

第一章 前言

1927 年，德國的精神科教授韓斯伯格(Hans Berger)在人類完整的頭蓋骨上記錄到電訊號，並命名為腦電波(electroencephalogram, EEG)，腦電波是一種非侵入式的量測方式，它安全、經濟且方便，在此近八十年間，腦電波在醫學臨床上已有相當廣泛的應用。本論文第一章即介紹近年來在腦電波上的研究，以及本論文的研究動機。

1.1 研究動機



近半世紀以來，禪坐超意識下之腦電波研究已引起許多人的興趣。腦電波是由數種不同頻率的波所組合而成，其中包含 δ (0-4 Hz)、 θ (4-8 Hz)、 α (8-13 Hz)、 β (13-30 Hz)、 γ (30-70 Hz)等波，經由實驗發現人處於某些情況下，會有特定的腦電波特徵出現(例如一般人清醒時閉眼放鬆會出現 α 波)；目前關於腦電波的頻率特徵以及空間特性研究已有相當成果的研究，例如癲癇的判斷[2-4]、阿茲海默症的研究[5]等。因此腦電波在醫學上是一種可以判斷神經系統功能的重要指標。在過去五十年間，科學家一直對於禪坐練習對於人體的各種生理或心理影響感到興趣，也累積了相當豐富的研究成果；其中在神經系統方

面的研究多以腦電波為研究主題，對於腦電波頻率特徵也已有相關探討[6-7]，但對於其腦電波的空間分佈特性卻少有研究；在本論文中我們利用小波轉換萃取禪坐前、中、後的 α 波，並進一步利用模糊分類法探討 α 波的空間分佈特性，並與未練習禪坐者作比較。

1.2 研究背景

現代人工作繁忙且生活緊張，在西方藉由練習禪坐(Zen meditation)以達到放鬆身心已經蔚為風潮[8]；禪坐是中國一種古老的另類療法，在印度以及西方都有類似的禪坐練習方式[9]，過去數十年的科學研究發現，禪坐練習在生理以及心理上都有助益，例如降低高血壓、增加大腦皮層的厚度[10]、減輕心理焦慮和壓力[11-12]、治療腫瘤[13]等，其中關於生理心理學(psychophysiology)的研究主要在探討禪坐過程中大腦與神經心理學的交互影響，此領域以腦電波(Electroencephalograph EEG)或腦功能造影(fMRI)作為其研究的工具，此方面的研究結果甚豐：接下來陸續有人研究出禪坐會使前額的 α_1 (slow α , 8~10Hz)、 θ_2 (fast θ , 6~8Hz) 增加而活化交感神經 [7,14]。超覺靜坐(Transcendental Meditation)則被發現有明顯較低呼吸頻率、較大的 EEG α 波振幅以及較大的 α 一致性(coherence)[15]。

然而近幾年來腦電波訊號處理的技術和一些數學分析方法也比以前進步許多。在過去的研究中，有一些是用短時間傅立葉轉換去萃取腦電波的特徵，但是短時間傅立葉轉換有一些缺點[16]，因此後來陸陸續續有人提出較適合的方法來萃取腦電波特徵，這些方法包括：時間-頻率分析方法[17]、小波轉換[18]、混沌理論[19]、主成份分析法、參數模型[20]，其中有不少的研究成果是用小波轉換來得到特徵。

模糊C-means演算法，與C-means不同之處，在於C-means對於聚類基準過於絕對，只具有1或0的歸屬度做判斷，然而對於一連串類別，彼此間的邊界並不是永遠都是如此的清晰分明，因此針對含糊不清的邊界也就是所謂的灰色地帶，提出模糊聚類的方法。而模糊C-means則以或然率估計方式將輸入數值依照所給予的或然率，分類於各個所屬的類別當中，經過反覆循環運算，將輸入數值群聚成一連串的類別。此種方式較能符合人類思考模式，對於一些含糊不清的資料分類較為合適。所以本論文選擇模糊C-means演算法作為分類的工具。

訊號處理最常使用之方法為頻譜分析法，為了加快運算速度，1965 年快速傅利葉轉換（Fast Fourier Transform）成為訊號處理之主要分析方法，但是利用傅立葉轉換將訊號由時域轉換至頻率域，在頻率域中只能看出訊號的特性，經由轉換後得到的頻譜並無法看出時域的訊息，亦即其頻譜的分佈不隨時間的改變而有所變化，無法得知發生之時間，因此發展其他的訊號處理分析工具有其

必要。已有相當的學者提出使用小波（wavelet）當作訊號處理分析的工具，以小波為架構的解析工具能同時具有良好的時域及頻域解析能力（time-frequency localization）。小波分析（wavelet analysis）是傅立葉分析的重要發展，它保留了傅氏理論的優點，又能克服其不足之處，因此使用小波當作訊號處理分析的工具是一個很好的方向。而腦電波訊號是非穩態(non-stationary)訊號，若要對腦電波進行分析，則分析的方法除了在頻域上要有良好的解析度之外，尚要具有時域局部性[21]，而離散小波轉換正好具有以上特性，因此離散小波轉換被廣泛的用來分析腦電波訊。

另外，由於腦電波在腦皮質上有空間分佈的特性，關於此方面的研究也已有相當的成績[22-26]；Lehmann在七零年代的研究首先指出alpha波應該有三個發射源，Lukas發現酒醉者的較高頻alpha波會分佈在前腦及中腦的區域，Zeitlhofer的研究發現睡眠第1及第四期在後腦及枕部的alpha能量會下降，而Cantero及其團隊的研究指出alpha波的空間分部與清醒程度有相關；但是關於禪坐中的腦電波空間特性分析研究卻付之闕如，因此本論文將探討此一問題。

1.3 章節安排

本論文在第一章闡述研究動機與研究背景；第二章介紹小波轉換和模糊化C-means 分類法；第三章為實驗方法包含實驗設計和實驗參數；第四章為實驗結

果，參數的影響和 α 波的空間分佈特性，分實驗組和控制組的結果和 α 波的空間分佈特性結果的討論;第五章為本論文的結論與未來方向。



第二章 研究理論與方法

本章主要是介紹本論文所用到的理論，包含了小波轉換、模糊 C-means 和相關係數。最後介紹本論文所使用的分類方法，此分類方法以模糊 C-means 為基礎，僅加入相關係數作為判斷分類數。

2.1 小波轉換

1980年，法國學者Morlet、Grossman 和Meyer 等人提出連續小波轉換理，這是小波的首次命名。其後1984年，法國地球物理學家J. Morlet 在分析地震波的局部性質時，發現傳統的傅立葉轉換難以達到要求，因而將小波概念引入於信號分析上，對信號進行分解。隨後Stromberg在1981年提出一個真正交性的小波，可知小波轉換的概念最早是由古典數學所發展出來的。小波理論的主要精神在於透過一個原型函數所產生的基底函數來對信號做多重解析度的描述與分析。小波變換主要分成兩個大類：離散小波變換和連續小波變換。兩者的主要區別在於，連續變換在所有可能的縮放和平移上操作，而離散變換採用所有縮放和平移值的特定子集。小波的應用包括訊號不連續點的偵測、頻率鑑別、濾波與壓縮等，且近年來因研究上的突破發展，因此成為訊號處理上另一項有用的新技術，也被用來作為各種訊號處理和工程領域上的應用。

2.1.1 離散小波轉換

在連續小波轉換計算中，計算訊號在每個尺度參數中的係數，計算量相當大，且現今資料大部分都已數位化，離散小波轉換比連續小波轉換要來的常用，本實驗室的腦電波資料皆已透過腦波錄製儀達到數位化，因此本論文使用離散小波轉換。

一般數學轉換的基本原理是將訊號根據分析之需求以不同之基底函數表示之，藉由一適當函數的轉移與擴張的方式將信號分解，此一有限且具震盪性的適當函數即為小波。而小波之定義則為在某個時間區段內，波形振幅的平均值為零，其函數值之分佈是有限的，小波轉換是以一連串小波函數之放大縮小、以及平移為其基底函數，並將訊號以這些基底函數之組成表示。小波轉換能得到時間與頻率的關係，其可大略知道在某時間下，會有那些頻率範圍之訊號存在。以下將小波轉換的作簡略的介紹。

考慮一實數或複數連續函數 $\psi(t)$ 具有積分為零和能量有限的特性。當 $\psi(t)$ 具有積分為零和能量有限的特性時，則此函數 $\psi(t)$ 即稱為母波(mother wavelet)或小波。積分為零暗示著此函數具有震盪性，故其圖形必是上下起伏之震盪波。能量有限則暗示此函數大部分能量是被限制在有限的時間內，表示 $\psi(t)$ 所形成之面積必然不大，其振幅必須在正負兩個方向上快速衰減為零。相較於弦波而言，此種函數可說是較小的波形，因此有小波的名稱。

連續小波基底函數為將單一母波函數 $\psi(t)$ ，經擴張及轉移後所產生的一組函數，表示如式2.1所示：

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a, b \in \mathbb{R} \quad (2.1)$$

其中 a 為一尺度參數， b 為一平移參數。較大的 a 值可使母波產生擴張的效果，反之，較小的 a 值表示對母波進行壓縮處理。當母波較窄時，應選取較小的 b 值使每次位移的距離短一些，母波若較寬時，則應選取較大的 b 值，以避免位移重疊。因此， b 具有調適母波在時間軸上最佳步距的作用。

離散小波轉換是為了降低連續小波轉換計算上之複雜度而提出的。因連續小波轉換受到冗餘性和不可實現性的兩個限制。離散小波轉換(DWT)是為了降低連續小波轉換(CWT)計算上之複雜度而提出的。因連續小波轉換受到冗餘性(Redundancy)和不可實現性(Impracticality)的兩個限制，為了兼顧理論的實用性與完整性，藉由將連續小波轉換公式中的尺度參數 a 與平移參數 b 離散化(Discretization)，即可獲得離散小波轉換。因此將 a, b 參數調整為 $a = a_0^m, b = na$ 其中 $m, n \in \mathbb{Z}, a_0 \neq 1$ ，且若選擇 $a_0 = 2$ 則稱為二元化小波函數(Dyadic Wavelet)，且(2.1)式可改寫成下式：

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \psi\left(\frac{t-n}{2^m}\right), \quad a, b \in \mathbb{R} \quad (2.2)$$

此時只要適當選擇 m 即可將訊號作細節(Detailed)或粗略(Approximate)的分

析。對應於上述之連續小波轉換而言，離散小波轉換即可表示如下：

$$DWT_f(m,n) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \sum_k f(k) \psi^*(\frac{k-n}{2^m}) \quad (2.3)$$

其中 $DWT_f(m,n)$ 為信號 $f(t)$ 的離散小波轉換係數值， k 為運算指標。值得特別注意的是，離散小波轉換仍是一種連續信號的轉換，離散的部分只有在 a 與 b 兩個變數而已。

離散小波轉換可視為一種多解析度的分解，將輸入信號分解成兩個頻帶，分別為輸入信號的低頻成分和高頻成分。而一維離散小波轉換是以濾波器模組的方式來實現的，分別為高通濾波器及低通濾波器，輸入信號先經過高通濾波器和低通濾波器後，再經由二分之一的取樣，可分別得出高頻小波係數與低頻小波係數。



假設 $x(t)$ 為訊號源，利用小波函數為正交基底其可被分解為

$$x(t) = \sum_k cA_i(k) \phi_{j-i,k}(t) + \sum_k cD_i(k) w_{j-i,k}(t) + \dots + \sum_k cD_1(k) w_{j-1,k}(t) \quad (2.4)$$

其中

尺度函數(scaling function)

$$\phi_{j,k}(t) = \sqrt{2^j} \phi(2^j t - k) \quad (2.5)$$

小波函數(wavelet function)

$$w_{j,k}(t) = \sqrt{2^j} w(2^j t - k) \quad (2.6)$$

cA_i 與 cD_i 是以尺度函數及小波函數為基底下之相對應係數， i 則表示轉換之階層，而單一層離散小波轉換與反離散小波轉換係數之關係為

DWT(Analysis)

$$cA_{i+1}(k) = \sum_n h_0(n-2k) cA_i(n) \quad (2.7)$$

$$cD_{i+1}(k) = \sum_n h_1(n-2k) cA_i(n) \quad (2.8)$$

IDWT(Synthesis)

$$cA_i(n) = \sum_k cA_{i+1}(k) h_0(n-2k) + \sum_k cD_{i+1}(k) h_1(n-2k) \quad (2.9)$$

其中 $h_0(n)$ 、 $h_1(n)$ 為濾波器組之係數，其與尺度函數及小波函數之關係為

$$\phi(t) = \sum_n h_0(n) \sqrt{2} \phi(2t-n) \quad (2.10)$$

$$w(t) = \sum_n h_1(n) \sqrt{2} \phi(2t-n) \quad (2.11)$$

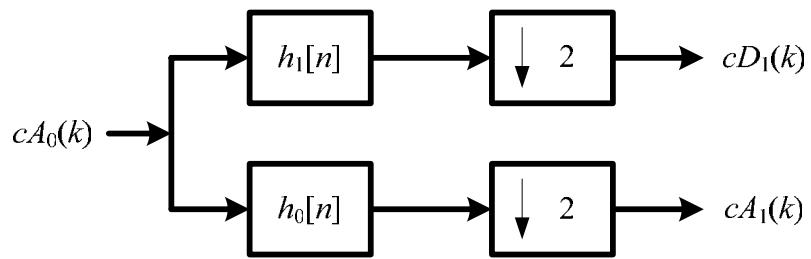


圖2-1 離散小波轉換(分解)

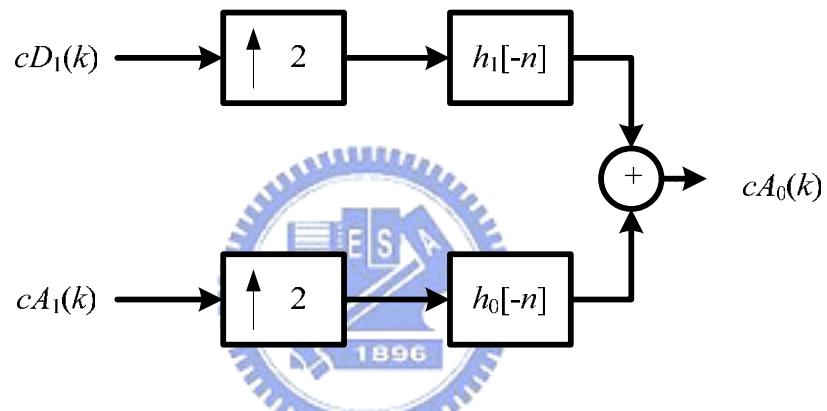


圖2-2 反離散小波轉換(重建)

圖2-1 為離散小波轉換，即分解之示意圖，此處 cA_i 和 cD_i 分別代表著近似部分(approximate)與細部(detail)，即訊號經過低通與高通濾波器之後所得低頻與高頻資訊，其分解過程還必須經過降取樣(down-sampling)之處理。圖2-2 為反離散小波轉換分解，即**重建**(reconstruction)之示意圖，由於分解訊號時曾經過降取樣，因此於重建訊號時，必須加以升取樣(up-sampling)。根據以上分解與重建之原理，訊號分解可重複進行，也就是將一個訊號分解成許多低頻域解析

度的組成。由於腦電波是由 δ (0-4 Hz)、 θ (4-8 Hz)、 α (8-13 Hz)、 β (13-30 Hz)、 γ (30-70 Hz)等波所組成，這些成分屬於不同頻率範圍內(見下頁圖2-3)，而小波轉換可以精確的量測到EEG訊號中時間相關或是頻率相關的資訊。



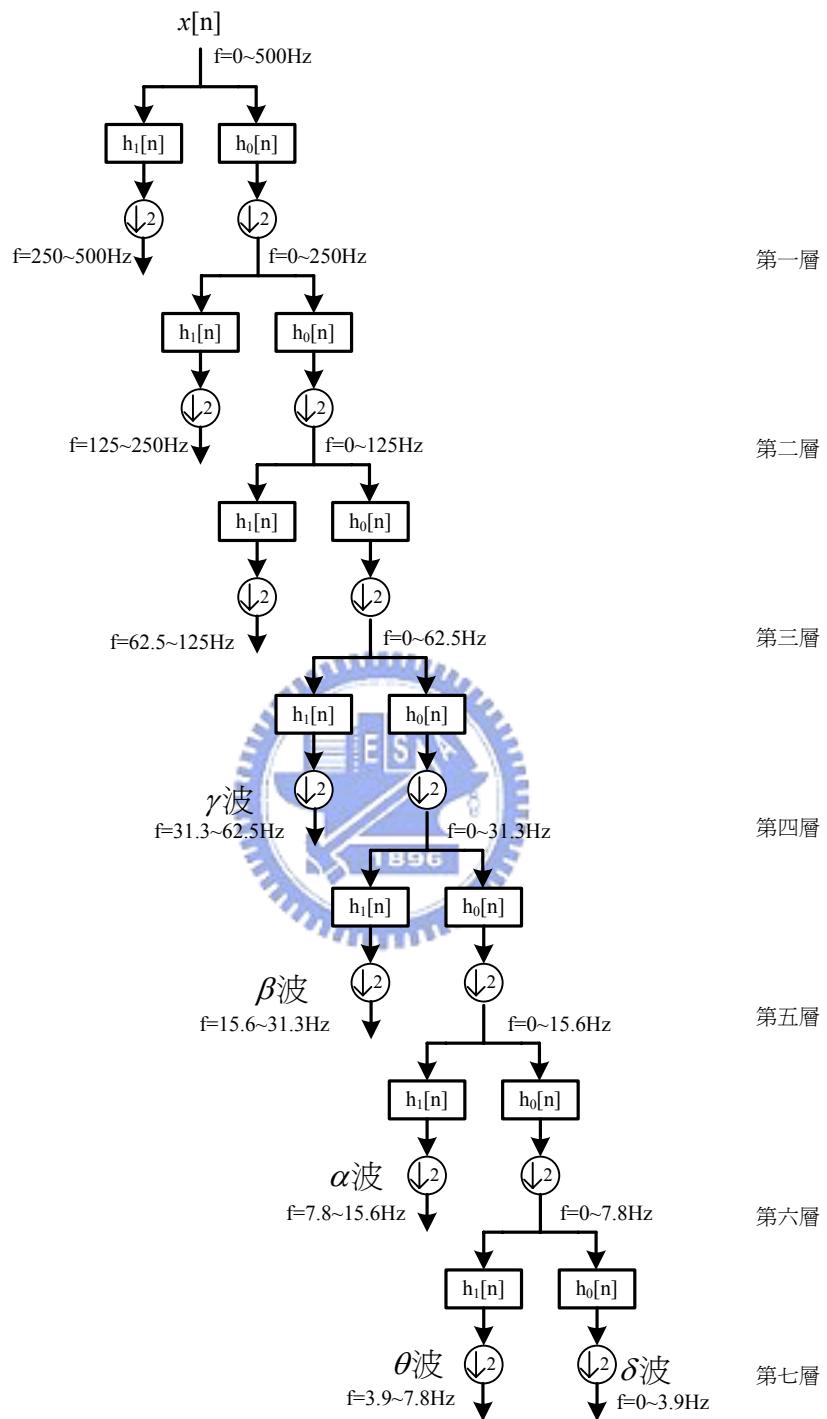


圖 2-3 α 、 β 、 γ 、 θ 、 δ 波所在的頻率位置

2.1.2 小波類別選擇

小波分析中所用到的小波函數具有不唯一性，即小波函數具有多樣性。常見的有Haar 小波、Daubechies 小波、Coiflet 小波、Symlets 小波、Morlet 小波、Meyer 小波...等。以下針對Daubechies 小波的基本特性作介紹。1988年Inrid Daubechies首先提出的第一個具有限承載(compactly supported)的正交小波，這一群小波因而被稱為Daubechies小波其表示形式為db N(N=1、2、...、10)[18]。

Daubechies濾波器組由一高通濾波器及一低通濾波器組合而成。濾波器的係數越多，其結果精準度也越高，係數越少精準度越差。相對的，濾波器長度越長，濾波器係數也越多，乘法與加法計算量也增多。然而必須依據所處理的訊號來選擇適當的小波種類[27]，由於Daubechies低通濾波器脈衝響應的波形，如圖2-4所示，類似於神經動作電位(neuron action potentials)的波形，所以本研究選擇Daubechies 6 (db 6)當作小波轉換的基底。

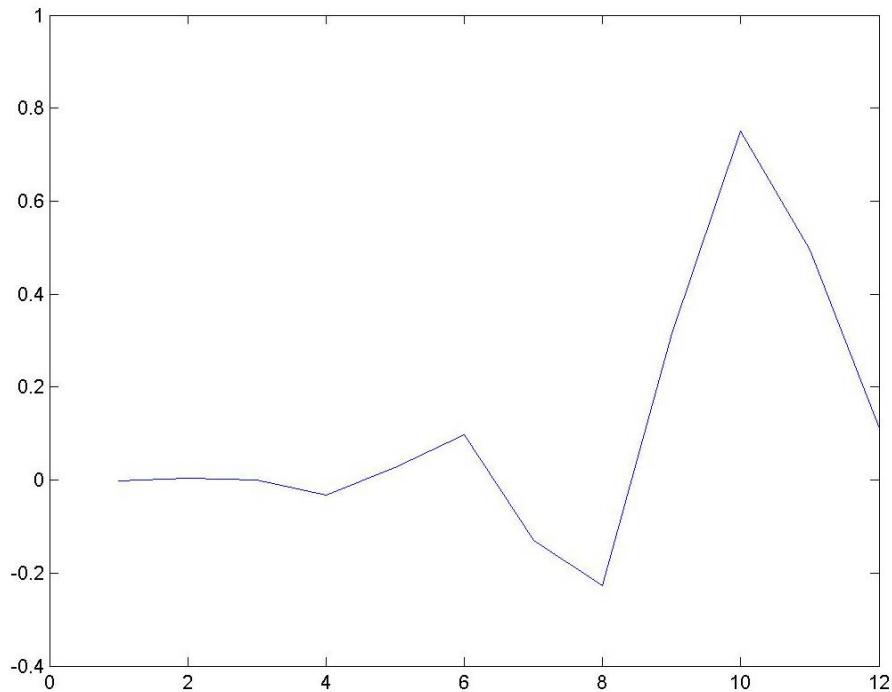


圖 2-4 Daubechies 6 低通濾波器脈衝響應的波形



2.1.3 α 波偵測

在禪坐腦電波的文獻探討中， α 波的研究佔了相當大的篇幅，所以本研究以 α 波作為主要研究對象。首先須發展一套判定 α 波的方法。研判 α 波的方法如下：

本論文視窗長度為一秒(取樣頻率為 1000Hz)，利用小波轉換求出 α 、 β 、 γ 、 θ 、 δ 頻段的小波係數(wavelet coefficients)，再以係數重建出 α 波等，並算出 α 、 β 、 γ 、 θ 、 δ 波的能量。 α 的能量比例 ρ 定義如式(2.12)，其中 p 代表能量(total

power)；若 ρ 大於 θ_1 以上(在此設定 $\theta_1=50\%$)，則判定此段 EEG 為 α 主導(alpha dominant)

$$\rho = \frac{P_\alpha}{P_\alpha + P_\beta + P_\gamma + P_\theta + P_\delta} \times 100\% \quad (2.12)$$

圖 2-5 是從某一位受測者的實驗過程中擷取的兩段腦電波，每段皆為五秒，由肉眼可以清楚的看出第一段的 2~5 秒和第二段的 0~1 秒皆為明顯的 α 波，而用此方法算出來的結果， α 能量所佔的比例也超過 50%，因此第一段的 2~5 秒和第二段的 0~1 秒皆可判斷為 α 主導。第二段的 2~3 秒，由於內含了較大能量的低頻成份漂移(Baseline drift, δ 波能量大增)因此造成 α 的能量比例下降(佔 48%)，因此此段無法判定為 α 波主導。而圖 2-5 中其他的時段明顯為非 α 波，算出來的結果 α 波能量的比例也和 50% 有一段差距，由此可見此方法確實可以偵測出 α 波。

由於本論文使用 30 頻道的腦電波，所以在偵測 α 波的時候只要有一個頻道偵測到 α 波及判斷此時腦中含有 α 波，並將此時段記錄下來，之後將所有偵測到 α 波的時段用模糊 C-means 分類。

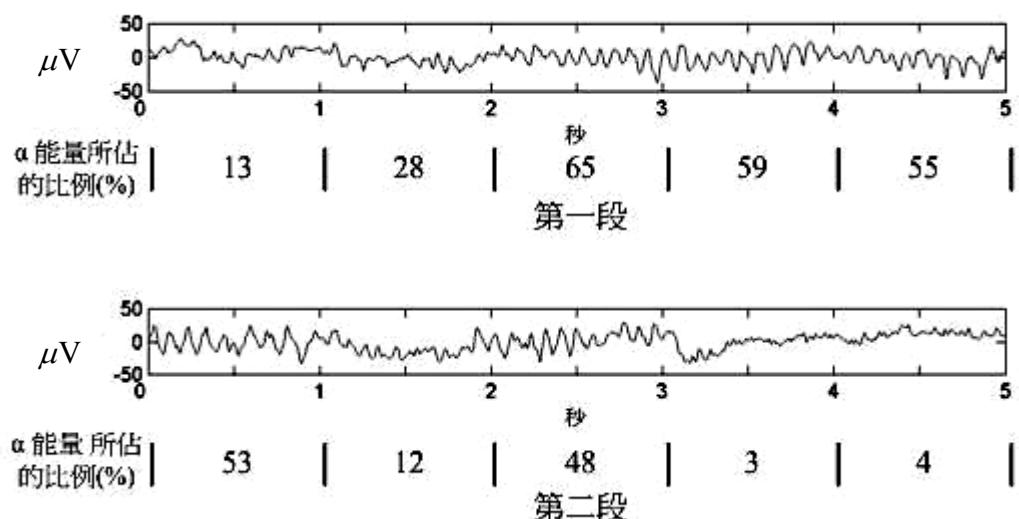


圖 2-5 α 波偵測的結果



2.2 模糊 C-means 演算法 (Fuzzy c-means, FCM)

2.2.1 模糊 C-means 演算法簡介

模糊化 C-means 分群法(fuzzy C-means clustering),是一種根據 C-means 演算法衍生而來的分群法，透過模糊邏輯的概念，希望能進一步提升分群的效果。一般的明確分群法最大的特色就是擁有明確的分割區塊，使每一個族群可以完全分離。但是在實際應用當中，常常有一些圖樣會在兩類之間造成混淆。在這種模稜兩可的情形下，明確群聚法並不能有效的處理它們。FCM 與 C-means 最大的差別在於加入了模糊的觀念，資料點將不再明確地指出屬於何種類別，而是以一個介於 0-1 之間的數字來表示隸屬於某個群聚的程度。



所需參數:

c -類別數

N -資料維度

D -最多重複計算次數

ϵ -允許誤差值

β -指數加權值(影響模糊化程度)

m -資料數目

k -目前計算次數

$X = \{x_i | 1 \leq i \leq m\}$, 輸入資料矩陣

$Y_0 = \{y_{i0}\}, 1 \leq i \leq c$, 分類的初始中心

輸出參數:

$Y = \{y_i\}, 1 \leq i \leq c$, 最後類別中心

$(\chi_{ij}), 1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq m$, 成員關係值(membership value)

步驟一:

令 $k=0, y_{i,0}=y_{i0}, 1 \leq i \leq c$



步驟二:

算出每筆資料到各類別中心的距離

$$d_{ij,k} = \|x_j - y_{i,k}\|, 1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq m$$

步驟三:

計算成員關係值

$$\chi_{ij,k} = \left[\sum_{l=1}^c \left(\frac{d_{ij,k}}{d_{lj,k}} \right)^{\frac{2}{\beta-1}} \right]^{-1}, 1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq m \quad (2.13)$$

若當 $l=l_0$ 時, $d_{l_0,j,k} = 0$ 則令 $\chi_{l_0,j,k} = 1; \chi_{ij,k} = 0 (i \neq l_0)$

步驟四：

重新計算各類別中心

$$y_{i,k+1} = \frac{\sum_{j=1}^m \chi_{ij,k} x_j}{\sum_{j=1}^m \chi_{ij,k}} \quad (2.14)$$

步驟五：

$$\text{若 } \left[\sum_{i=1}^c \| y_{i,k+1} - y_{i,k} \|^2 \right]^{\frac{1}{2}} < \varepsilon \quad (2.15)$$

則設 $y_i = y_{i,k+1}, 1 \leq i \leq c ; \chi_{ij} = \chi_{ij,k}, 1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq m$, 並且結束計算。

步驟六：



若 $k=D$ ，結束計算且輸出不收斂。若 $k < D$ 則設 $k=k+1$ ，重回到步

驟二繼續計算。

其中上標 k 表示此參數目前計算到第 k 次。圖 2-6 為依照步驟一到步驟六所表示模糊 C-means 的大略流程圖，圖中只表示出大概的計算意思，詳細的計算內容請見步驟一到步驟六[28]。

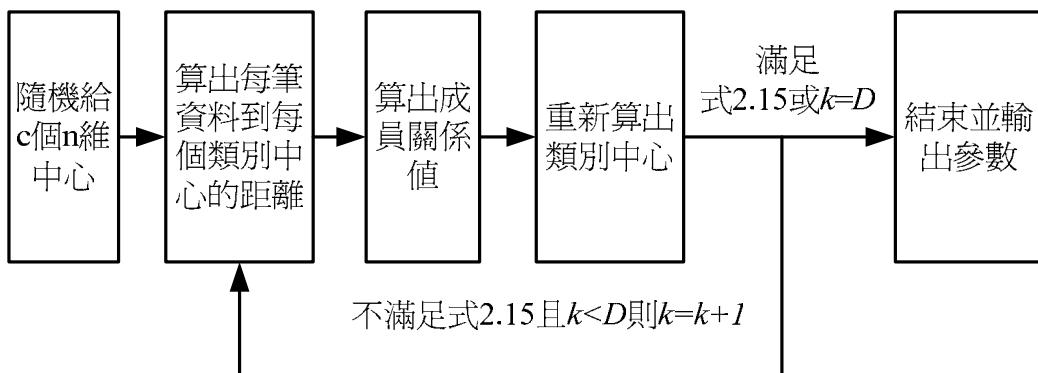


圖 2-6 模糊 C-means 計算流程圖

2.2.2 類別數的選擇

在使用模糊 C-means 前先將所有元素標準化(normalized)，此標準化能凸顯所分出來類別的特徵，下一步即決定類別數。因為模糊 C-means 演算法並不能自動決定所需要分類的類數，所以本研究必須決定適當的分類數。本論文一開始使用 DYNOC(Dynamic Optimal Clustering)演算法來決定分類數。式 2.16~2.18 為此演算法的公式，由 2.16 式可知分母為同類元素到中心的平均值(所有類別中最大的平均值)，分子為不同類中心的距離(取最大值)。由於分類後同類的元素要越接近越好，不同類的群中心要越遠越好，所以此 φ 值出來的結果越大表示分類結果越好。

$$\varphi(K_c) = \frac{\min\{D_{jk}\}}{\max\{D_{kk}\}} \quad (2.16)$$

$$D_{jk} = \left[\sum_{n=1}^N (Z_n^{(j)} - Z_n^{(k)})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.17)$$

$$D_{kk} = \left[\frac{1}{n(k)} \sum_{\text{class}(x^{(q)})=k} \|x^{(q)} - z^{(k)}\|^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.18)$$

其中 N 為維度， $Z^{(j)}$ 為第 j 類中心 $n(k)$ 為第 k 類總個數， $\text{class}(x^{(q)})=k$ 表示所有第 k 類的元素。但是當我們在使用時，我們發現分類數判別不使我們滿意，例如當資料為二維且資料分佈為圖 2-7 的情形下，圖 2-8 為將圖 2-7 的資料用模糊 c-means 分成兩類的結果，圖 2-9 為將圖 2-7 的資料用模糊 c-means 分成三類的結果。



圖 2-8、2-9 中相同顏色代表相同類別，較大的星號代表該類的中心。從圖 2-8、2-9 可以算出分兩類和三類的 φ 值，其結果如式 2.19 所示

$$\varphi_{2 \text{ clusters}} = \frac{4.39}{0.66} = 6.64 \quad \varphi_{3 \text{ clusters}} = \frac{1.19}{0.36} = 3.39 \quad (2.19)$$

此參數的計算結果建議我們分成兩類較佳，但此結果與我們肉眼觀察的結果(應分為三類)有所違背，探究其原因，是由於分子(群中心彼此距離中取最小者)的影響所致；由於目前的資料在右半部呈現上下略為分開的分佈，若右半部資料分為上下兩群，則此兩群之間的距離必被選為 φ 參數的分子，此距離遠比分兩類時的距離來的小，影響比分母(同類中的最大距離)的影響來的大，是故 DYNOC 的缺點在於傾向分類數較少的結果。

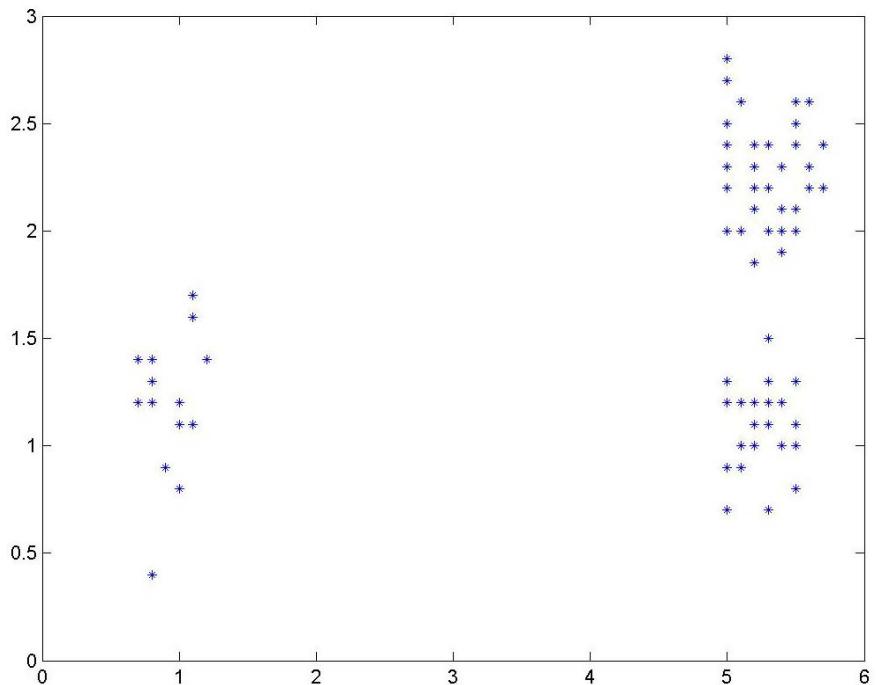


圖 2-7 資料分佈狀態

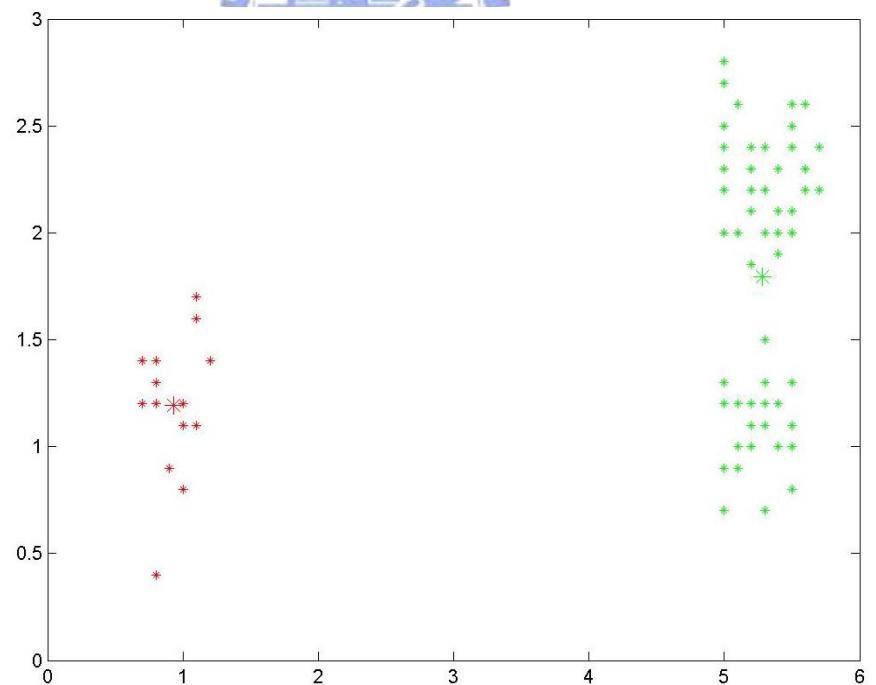


圖 2-8 分兩類的資料分佈狀態

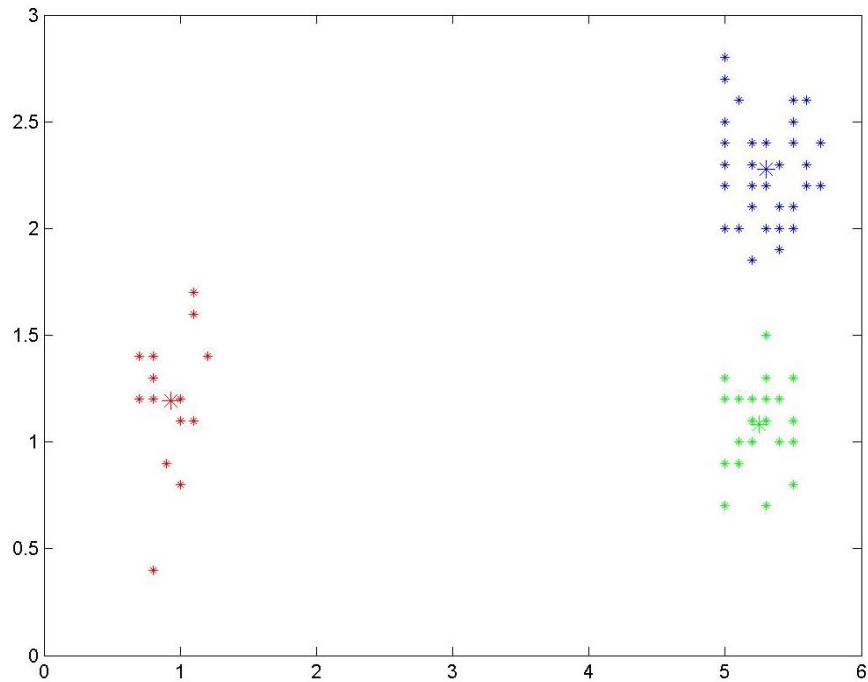


圖 2-9 分三類的資料分佈狀態



我們仔細觀察模糊 C-means 演算法算出來的成員關係值(membership value)時我們可以發現，當成員關係值的相關係數(Correlation coefficients)過大時，有幾類是相似的，可以將兩類合併成一類。當發現相關係數過大時，就將分類數減一，再使用模糊 C-means 演算法去分類一次，直到所有類別的相關係數皆小於門檻 θ_2 (在此 θ_2 設定為 0.3)；此數目及是所需要的類別數，而在本研究中，大部分分出來的類別為兩類或三類。以下介紹相關係數的公式。

$$R(i,j) = \frac{C(i,j)}{\sqrt{C(i,i)C(j,j)}} \quad (2.20)$$

式 2.20 中 R 為矩陣， $1 \leq i \leq m$ 、 $1 \leq j \leq m$ ， m 為資料數目， $C = \text{cov}(x_1, x_2)$ ， cov 為共變異數矩陣(Covariance matrix)，其定義為：

令 $x_{11}、x_{12}、\dots、x_{1m}$ 為 x_1 之所有變量， $x_{21}、x_{22}、\dots、x_{2m}$ 為 x_2 之所有變量， μ_1 、 μ_2 分別為 x_1 、 x_2 之平均數則

$$\text{cov}(x_1, x_2) = E[(x_1 - \mu_1)(x_2 - \mu_2)] \quad (2.21)$$

而一開始的分類數則可以自行決定，但盡量取較多的分類數，分類完後再算出每類之間的相關係數，若係數過大，即表示相似度過高。圖 2-10 和圖 2-11 為同一筆腦電波資料用此方法所決定分類數的比較。可從表 2-1 看出圖 2-10 中第一類和第二類算出來的相關係數過高，用肉眼看圖 2-10 的第一類和第二類結果也極為相似($R(1,2)=0.67$)，所以分類數即減一再重新分類，直到相關係數適中，此分類部份即完成。圖 2-11 顯示少分一類的結果，可由表 2-1、2-2 發現相關係數變小，用肉眼看也發現分類結果較好。

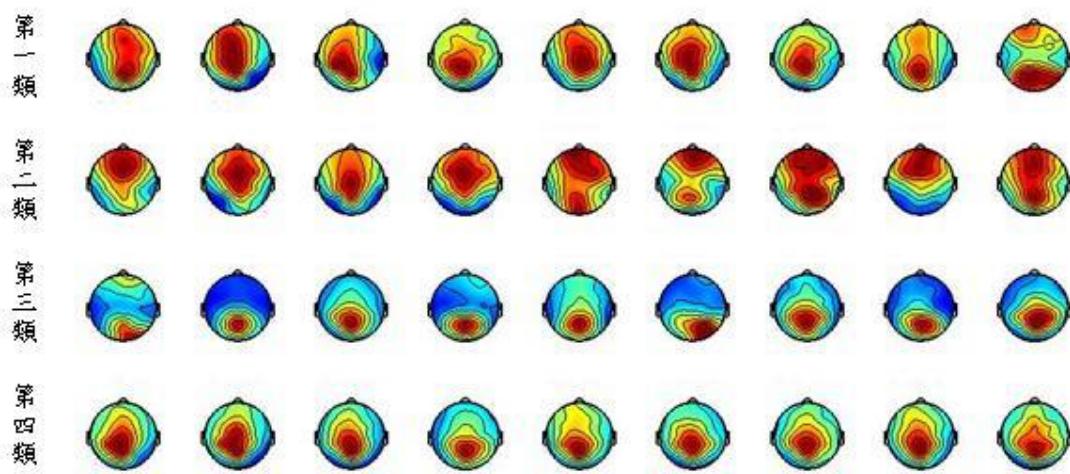


圖 2-10 分四類的結果



表 2-1 分四類成員關係值的相關係數

類別	1	2	3	4
1		0.67	-0.86	-0.32
2	0.67		-0.73	-0.64
3	-0.86	-0.73		0.04
4	-0.32	-0.64	0.04	

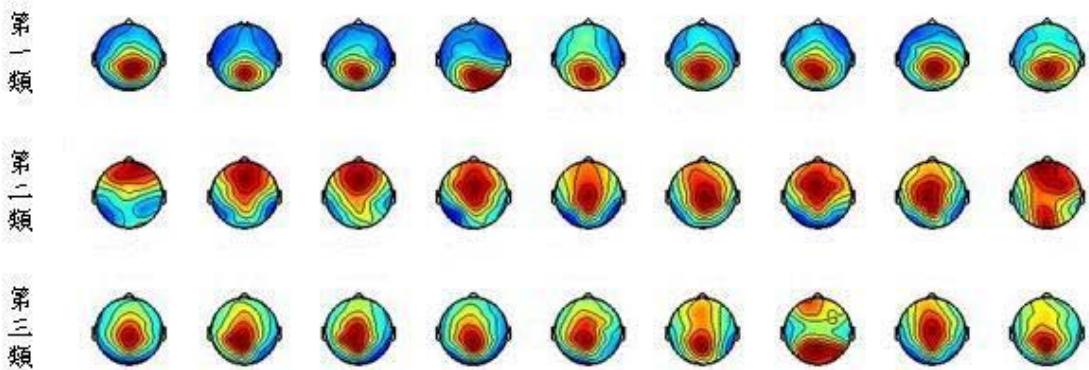


圖 2-11 分三類的結果

表 2-2 分三類成員關係值的相關係數

類別	1	2	3
1		-0.8	-0.51
2	-0.8		-0.11
3	-0.51	-0.11	

2.2.3 分類演算法

本論文中的實驗組所擷取的 α 波時段為禪坐前約兩分鐘，禪坐中約三十分鐘，禪坐後約兩分鐘。控制組為實驗前約兩分鐘，實驗中約三十分鐘，實驗後約兩分鐘。為了要使禪坐前、禪坐中、禪坐後(實驗前、實驗中、實驗後)的每一類是相同的類別，所以使用模糊 C-means 演算法時，把禪坐前、禪坐中、禪

坐後(實驗前、實驗中、實驗後)為 α 波主導的時段全部一起加入分類並將所有元素標準化(normalized)，此標準化即將 30 頻道中最大的能量值設為 1，其餘 29 頻道的值則除以此最大的值。下一步即決定類別數，見 2.2.2 節，最後再畫出腦殼圖的空間分佈，即完成分類。圖 2-12 為從 α 波擷取到使用模糊分類法的流程圖。

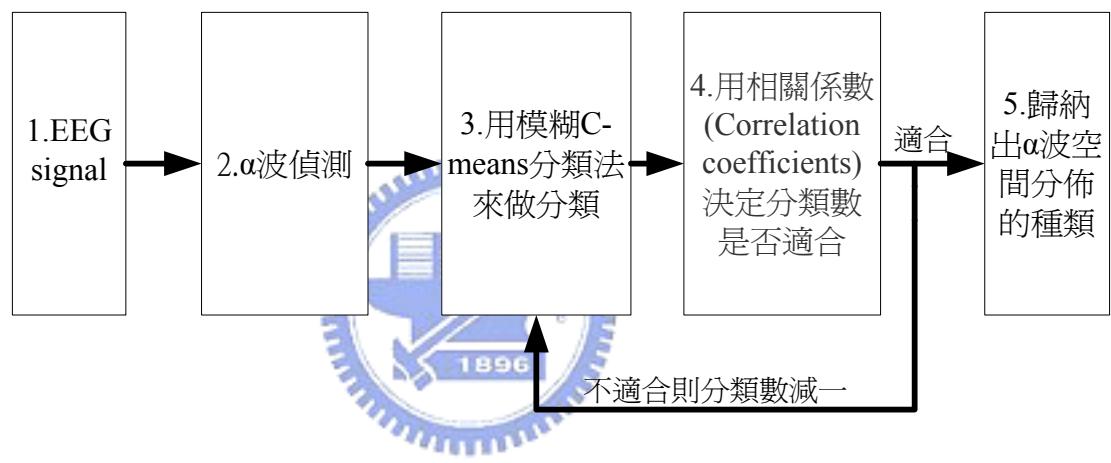


圖 2-12 α 波擷取到使用模糊分類法流程圖

第三章 實驗方法

本章主要介紹本論文作實驗的過程，以及受測者的基本資料和腦電波 30 頻道的位置和名稱。

3.1 實驗設計

我們把全部錄製腦電波的過程分為三個階段，分為禪坐(實驗)前、禪坐(實驗)中、禪坐(實驗)後，禪坐時間如圖 3-1，並錄製全部時間 30 頻道的腦電波，由圖 3-2 可知每個頻道的位置和名稱。實驗組為盤腿的坐姿，控制組則為一般放鬆的坐姿。

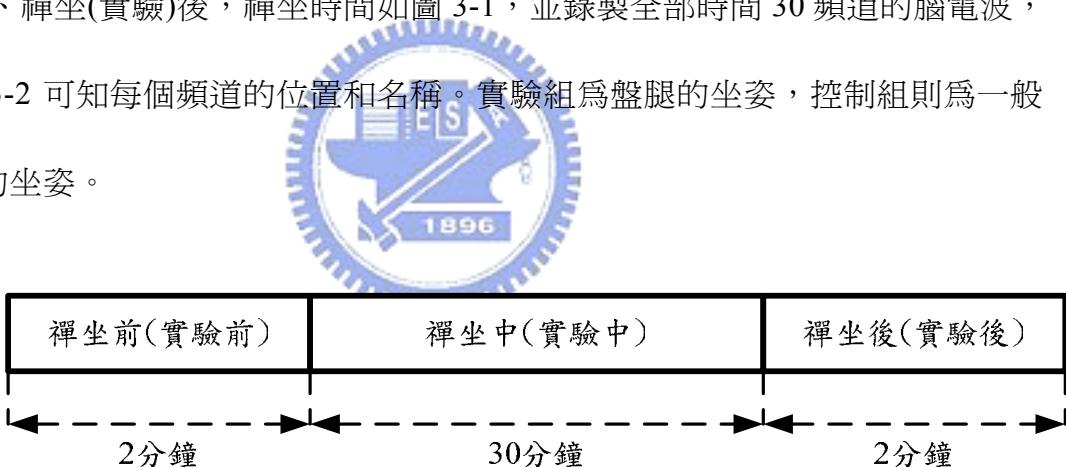


圖 3-1 實驗流程圖

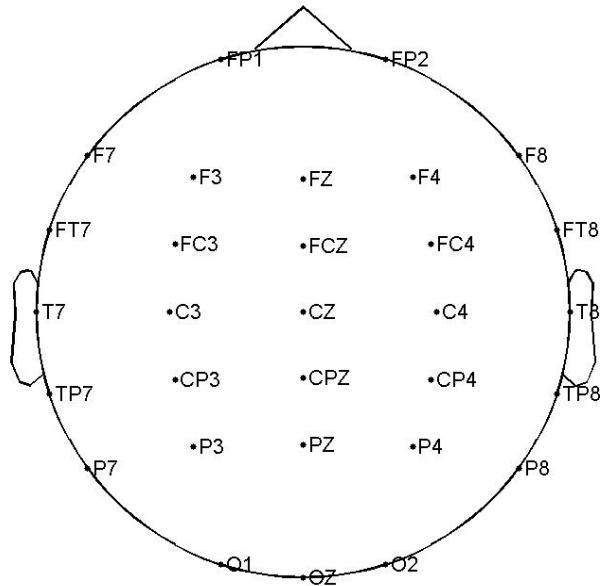


圖 3-2 腦電波 30 頻道的名稱位置



3.2 實驗參數

本論文採用 20 名受測者，實驗組男生 7 名，女生 3 名，平均 28.9 歲，平均禪修 7.6 年。控制組男生 6 名，女生 4 名，平均 25.9 歲，沒有任何臨床診斷疾病，並排除睡眠異常與精神病，其基本資料如下頁表 3-1、3-2 所示。此外，本論文錄製腦波時的取樣頻率為 1000Hz。

表 3-1 實驗組基本資料

實驗組	性別	年齡	禪修時間(年)
e2_050329_1	男	34	11
e3_050401_2	男	27	1
e4_050426	女	22	2
e8_050419	男	27	8
e9_050203	男	29	9
e10_050202	男	31	12
e11_050102	女	31	2
e15_041130	女	29	14
e16_041104	男	29	9
e17_050218	男	30	8



表 3-2 控制組基本資料

控制組	性別	年齡
c9_050324	女	21
c10_050414	女	21
c11_050328	男	25
c12_050329_2	男	28
c13_050802	男	37
c14_050725	男	29
c15_050812	男	30
c17_051114	男	25
c18_040722	女	22
c19_040720	女	21

第四章 實驗結果

每個人的 α 波的空間分佈都不太一樣，有些受測者 α 波主要是出現在後腦，而有些受測者 α 波主要是出現在中腦，但是 α 波不會一直固定出現在某些部位，全腦的任何區域都有機會出現 α 波，因此全腦的 α 波空間分佈有許多種，然而有許多的分佈是相似的，因此可以把相似的分佈歸為一類。使用本論文的分類方法大致上可以把 α 波的空間分佈分成前腦、中腦、後腦或全腦這幾種分佈情況。而左右腦的分佈特徵一般來說並不顯著，以本論文的方法較難分出左右腦的差別。4.1 首先說明本論文所設定參數的影響。4.2 分別先探討實驗組和控制組使用本論文分類方法的結果和效果，再討論分佈特性。4.3 則是討論兩組間的關係。

4.1 參數影響

1. 在 2.1.3 節中，判斷 α 波的主導與否，能量比例的門檻 θ_1 佔了很重要的角色。若 θ_1 設定太高，會造成部分 α 波偵測不到，而使得分類結果不可靠；若調 θ_1 太小，則會使得部分非 α 波主導的腦電波亦被擷取出來，這會造成生理意義上的誤解。因此，準確的設定是非常重要的；在本研究中，我們經過嘗試錯誤法後，設定 θ_1 門檻為 50%，亦即 α 波能量須過半才會判斷為 α 波主導。

雖然會捨棄一些受到高頻成份(如 β 波)或低頻成分(如 δ 波)所污染的 α 波，但這也避免了誤判上的機率。下圖 4-1 是受測者的某段腦電波，其中第 2-3 秒間的 α 波能量比例 $\rho=48\%$ ，若要移除因低頻成分漂移造成的影響，可以透過帶通濾波器達成，類似此一情況在未來的研究可以做進一步的改良。

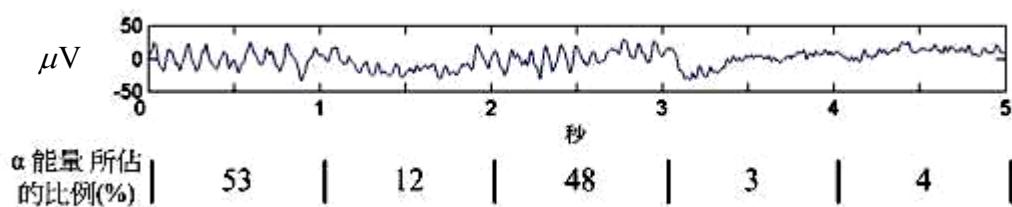


圖 4-1 一段腦電波的 ρ 值



2. 在 2.2.2 節中，相似度門檻 θ_2 對於判斷分類數佔有相當的影響，若 θ_2 定的較高，則分出來的類別相似度會較高，可以分出來的類別也較多，反之分出來的類別相似度較低，分出來的類別數則較少。所以若只想分出明顯的不同則相關係數標準值要定的較低，若想分出細部的不同則相關係數標準值要定的較高。在對本實驗的資料做分類時發現，相關係數 $R(x,y)$ 若達到 0.3 以上，則兩類之間的分佈相似度會非常高，因此本研究中的門檻 θ_2 訂為 0.3。

4.2 實驗組與控制組

4.2.1 實驗組

1. 分類結果

圖 4-2、4-4、4-6 為受測者 e2_050329_1 的分類結果，分類數為分三類，每個腦殼圖上的數字代表記錄的時間，單位為秒，因為每類的元素太多所以每個類別僅畫出 60 個表示。圖 4-3、4-5、4-7 則分別為圖 4-2、4-4、4-6 類別中心的腦殼圖。



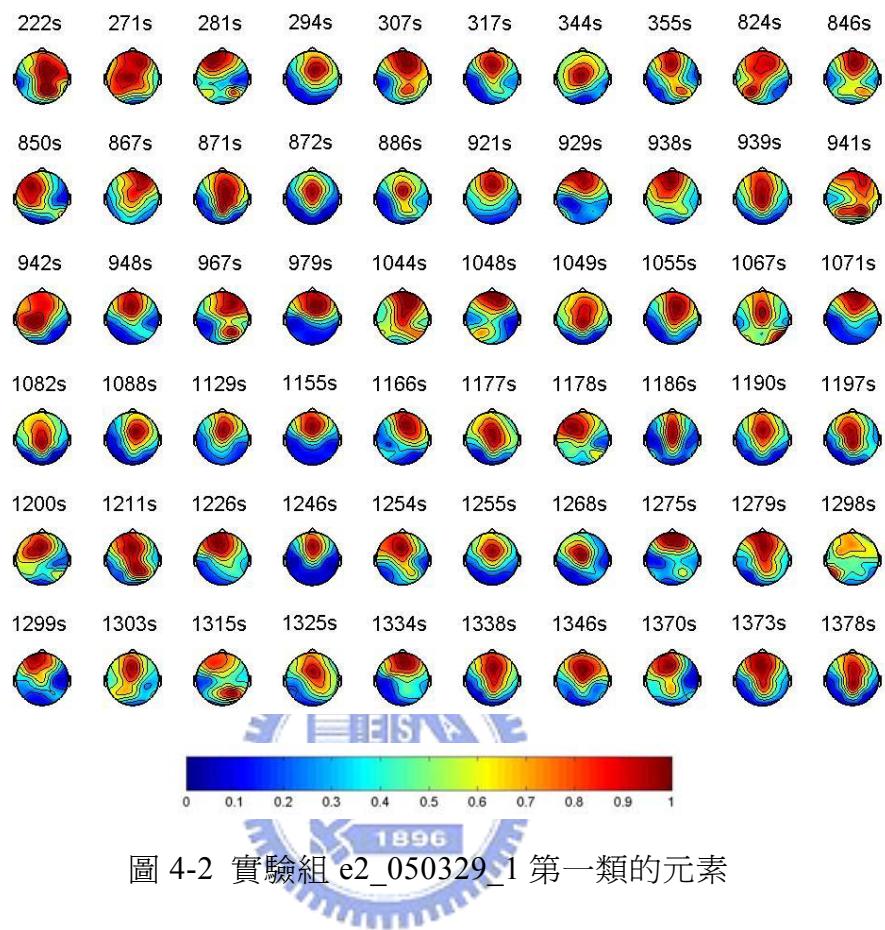


圖 4-2 實驗組 e2_050329_1 第一類的元素

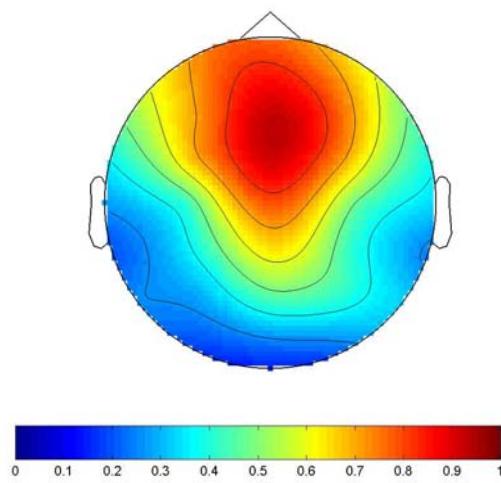


圖 4-3 實驗組 e2_050329_1 第一類的中心

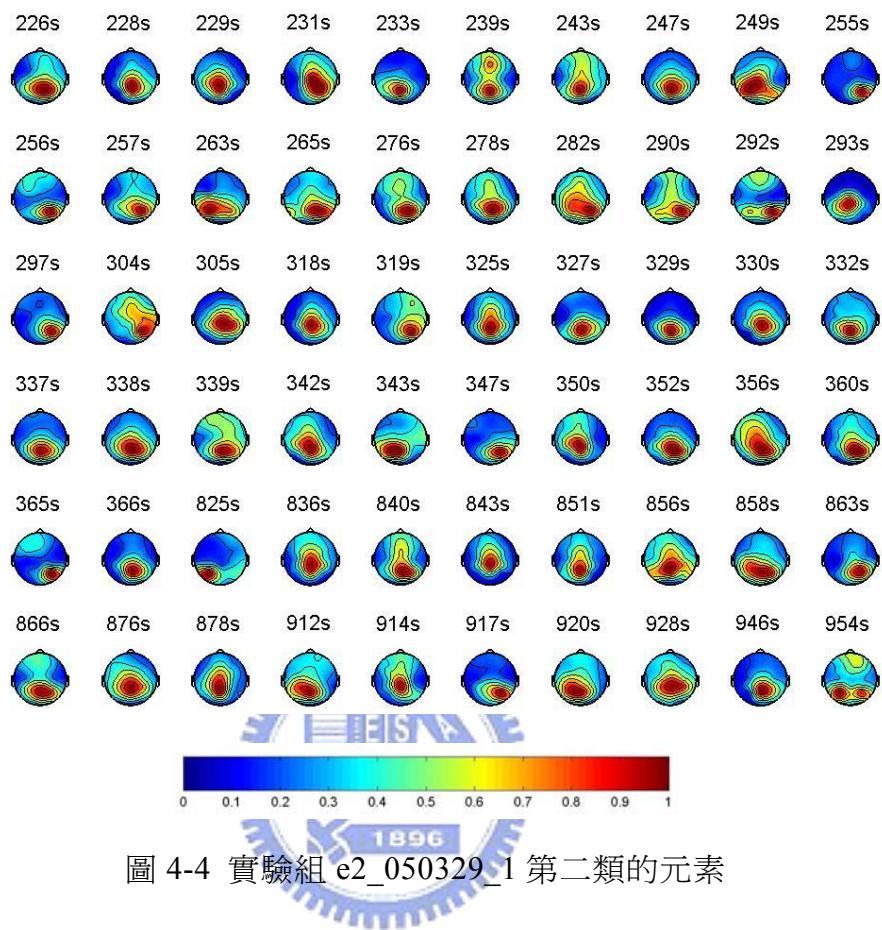


圖 4-4 實驗組 e2_050329_1 第二類的元素

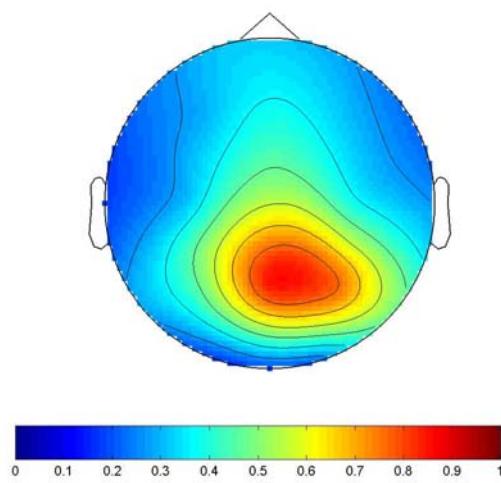


圖 4-5 實驗組 e2_050329_1 第二類的中心

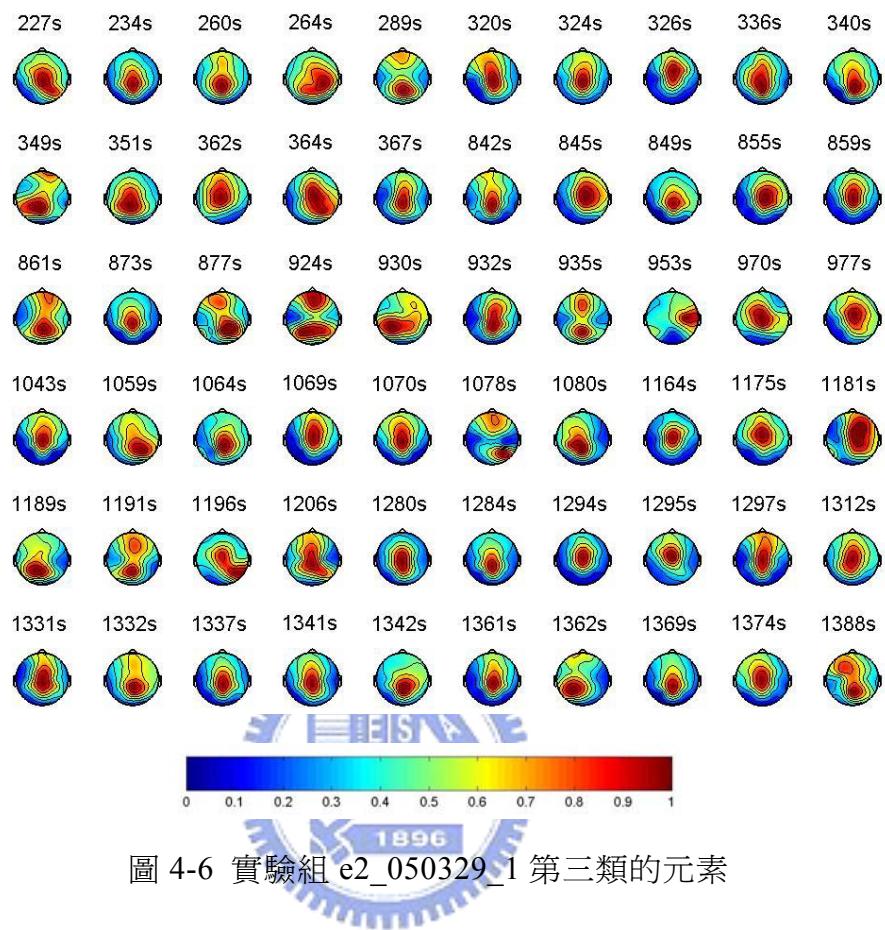


圖 4-6 實驗組 e2_050329_1 第三類的元素

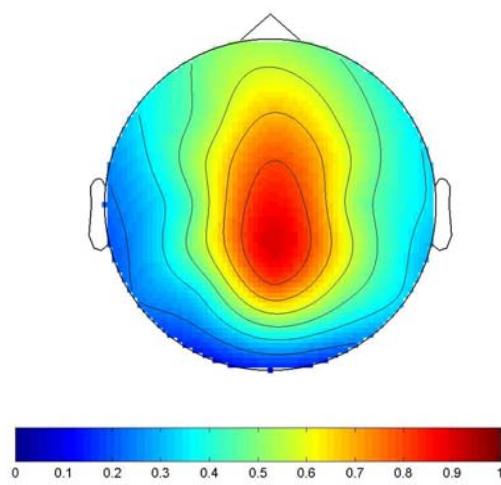


圖 4-7 實驗組 e2_050329_1 第三類的中心

圖 4-2、4-4、4-6 所畫出來的中心，為該類所有元素的平均，即 30 頻道的每一個頻道皆為所有元素的平均。且因為分類前已把 α 波能量標準化 0~1，所以圖 4-2~4-6 中顏色所對應的值為 0~1。

2. 分類法效能

一個好的分類法則，可以使各類的群中心遠離，且各類個別緊密聚集；因此我們進一步觀察各類群中心間的距離(越大越好)，以及各群樣本點至其中心距離的標準差(越小越好)，表 4-1、4-2 分別表示 e2 此一受測者每類中心間的距離，以及各類的樣本個數及其距離標準差，因為分類前已先將資料標準化過，故此距離已無單位。由表可以知道每個類別中心相差的距離都大於 3 個標準差以上，由此可見，此三個類別的中心距離皆大於兩個標準差，可以有效的分開類別的距離。

表 4-1 實驗組 e2_050329_1 每類中心的距離

類別\類別	1	2	3
1		1.474	0.765
2	1.474		0.895
3	0.765	0.895	

表 4-2 實驗組 e2_050329_1 每類的個數和標準差

類別	類別個數	該類元素到中心標準差
1	266	0.250
2	246	0.232
3	197	0.242

3. 類別隨時間的演進

圖 4-8、4-9 為 e2_050329_1 α 波出現的時間，顏色所代表的為分類後的類別，在圖 4-8 的第一個色帶為禪坐前，圖 4-9 最後一個色帶為禪坐後，其餘色帶為禪坐中。



禪坐前閉眼

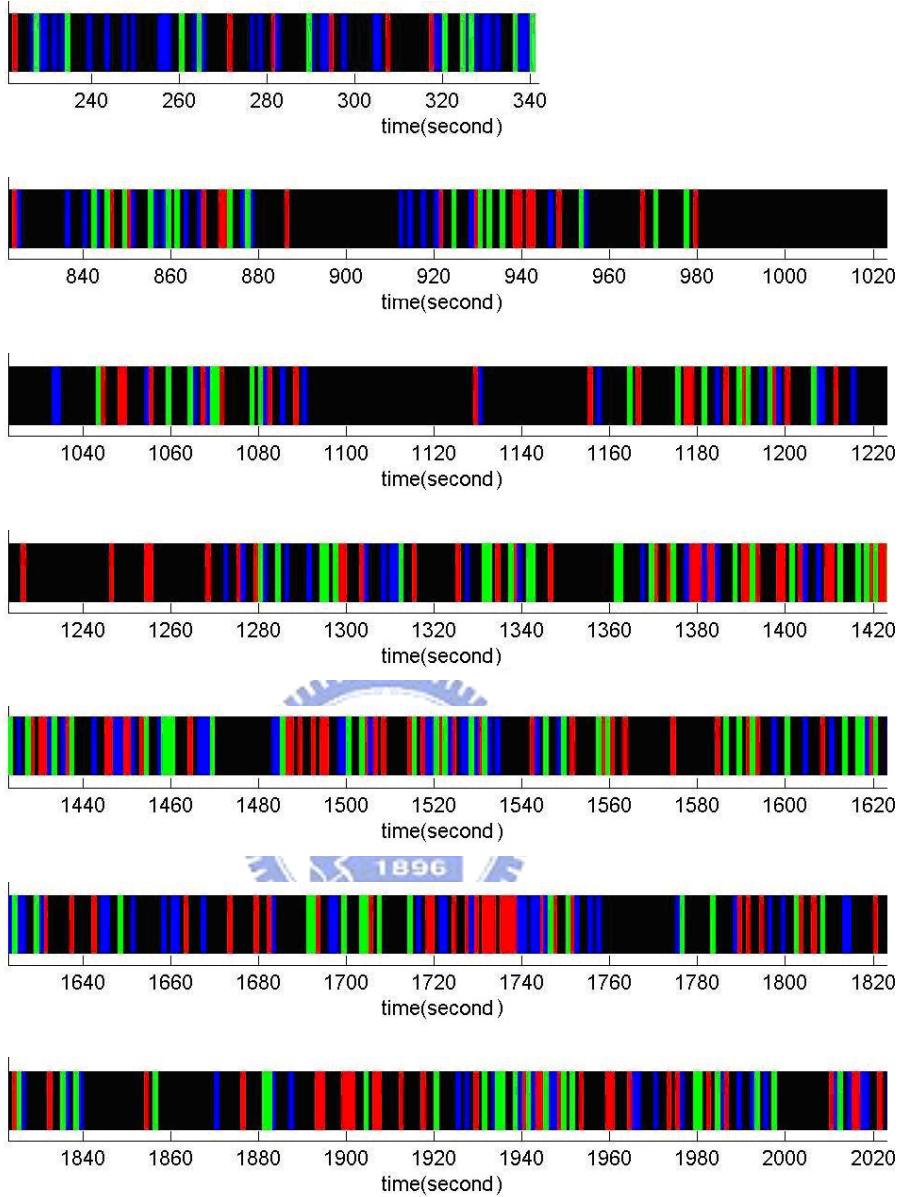


圖 4-8 實驗組 e2_050329_1 類別出現時間 221 秒~2020 秒

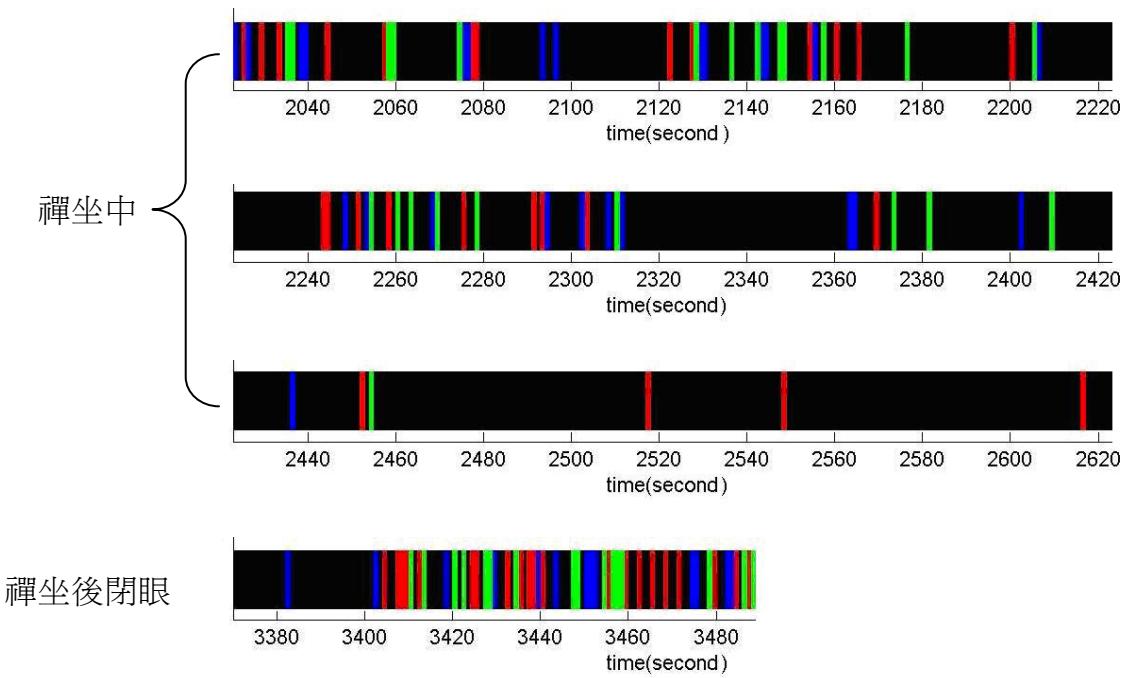


圖 4-9 實驗組 e2_050329_1 類別出現時間 2020 秒~3490 秒



由於在偵測 α 波時視窗大小為一秒，因此此色帶中每出現一段 α 波的時間為一秒。借由此色帶的表示法，可以看出 α 波出現的時間點和出現的類別，此實驗組受測者在禪坐中的中段 α 波出現較多，而禪坐中的前段 α 波出現比率和禪坐前相近，禪坐中中段則慢慢增加，禪坐後的後段又減少。也可以看出第一類和第三類出現的次數禪坐後比禪坐前多。

4.2.2 控制組

1. 分類結果

圖 4-10、4-12、4-14 為受測者 c9_050324 的分類結果，每個腦殼圖上的數字代表記錄的時間，單位為秒，因為每類的元素太多所以每個類別僅畫出 60 個表示。圖 4-11、4-13、4-15 則分別為圖 4-10、4-12、4-14 類別中心的腦殼圖。



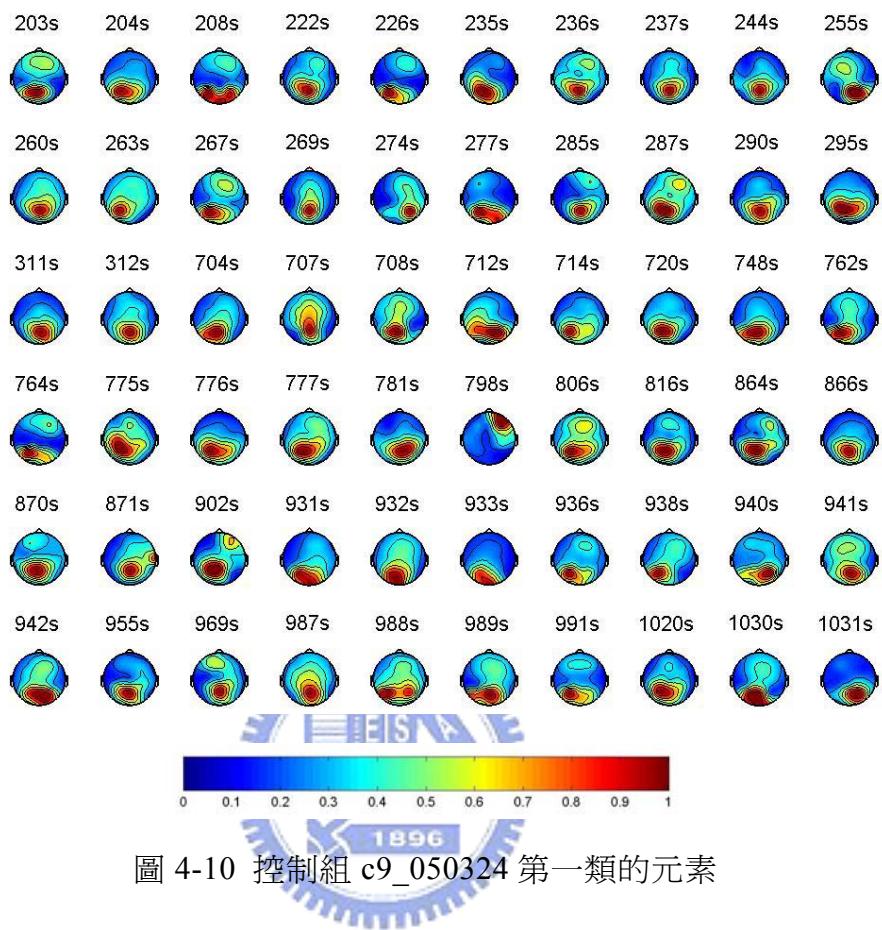


圖 4-10 控制組 c9_050324 第一類的元素

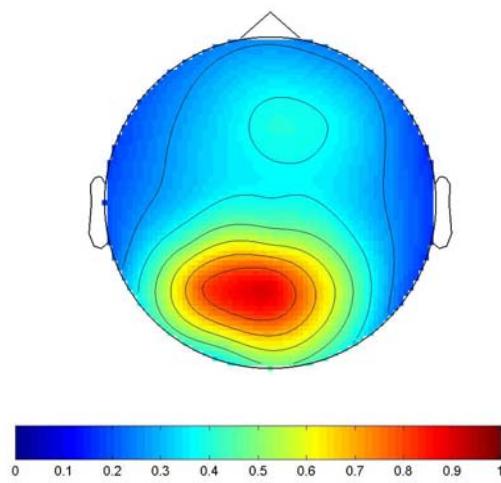


圖 4-11 控制組 c9_050324 第一類的中心

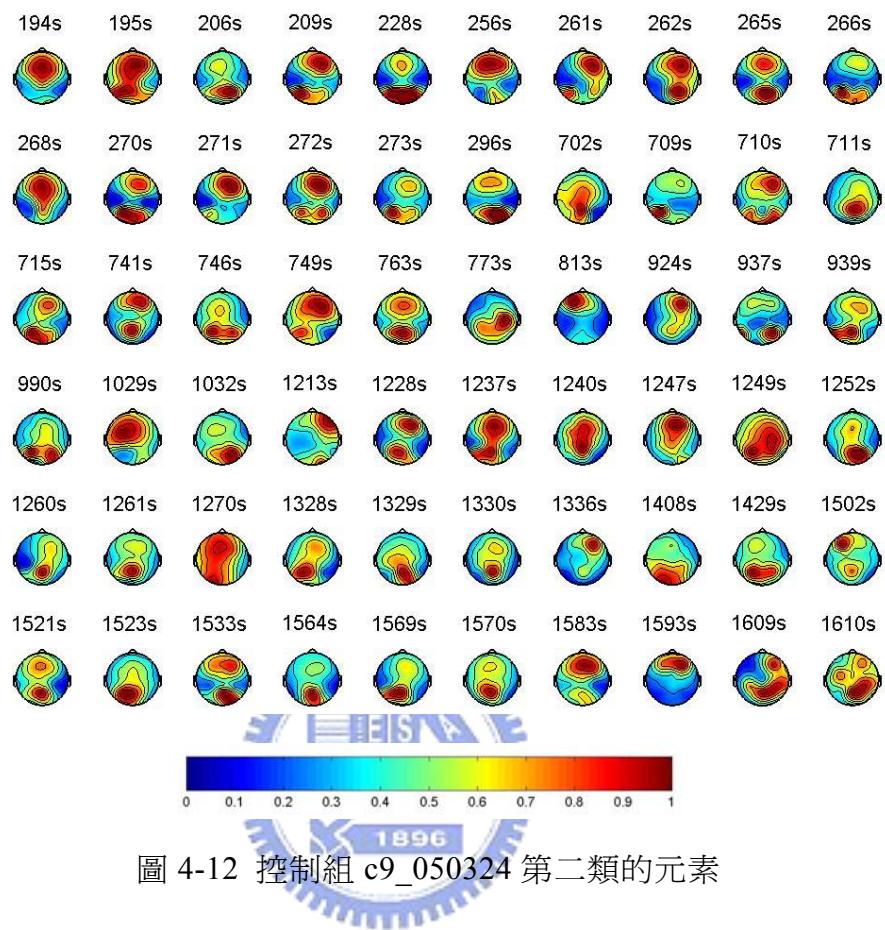


圖 4-12 控制組 c9_050324 第二類的元素

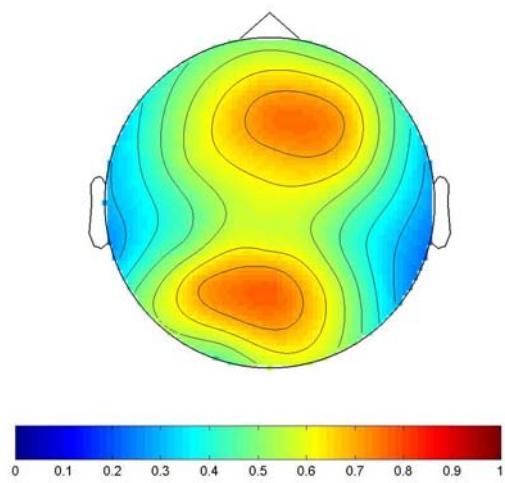


圖 4-13 控制組 c9_050324 第二類的中心

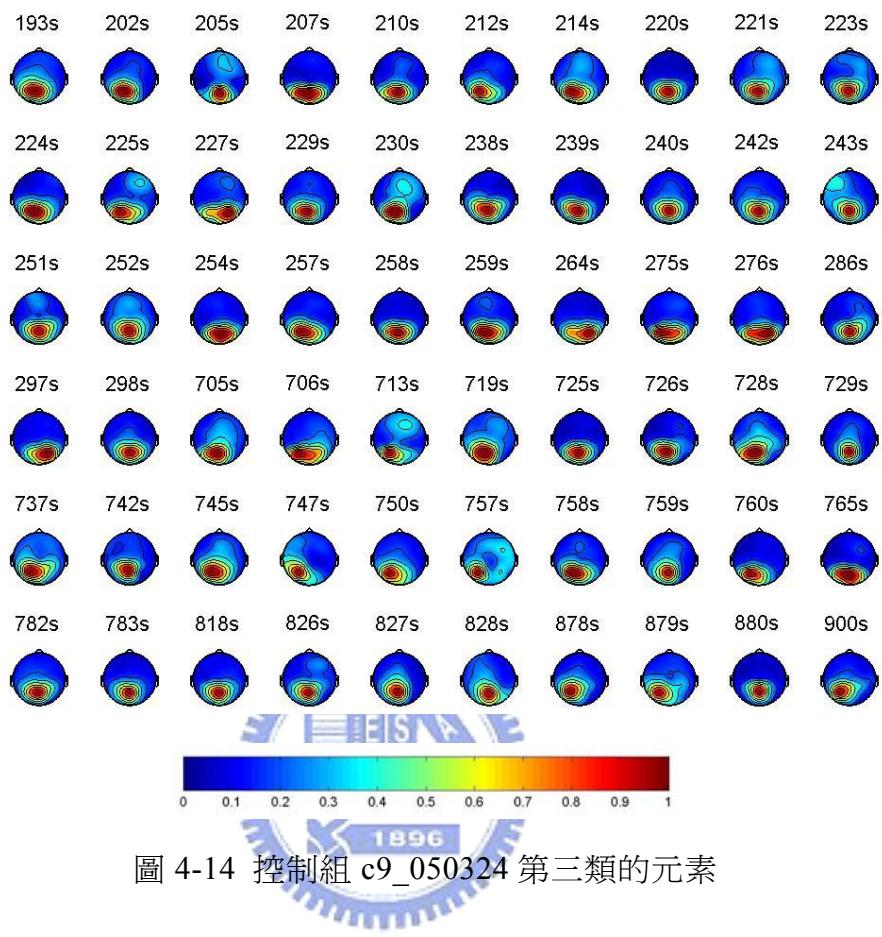


圖 4-14 控制組 c9_050324 第三類的元素

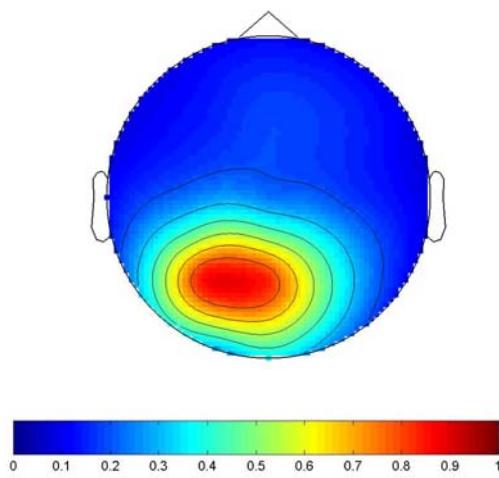


圖 4-15 控制組 c9_050324 第三類的中心

2. 分類法效能

表 4-3、4-4 分別表示 c9 此一受測者每類中心間的距離，以及各類的樣本各述及其距離標準差。由表可以知道每個類別中心相差的距離都大於 3 個標準差以上，由此可見，此三個類別的中心距離皆大於兩個標準差，可以有效的分開類別的距離。

表 4-3 控制組 c9_050324 每類的距離

類別\類別	1	2	3
1		1.005	0.660
2	1.005		1.632
3	0.660	1.632	

表 4-4 控制組 c9_050324 每類的個數和標準差

類別	類別個數	該類元素到中心標準差
1	177	0.209
2	139	0.244
3	258	0.248

3. 類別隨時間的演進

圖 4-16、4-17 為 c9_050324 α 波出現的時間，顏色所代表的為分類後的類別，在圖 4-16 的第一個色帶為實驗前，圖 4-17 最後一個色帶為實驗後，其餘色帶為實驗中。

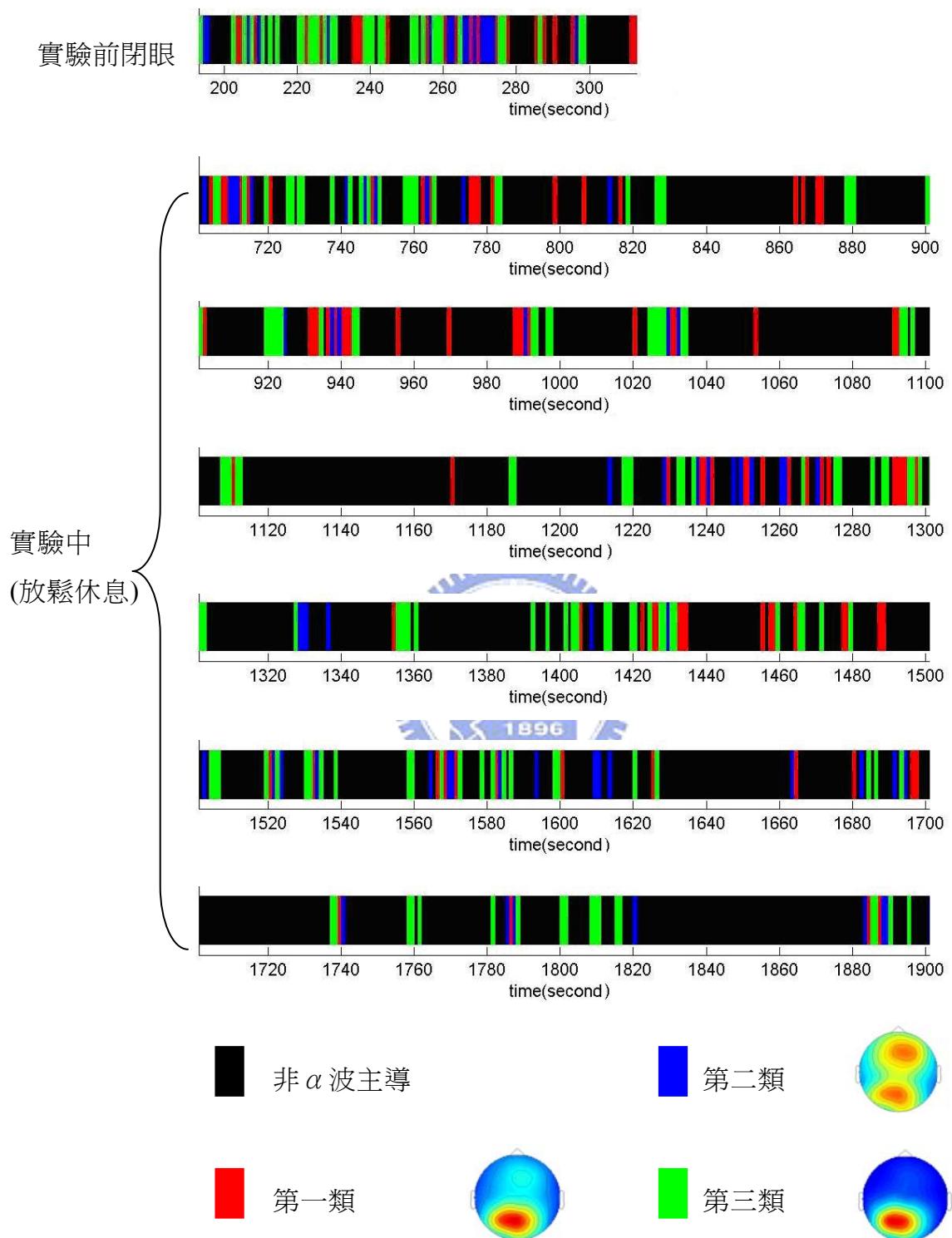


圖 4-16 控制組 c9_050324 類別出現時間 700 秒~1900 秒

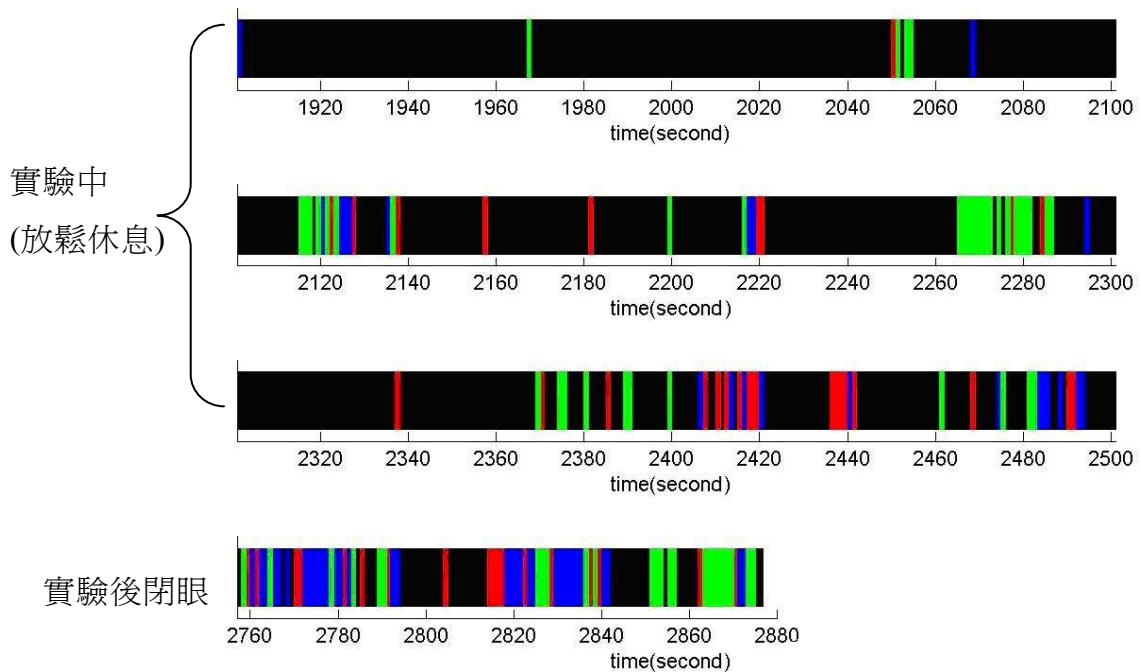


圖 4-17 控制組 c9_050324 類別出現時間 1900 秒~2940 秒

借由此色帶的表示法，可以看出 α 波出現的時間點和出現的類別，此控制組 c9 受測者在實驗中 α 波出現次數比實驗前和實驗後少，而實驗後第二類出現比率明顯比實驗前和實驗中多。

4.3 兩組間的比較

1. 分類數的比較

由表 4-5 可以知道使用本論文的分類方法的結果，我們發現在各 10 員受測者的實驗組和控制組中，實驗組有 2 個受測者分成 2 類，其餘 8 個受測者為 3 類，控制組有 4 個受測者分成 2 類，其餘 6 個受測者為 3 類，由此表可以看出實驗組較容易分成 3 類，且實驗組在分成 3 類的受測者中，較容易將實驗組受測者的 α 波分佈分成前腦、中腦、後腦這 3 類的分佈(4 個受測者)，而在分 3 類的控制組中較難分出這 3 種(1 個受測者)。



	實驗組	控制組
分成 2 類	2	4
分成 3 類	8	6

表 4-6 在統計兩組出現前、中、後腦分佈類別的比率；因為所有實驗組 10 人中有 6 人可以分出前腦的類別，所以表 4-6 中實驗組前腦的部份為 0.6，其他部分依此類推。在由此表可以看出實驗組受測者較容易分出前腦(0.6)和中腦(0.7)分佈，而控制組出現此兩類別的比率相對偏低(前腦 0.3，中腦 0.5)，而兩組的後腦分佈都顯示出非常高的比例(皆為 0.9)。

表 4-6 有分出前腦、中腦或後腦類別的比率比較

α 波分佈類別\組別	實驗組	控制組
前腦	0.6	0.3
中腦	0.7	0.5
後腦	0.9	0.9

表 4-7 中顯示了前腦、中腦、後腦這 3 個類別樣本間的平均相關係數，比如說實驗組中歸類於前腦分佈樣本的中心，其兩兩間的相關係數經平均後為 0.849；由此數據可以發現實驗組在中腦、後腦的相關係數高於控制組。而實驗組和控制組在前腦分佈的類別相關係數程度相近。

表 4-7 類別中心的相關係數

α 波分佈類別\組別	實驗組	控制組
前腦	0.849	0.868
中腦	0.850	0.689
後腦	0.744	0.605

2. 各類隨時間演進的比較

α 波能量分佈分類完之後，本論文做了以下的討論，進一步分析 α 波空間分佈的變化。首先分析 α 波分佈在前、中、後的出現比率，圖 4-18~4-21 橫軸為時間，縱軸為平均每一秒出現該類 α 波分佈的秒數，並將禪坐中的時間切成 15 段每段皆為 2 分鐘，則可以看出 α 波分佈在前腦、中腦、後腦的平均出現秒

數的變化。圖 4-18~4-21 的縱軸 y 是由式 4-1 計算出來的，由於出現次數一次為一秒，所以此 y 值也可以看成是該類別在區段內平均每秒出現的時間，且因為分母永遠比分子大，所以 y 軸的值都介於 0~1 之間，單位為秒。

$$y = \frac{\text{在區段時間內出現該類次數}}{\text{區段總秒數}} \quad (4.1)$$

圖 4-18~4-20 分別表示實驗組、控制組 α 波主要分佈在前腦、中腦、後腦的平均出現秒數的變化，因為未必每個受測者 α 波主要分佈的分類結果有分佈在前腦、中腦、後腦的類別，所以圖 4-18~4-20 是只取有出現這幾個類別的平均。圖 4-21 為無 α 波的時間變化。

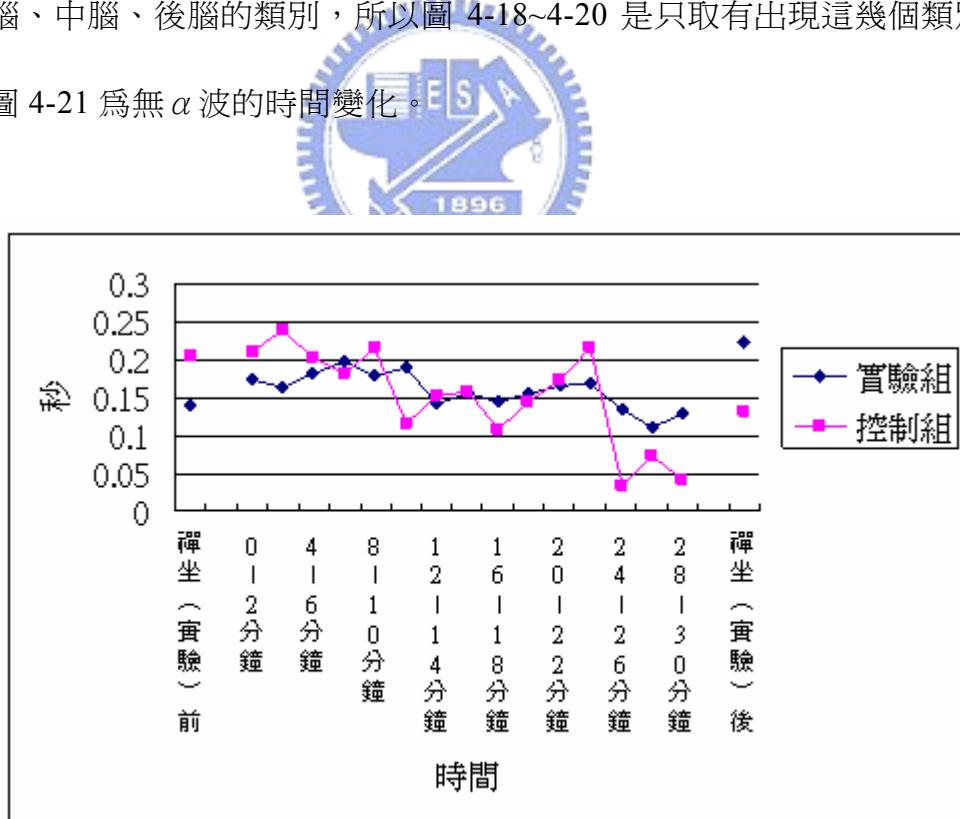


圖 4-18 類別分佈在前腦的平均出現的秒數

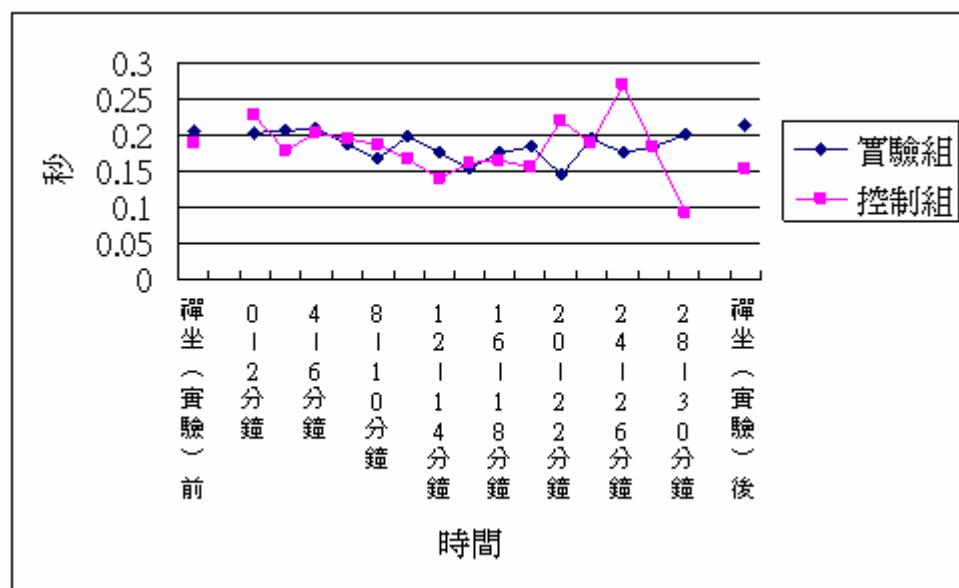


圖 4-19 類別分佈在中腦的平均出現的秒數

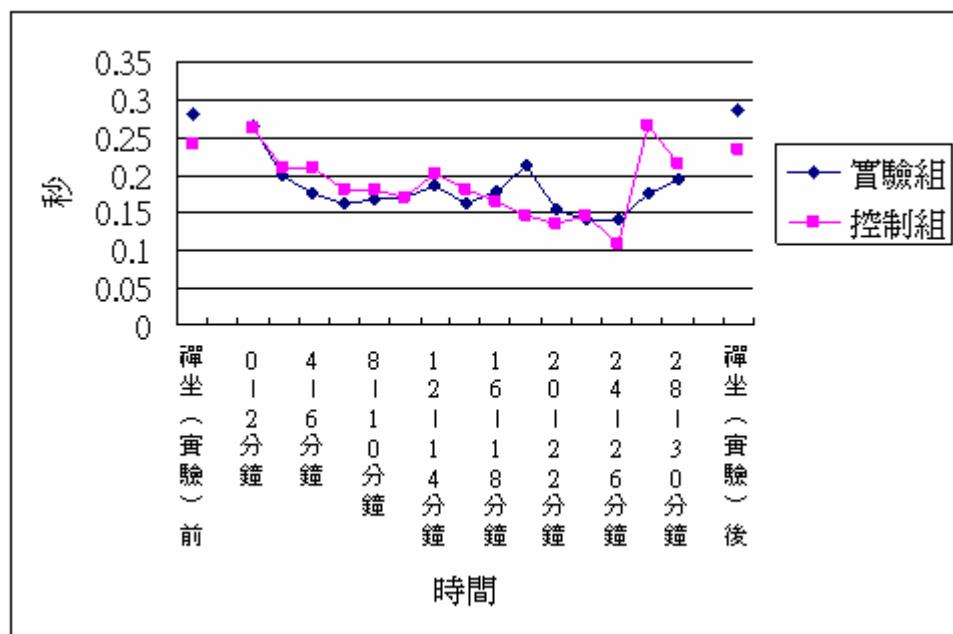


圖 4-20 類別分佈在後腦的平均出現的秒數

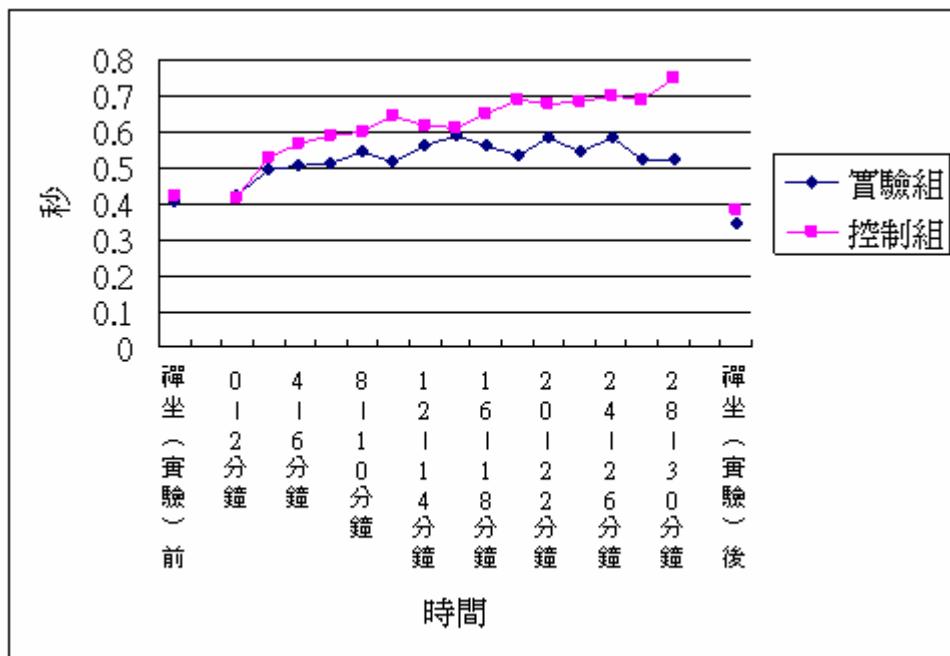


圖 4-21 無 α 波的平均出現的秒數

由圖 4-18~4-20 可以發現實驗組在禪坐中，前腦、中腦、後腦分佈的平均出現秒數的變化幅度較小，而控制組在實驗中前腦、中腦、後腦分佈的平均出現秒數變化幅度較實驗組大。

圖 4-18 可以看出分佈在前腦的平均出現的秒數，禪坐前實驗組平均出現秒數較控制組低，直到禪坐中六分鐘後實驗組和控制組的平均出現秒數互有高低，而實驗組在禪坐後 α 波分佈在前腦的平均出現秒數高於控制組，這和禪坐前(實驗前)是相反的。

由圖 4-19 可以看出分佈在中腦的平均出現秒數變化，實驗組不論在禪坐前、中、後，分佈在中腦的平均出現秒數變化都不大。而控制組除了在實驗後

段變化較大外，其餘變化和實驗組差不多。禪坐前(實驗前) 平均出現秒數都兩組相差不多，而禪坐後(實驗後)實驗組明顯大於控制組。

由圖 4-20 可以看出分佈在後腦的平均出現秒數變化，實驗組和控制組都是呈現類似的變化，禪坐前(實驗前)、禪坐後(實驗後)實驗組皆大於控制組，且禪坐前、後和實驗前、後出現秒數幾乎無變化，禪坐中則有漸漸下滑的趨勢，控制組在實驗前、後出現的機率也是相近的，實驗中也有漸漸下滑的趨勢，唯獨在實驗中後段上揚的趨勢較控制組強烈。

圖 4-21 可以看出控制組在實驗中無 α 波的出現秒數一直都大於實驗組，且在實驗中上升的趨勢較實驗組明顯，也就是說控制組在實驗中 α 波減少的比實驗組快。而實驗組和控制組在禪坐後(實驗後) 未出現 α 波的時間變化都是稍微的減少。



3. α 波的持續時間與間隔時間

由圖 4-22 可以看出在 0~1 秒和大約 2.5 秒到 3.5 秒為 α 波，因此可以從圖 4-22 知道 α 波間隔時間和持續時間的定義。下頁表 4-8 與 4-9 分別表示兩組的 α 波持續時間與間隔時間。由此兩表可以發現實驗組不論在何種狀態下， α 波平均間隔時間和 α 波持續時間皆小於控制組。在 α 波平均間隔時間方面，實驗組和控制組在禪坐中(實驗中)都是呈現上升的趨勢，而在禪坐後(實驗後)則是下

降回禪坐前(實驗前)的程度。 α 波持續時間的變化也是類似的，實驗組和控制組在禪坐中(實驗中)都是呈現下降的趨勢，而在禪坐後(實驗後)則是上升至接近禪坐前(實驗前)的程度。

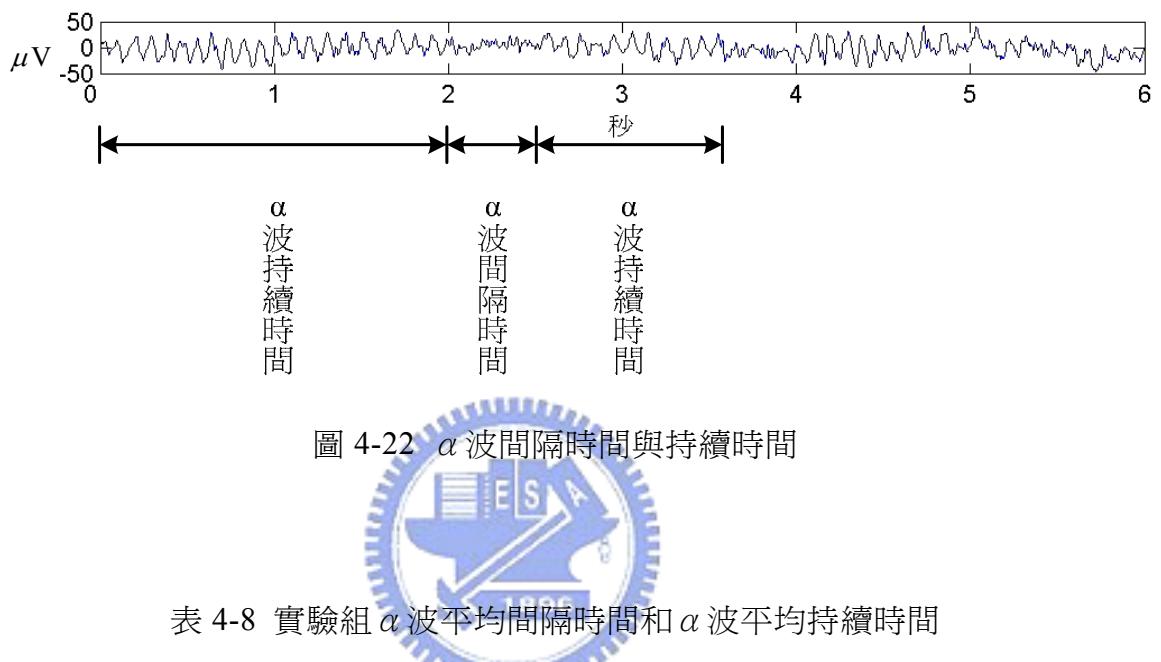


表 4-8 實驗組 α 波平均間隔時間和 α 波平均持續時間

	禪坐前	禪坐中	禪坐後
α 波平均間隔時間	1.91	3.75	1.83
α 波平均持續時間	3.02	2.32	2.91(秒)

表 4-9 控制組 α 波平均間隔時間和 α 波平均持續時間

	實驗前	實驗中	實驗後
α 波平均間隔時間	2.67	5.11	2.22
α 波平均持續時間	4.69	2.26	3.85(秒)

4. 最大 α 波能量出現的頻道

表 4-10~4-12 表示禪坐(實驗)前、中、後 α 能量最大值出現在該頻道的百分比。例如禪坐前共抓取到 20 段 α 波，其中有 5 段 α 波能量最大值出現在 PZ 頻道，則禪坐前 α 能量最大值出現在 PZ 的百分比為 25%，由此方式可分別算出表 4-10~4-12。表 4-10~4-12 僅列出 30 頻道中百分比較高者。其中 PZ、P3、P4 為後腦部份，CPZ、CZ 為中腦，FCZ、FZ 為前腦的頻道。

表 4-10 禪坐前、實驗前 α 能量最大值所佔的百分比(%)

	PZ	P4	P3	CPZ	CZ	FCZ	FZ
禪坐前	24.5	14.0	9.6	15.0	4.2	13.2	7.0
實驗前	27.2	16.4	15.8	7.9	3.1	6.1	7.6
差異	-2.7	-2.4	-6.2	7.2	1.1	7.1	-0.6

表 4-11 禪坐中、實驗中 α 能量最大值所佔的百分比(%)

	PZ	P4	P3	CPZ	CZ	FCZ	FZ
禪坐中	20.4	13.1	6.1	16.1	5.6	12.5	9.1
實驗中	29.7	15.2	16.0	6.3	3.5	6.3	6.4
差異	-9.4	-2.1	-9.9	9.8	2.1	6.2	2.7

表 4-12 禪坐後、實驗後 α 能量最大值所佔的百分比(%)

	PZ	P4	P3	CPZ	CZ	FCZ	FZ
禪坐後	20.4	17.9	7.6	15.1	5.4	15.2	5.6
實驗後	27.9	20.5	16.2	6.7	3.2	6.9	5.2
差異	-7.6	-2.7	-8.7	8.5	2.1	8.3	0.4

由表 4-10~4-12 可以發現在後腦部份差異皆為負的，即表示控制組在實驗前、中、後 α 能量最大值出現在後腦部份的百分比大於實驗組，而在中、前腦部份幾乎都是實驗組大於控制組。由此可見，實驗組不論在禪坐(實驗)前、中、後其本身 α 能量的最大值出現在中、前腦的百分比皆大於控制組，且經過禪坐(實驗)後 α 能量最大值出現的機率在每個頻道的變化並不顯著。



第五章 結論與討論

本研究提供了一套判斷 α 波分佈的方法，並以此方法探討禪坐者與一般人之間 α 波分佈的差異。在研究中發現，使用本論文的分類法發現實驗組較容易有前腦分佈的類別，實驗組不論在禪坐前、中、後的最大 α 波能量頻道出現在前腦的機率皆比控制組高，且實驗組前腦分佈的類別在禪坐前原本出現的機率較控制組低，但是在禪坐後實驗組出現前腦分佈的機率卻高於控制組。在 α 波持續時間和間隔時間方面，實驗組的 α 波和控制組相比持續時間和間隔時間皆較小，也就是說實驗組的 α 波和控制組相比是持續較短，但出現頻率較高。



5.1 兩組間 α 的分佈差異及其生理意義

在第四章的討論中可以發現，實驗組比控制組較容易分出前腦分佈的類別，而前腦分佈出現的機率在禪坐後(實驗組)，也比實驗後(控制組)大。也就是說禪坐後的 α 能量分佈會往前腦移動，且 α 能量不管在禪坐前、中、後最大值出現在前腦(FZ、FCZ)的出線機率實驗組大於控制組。而實驗組也比控制組容易分出前腦分佈的類別，以後腦和前腦分佈類別中心的相關係數來看(表 4-7)實驗組的中腦分佈和後腦分佈的類別比控制組的中腦分佈和後腦分佈的類別相似。

有研究顯示前扣帶腦皮質(Anterior Cingulate Cortex)的部分神經和自律系

統及內分泌系統相連[29]，且有生理實驗指出超覺靜坐組和壓力訓練控制組在壓力實驗當中四種賀爾蒙(可體松、生長賀爾蒙、甲狀腺激素賀爾蒙、男性賀爾蒙)呈現不同的變化趨勢[30]，由此可見在禪坐中這些賀爾蒙的改變和前扣帶腦皮質有關。

此外內側前額葉皮質(Medial Prefrontal Cortex)和部份自律神經腦幹核相連，前額腦皮質和邊緣腦皮質(包含前扣帶腦皮質)形成一個神經網路[31]，而一般認為內側前額葉皮質和前扣帶腦皮質可能藉由邊緣系統(如杏仁核)調節內部情緒反應[32-34]，因此內側前額葉皮質和前扣帶腦皮質在禪坐中扮演著重要的機制(mechanicsm)，所以有論文推測在超覺靜坐中，在這些區域藉由釋放 α 波使身心舒適[35]。



內側前額葉皮質和前扣帶腦皮質，這兩個區域都是屬於前腦，或許就是實驗組在禪坐中激發這兩塊區域，導致禪坐後前腦 α 波會較多的原因，然而這仍然需要再深入的研究。

5.2 未來方向

在第二章中，本論文之前嘗試過用頻譜去判別 α 波的出現，但是後來發現利用小波萃取 α 頻帶來判別 α 波的出現的正確率較高，但是此方法仍有進步的空間，未來可以在這方面多研究，使正確率再提高。

由於本論文的分類方法主要是分類較明顯的分佈變化，因此每類中仍會有些細微的不同，這些微的不同似乎又可以獨立分成一類，但此種些微不同的個數較少，因此本論文的分類法將這些類別分到和它們最相近的類別。未來或許可將這些類別獨立出來，看是否有特別的地方，所以可以在分類法中更深入的研究，可以嘗試用 SVM(Support Vector Machine)[36]、類神經網路或使用不同的特徵向量來進行分類，看結果和本論文有哪些不同，和各有哪些優缺點。



參考文獻

- [1] B.R. Cahn, “Meditation States and Traits: EEG, ERP, and Neuroimaging Studies,” *Psychological Bulletin*, vol. 132, no.2, pp.180-211, Mar. 2006.
- [2] K. Ansari-Asl, J.J. Bellanger, F. Bartolomei, F. Wendling and L. Senhadji, “Time-Frequency Characterization of Interdependencies in Nonstationary Signals: Application to Epileptic EEG,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 7, pp. 1218-1226, Jul. 2005.
- [3] N. Acır and M. Kuntalp, “Automatic Detection of Epileptiform Events in EEG by a Three-Stage procedure Based on Artificial Neural Networks,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 1, pp. 30-40, Jan. 2005.
- [4] E.S.T. Louis and E. Lansky, “Meditation and epilepsy: A still hung jury,” *Medical Hypotheses*, vol. 67, issue 2, pp. 247-250, Apr. 2006.
- [5] C. Babiloni, G. Frisoni and M. Steriade, “Frontal white matter volume and delta EEG sources negatively correlate in awake subjects with mild cognitive impairment and Alzheimer's disease,” *Clinical Neurophysiology*, vol. 117, pp. 1113–1129, Jan. 2006.
- [6] D. Lehmann, P.L. Faber and P. Achermannb, “Brain sources of EEG gamma frequency during volitionally meditation-induced, altered states of consciousness, and experience of the self,” *Psychiatry Research: Neuroimaging*, section 108, pp. 111-121, 2001.

- [7] L.I. Aftanas and S.A. Golocheikine, “Human anterior and frontal midline theta and lower alpha reflect emotionally positive state and internalized attention--high-resolution EEG investigation of meditation,” *Neuroscience Letters*, vol. 310, pp. 57-60,2001.
- [8] J. Stein , *Just Say Om*. TIME, Aug.4 2003,pp.46-53.
- [9] O.L. Carter, D.E. Presti and C. callistmon, “Meditation alters perceptual rivalry in Tibetan Buddhist monks,” *Current Biology*, vol. 15, no.11, pp. 412-413, 2005.
- [10] S.W. Lazar, C.E. Kerr and R.H. Wasserman, “Meditation experience is associated with increased cortical thickness,” *Neuroreport*, vol. 16, no. 17, pp.1893–1897, Nov. 2005.
- 
- [11] D.A. Lindberg, “Integrative Review of Research Related to Meditation, Spirituality, and the Elderly,” *Geriatric Nursing*, vol. 26, no. 6, 2005.
- [12] R.C. Shetty, “Meditation and its implications in non pharmacological management of stress related emotions and cognitions,” *medical hypotheses*, pp. 1198-1199, 2005.
- [13] M.J. Ott and Rebecca L. Norris, “Mindfulness Meditation for Oncology Patients: A Discussion and Critical Review,” *Integr Cancer Therapies*, vol. 5, no. 2, pp. 98-108, 2006.
- [14] T. Takahashi, T. Murata, T. Hamada and M. Omori, “Changes in EEG and

autonomic nervous activity during meditation and their association with personality traits," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 55, pp. 199–207, 2005.

- [15] P.H. Levine, "The coherence spectral array (COSPAR) and its application to the spatial ordering of the EEG," *Proceedings of the San Diego Biomedical Symposium*, vol. 15, pp. 237-247, 1976.
- [16] L.S. John, *Biosignal and Biomedical Image Processing*. MARCEL DEKKER , 2004, pp. 149.
- [17] A.A. Karim, J.J. Bellanger, F. Bartolomei, F. Wendling and L. Senhadji "Time-Frequency Characterization of Interdependencies in Nonstationary Signals: Application to Epileptic EEG," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 7, Jul. 2005.
- [18] I. Daubechies, *Ten lectures on wavelets*. Philadelphia, PA: SIAM, 1992.
- [19] H. Haken, *Principles of Brain Functioning: Chapter 13, 14, 15*, Springer-Verlag Berline New York, 1996.
- [20] G. E. Birch, "Application of Prewitthing to AR Spectral Estimation of EEG," *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, vol. 35, pp. 640-645, 1988.
- [21] Q. Shuren and J. Zhong., "Extraction of Feature in EEG Signals With The Non-Stationary Signal Analysis Technolohy," *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2004.

- [22] B. S. Oken and K.H. Chiappa, "Statistical issues concerning computerized analysis of brainwave topography," *Annals of Neurology*, vol. 19, issue 5, pp. 493-497, May 1986.
- [23] D. Lehmann, "Multichannel topography of human alpha EEG fields," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, vol. 31, no. 5, pp. 439-49, Nov. 1971.
- [24] SE. Lukas, JH. Mendelson, BT. Woods, NK. Mello and SK. Teoh, "Topographic distribution of EEG alpha activity during ethanol-induced intoxication in women," *Journals of Studies on Alcohol*, vol. 50, pp. 176-85, Mar. 1989.
- [25] J. Zeitlhofer, P. Anderer, S. Obergottsberger, P. Schimicek, S. Lurger, E. Marschnigg, B. Saletu and L. Deecke, "Topographic mapping of EEG during sleep," *Springer Netherland*, vol. 6, no. 2, pp. 123-129, Mar. 1993.
- [26] J.L. Cantero, M. Atienza, C. Gomez, "Spectral Structure and Brain Mapping of Human Alpha Activities in Different Arousal States," *Neuropsychobiology*, vol. 39, pp. 110-116, 1999.
- [27] E.L. Glassman, "A Wavelet-Like Filter Based on Neuron Action Potentil for Analysis of Human Scalp Electroencephalographs," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 11, Nov. 2005.
- [28] C.T. Lin and C.S.G. LEE, *Neural Fuzzy systems*. PRENTICE HALL, pp186, 1996.

- [29] G. Bush, P. Luu and M.I Posner., “Cognitive and emotional influences in anterior cingulate cortex,” *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 4, pp. 215-222, 2000.
- [30] C.R. Maclean, K.G. Walton, S.R. Wenneberg, D.K Levitsky, J.P. Mandarino, R. Waziri, S.L. Hills, R.H. Schneider, “Effect of the Transcendental Meditation program on adaptive mechanicsm: changes in hormone levels and responses to stresss after 4 months of practice,” *Psychoneuroendocrinology*, vol. 22, pp. 277-295, 1997.
- [31] D.N. Pandya and B. Seltzer, “Association areas of cerebral cortex,” *Trends in Neuroscience*, vol. 5, pp. 386-390, 1982.
- [32] J. Wu, M.S. Buchsbaum, J.C. Gillin, C. Tang, S. Cadwell, M. Wiegand, A. Najafi, E. Klein, K. Hazen, W.J Bunney, J.H. Fallon and D. Keator, “Prediction of antidepressant effect of sleep deprivation by metabolic rates in the ventral anterior cingulated and medical prefrontal cortex,” *The American Journal of Psychiatry*, vol. 156, pp. 1149-1158, 1999.
- [33] K.L. Phan, S.F. Taylor, R.C. Welsh, L.R. decker, D.C. Noll, T.E. Nichols, J.C. Britton, I. Liberzon, “Active of the medical prefrontal cortex and extended amygdale by individual ratings of emotional arousal: a fMRI study,” *Biological Psychiatry*, vol. 53, pp. 211-215, 2003.
- [34] K.N. Ochsner, J.J. Gross, “The cognitive control of emotion,” *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 9, pp. 242-249, 2005.

- [35] S. Yamamoto, Y. Kitamura, N. Yamada, Y. Nakashima, S. Kuroda, “Medial Prefrontal Cortex and Anterior Cingulate Cortex in the Generation of Alpha Activity Induced by Transcendental Meditation: A Magnetoencephalographic Study, *Acta Medica Okayama*,” vol. 60, no. 1, 2006.
- [36] G.N. Garcia, T.E. Ebrahimi, J.M. Vesin, “Support Vector EEG Classification in the Fourier and Time-Frequency Correlation Domain,” *Proceedings of 1st International IEEE EMBS conference on Neural Engineering*, 2003.

