β 頻段中的 14 到 22HZ 這兩個頻段裡，哪些通道 (channel) 和區段 (frame) 的能量值會有顯著的差異。以供分類出特徵值之用。本實驗分為十個區段，取前九個進行分析。

本實驗以獨立樣本 T 檢定來檢定其差異顯著性。顯著水準設為 0.05。檢定結果在 C3、T3、T4、T5 的第 4 區段、第 5 區段、第 6 區段、第 7 區段、第 8 區段的 p-value 值，均小於或等於 0.05，具有差異顯著性。

由於動右手時，T4 具有差異顯著性，與一般認知的左腦控制身體右半部的觀念不同。但腦波具有因人而異的特質，例如：有些人的 α 波就比常人不明顯。為了要進一步探究本研究實驗的該名受試者動右手拇指時和放鬆時，T4 在第 4 區段、第 5 區段、第 6 區段、第 7 區段、第 8 區段是否具有差異顯著性，本研究實驗再次收集該受試者的腦波並進行 T 檢定分析。發現 T4 在第 4 區段、第 5 區段、第 6 區段、第 7 區段、第 8 區段仍具有差異顯著性，故本研究認為本實驗動右手拇指時，T4 的能量值會具有差異顯著性，應該是與該受試者的個別差異有關。

4.2 倒傳遞網路分類結果

根據獨立樣本 T 檢定的結果，在持續壓住右手大拇指的實驗裡，分析 8 到 13HZ 和 14 到 22HZ 這兩個頻段，有顯著的通道為 C3、T3、T4、T5，共四個通道 (channel)，有顯著的區段 (frame) 為第 4 區段、第 5 區段、第 6 區段、第 7 區段、第 8 區段，共五個區段。在所有 FFT 能量值資料中，篩選出通道 C3、T3、T4、T5 的 FFT 能量值資料。以通道 C3、T3、T4、T5 的 FFT 能量值資料為基準，進行篩選其第 4 區段、第 5 區段、第 6 區段、第 7 區段、第 8 區段的 FFT 能量值資料。篩選完之後進行正規化，正規化是將所有 FFT 能量值資料除以通道 C3、T3、T4、T5 在 8~13Hz 和

14~22Hz 兩個頻段各自的能量值的最大值。正規化的目的是希望把 FFT 能量值的範圍轉換為 0 與 1 之間，以提高整體 FFT 能量值資料的穩定性。這些步驟將可以篩選出所需要的通道和區段的 FFT 能量值資料。以便進行隨機分組，以供倒傳遞神經網路分類之用。

經過篩選 FFT 資料後，會有 560 個樣本，放鬆不動和動右手各 280 個樣本。這 560 筆樣本將隨機分組，每組 560 個樣本中，3/4 為訓練樣本，1/4 為測試樣本，即每組各有 420 個訓練資料，140 個測試資料。560 個樣本將會隨機分成四組不同的測試樣本（每組各 140 個）。各組中剩下不是擔任測試樣本的 420 個樣本，就是訓練樣本。

倒傳遞網路分類的相關的設定值是輸入層個數為 8 個（C3、T3、T4、T5，以及 8~13HZ 和 14~22HZ 兩個頻段，即 $4 \times 2 = 8$ ），第一個隱藏層個數設 10 個，第二個隱藏層個數為 5 個，輸出層個數為 2 個，分別載入各組的訓練樣本與測試樣本，以進行訓練和測試。

分類結果如下：

第一組內部測試平均為 99.67%；

外部測試平均為 87.71%

第二組內部測試平均為 99.19%；

外部測試平均為 87%

第三組內部測試平均為 98.9%；

外部測試平均為 89.29%

第四組內部測試平均為 99.05%；

外部測試平均為 87.43%

所以四組的內部測試平均為 99.2%；

外部測試平均為 87.86%

也就是說運用獨立成份分析法進行濾除雜訊後的腦波訊號，在倒傳遞網路進行分類時，能相當不錯的分類辨識能力。

4.3 游標控制系統畫面

游標控制畫面如圖 10 所示。控制畫面在開始時，目標(target)會隨機出現在畫面的右上方或右下方，當目標出現在右上方時，受試者需持續按住右手拇指，直到游標消失；當目標出現在右下方時，則受試者放鬆不做任何動作。當目標出現兩秒後，游標會出現在畫面左方邊緣的中間，並開始向右移動，游標每次移動會將受試者的腦波以倒傳遞網路分類後的控制命令做垂直方向移動，並且會自動做水平方向右移動，游標由

左邊邊緣移動至右邊目標，約需要三秒鐘的時間。當游標移動至畫面最右邊後，畫面會靜止，此為完成一次游標控制試驗。從目標出現到游標移動到最右邊的時間為五秒鐘，並於清空畫面 1 秒鐘後，出現下一個目標。



圖 10 游標控制系統畫面

4.4 實機測試

以倒傳遞神經網路時所訓練的權重，實際進行游標控制系統實作。每一場進行 3 次測試，每次測試有 20 個試驗，共進行 10 場，其紀錄如表 1 所示：

表 1 游標控制測試正確率

場	第一場			
次	第一次	第二次	第三次	平均
	85%	80%	70%	78%
場	第二場			
次	第一次	第二次	第三次	平均
	70%	75%	90%	78%
場	第三場			
次	第一次	第二次	第三次	平均
	80%	65%	85%	77%
場	第四場			
次	第一次	第二次	第三次	平均
	85%	70%	70%	75%
場	第五場			
次	第一次	第二次	第三次	平均
	85%	70%	70%	75%

場	第六場			
次	第一次	第二次	第六次	平均
	75%	70%	80%	75%
場	第七場			
次	第一次	第二次	第三次	平均
	65%	75%	70%	70%
場	第八場			
次	第一次	第二次	第三次	平均
	80%	85%	75%	80%
場	第九場			
次	第一次	第二次	第三次	平均
	65%	80%	80%	75%
場	第十場			
次	第一次	第二次	第三次	平均
	90%	80%	80%	83%

如表 1 所示，測試的結果第一場正確率平均 78%，第二場正確率平均 78%，第三場正確率平均 77%，第四場正確率平均 75%，第五場正確率平均 75%，第六場正確率平均 75%，第七場正確率平均 70%，第八場正確率平均 80%，第九場正確率平均 75%，第十場正確率平均 83%。全部正確率平均為 77%。

5.1 結論

本研究是探討利用獨立成分分析法過濾腦波雜訊後，研究大腦在放鬆和動右手大拇指的 μ 頻段和 β 頻段中的 14 到 22HZ 這兩個頻段裡，哪些通道 (channel) 和區段 (frame) 的能量值會有顯著的差異性，以做為游標控制系統的特徵辨識。

腦波訊號經過獨立成分分析法濾除雜訊成份之後，經過獨立樣本 T 檢定統計分析之後，發現通道 C3、T3、T4、T5 在第 4 區段、第 5 區段、第 6 區段、第 7 區段、第 8 區段的放鬆與動右手大拇指的能量值有差異顯著性。將這些資訊輸入倒傳遞網路進行分類，得到四組的內部測試正確率平均為 99.2%；外部測試正確率平均為 87.86%

經過倒傳遞網路分類後所得的權重，用於游標控制系統中。進行十場測試，每場三次測試，游標控制系統實機測試的正確率，十場的正確率的平均值介於 75%

至 83%。十場全部正確率平均為 77%。

5.2 建議

本研究是運用獨立成份分析法進行濾除雜訊，和類神經網路的倒傳遞網路來進行分類出手動的腦波特徵，以進行研究。本研究是以獨立成份分析法進行研究，建議後續研究者可以在獨立成份分析法的基礎上，加入其他技術來進行研究。

參考文獻

[1]黃昭翰 (2004)。應用腦波於游標控制之腦機介面系統。資訊教育所，國立台南大學。碩士論文。

[2]劉育芳 (2004)。人腦-電腦介面系統臨床實驗流程之分析研究。資訊教育所，國立台南大學。碩士論文。

[3]連國珍 (1995)。數位信號處理簡介。台北市：茂昌。

[4]Bell A.J. and Sejnowski T.J. (1995). An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution, *Neural Computation*, 7(6), 1129-1159.

[5] Hyvärinen A. and Oja. E. (2000), Independent component analysis: algorithms and applications, *Neural Networks*, 13(4-5), 411-430.

[6]Hyvärinen A. (1999), Survey on independent component analysis, *Neural Computing Surveys*, 2, 94-128.

[7]Jasper, H. H. (1958), The ten twenty electrode system of the international Federation, *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 10, 371-375.

[8]Schalk, G., McFarland, D. J., Hinterberger, T., Birbaumer, N., & Wolpaw, J. R. (2004), BCI2000: A General-Purpose Brain-Computer Interface (BCI) System, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering.*, 51(6), 1034-1043.

[9]Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller G., & Vaughan, T. M. (2002), Brain-computer interface for communication and control, *Clinical Neurophysiology.*, Vol.113, 767-791.