

# $\alpha$ 波音樂之分類研究

羅有隆  
朝陽科技大學  
資訊管理系  
yllo@cyut.edu.tw

賴姿吟  
朝陽科技大學  
資訊管理系  
s10114634@cyut.edu.tw

## 摘要

音樂治療是利用音樂來幫助病人改善他們身心靈的健康。當人們放鬆閉眼休息的時候，人的腦部訊號會產生一種頻率介於 8~14Hz 間的  $\alpha$  波。而許多的醫學相關研究報告指出，有一些特定的音樂可以與人腦的  $\alpha$  波產生共振，並增強此兩波的產生。如此，這些  $\alpha$  波音樂可以幫助人們更加的放鬆紓壓。當人們需要休息時，將可以有有很大的幫助。這也就是為什麼人們在放鬆或紓壓時，經常喜歡聽著音樂的緣故。目前對這些  $\alpha$  波音樂的分類，都是靠專家做人工辨別。雖然現在已經有許多的音樂分類研究被發表，但多是依音樂的風格與流派在分類，例如：搖滾、古典、爵士、鄉村等等音樂分類。至今還沒有對  $\alpha$  波音的分類方法研究被提出來。此研究報告，我們將利用音樂的特徵，找尋出以電腦對  $\alpha$  波音樂自動分類的方法。期望我們的研究成果，能幫助發展音樂分類系統更為擴大應用與實用可行，以及希望能對音樂治療方面也有所助益。

**關鍵詞：**多媒體資料庫、音樂資料庫、音樂分類、 $\alpha$  波音樂

## Abstract

The music therapy uses music to help patients to improve or maintain their physical and spiritual health. When people relax with closed eyes, an alpha wave in the frequency range of 8–12Hz appears with brain signals. There were many medical reports proofed that some specific music can resonate with the alpha wave and strengthen the wave. Therefore, the alpha wave music can improve more relaxing for people and are very helpful when they need to take a rest. That's why people like listen music when relaxing. Currently, the alpha music is classified manually by expertise only. The existing music classification approaches are almost all categorized by styles and genres, such as pop, classical, jazz, folk, etc. Accordingly, till now, there is no research report studied about

classification of alpha wave music. In this paper, we will investigate the content-based features of the alpha wave music and develop the classification method for it. We expect our effort can help to expand the applications and develop the more realistic of music classification system as well as to aid music therapy.

**Keywords:** multimedia database, music database, music classification, alpha wave music

## 1. 前言

音樂可以修生養性，讓人感到放鬆，會因為時間、地點、心情的不同，而選擇不同的音樂來聽[20]。因此，有業者製造出音樂心情手機，例如：Sony Ericsson W508、W902、W910與 W995，就導入心情點播器(SensMe)這項功能，可將音樂分為節奏快、節奏慢或者開心、難過這四個象限，使用者在選擇撥放音樂時，就可以依照象限來聆聽相關的音樂。歌曲分類雖然是簡單易懂的四個象限，可由使用者手動設定的方式將每一首歌做歸類，看似人性化的功能，但卻是須要透過人工的方式才可以完成。近年來有關於音樂資料分類的研究，也因使用上的需求，受到較高的關注[1][5][7][8][9][10][11][15][16][17][18]。

除此之外，音樂可以透過聽覺，刺激大腦的運作，音樂治療（Music therapy）就是利用樂音、節奏對生理疾病或心理疾病的患者進行治療的一種方式[12]。而現代人多數因生活壓力大，經常透過聽音樂來紓解壓力，在開車或讀書時，邊聽音樂也是一種提振精神的方法。但是要紓解壓力或是提振精神應該聽哪些類型的音樂呢？1925年德國Berger醫生[2]，發現人類腦部有四種腦波基值，分別是 $\beta$ (Beta)波、 $\alpha$ (Alpha)波、 $\theta$ (theta)波、與 $\delta$ (delta)波，人類通常在不同狀態下，這些腦波分別會有比較強烈呈現。其中， $\alpha$ 波的頻率介於8Hz-14Hz之間，圖1為由腦電波檢查(Electroencephalography簡稱EEG)之 $\alpha$ 波圖。當 $\alpha$ 波比較強烈呈現時，人的意識是清醒的，但身

體卻是放鬆的，通常是閉眼休息放鬆時就會出現，它提供意識與潛意識的橋樑，對放鬆紓壓有很大的幫助[3][4][12]。因此，在休閒時刻聽一些頻率接近 $\alpha$ 波的音樂，可透過諧波共振(Harmonic Resonance)原理，使與腦波同步，提高大腦 $\alpha$ 波的強度，因此得到放鬆紓壓效果。

市面上關於 $\alpha$ 波的音樂專輯如：

- (1) 巴洛克傑作 Masterworks
- (2) 心靈故鄉 The Journey Home
- (3) 心靈深處 Into The Deep
- (4) 蓋婭-大地之母 Gaia
- (5) 漫遊雲端 Cloudscapes

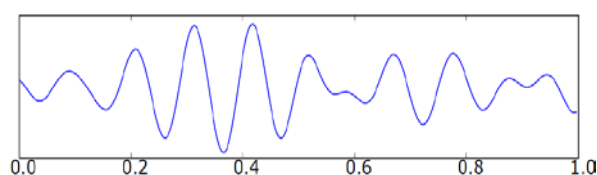


圖 1. EEG 檢測  $\alpha$  波 1 秒鐘頻率樣本[27]

音樂資料的內容(content)提供了多樣的特徵(features)可做為分析與查詢使用，例如：主旋律(key melody)、節拍(rhythm)與合弦(chord)等等，呈現出一首音樂曲風與特性。因此，以內容為主的音樂擷取(content-based music retrieval)，多年來是音樂資料庫研究的重要方向之一，而且也被當做數位音樂分類的重要參考依據。相關研究例如：Lin等學者的Music classification using significant repeating patterns[15]、Brecheisen等學者的Hierarchical genre classification for large music collections [5]、Cheng等學者的Automatic chord recognition for music classification and retrieval [8]、以及Lo等學者的Content-based music classification [17]與 Content-based multi-feature music classification[18]等，皆是探討以音樂內容來做音樂分類。不過這些可供電腦分類之研究報告，皆是對音樂的風格與流派(styles & genres)來分類，如：classical、pop、country、folk、jazz、rock等等。至今還未有相關研究與技術可對 $\alpha$ 波音樂做自動的分類，而必須靠專家的判別。

因此，本研究報告主要的目的在於提出一方法，將音樂特徵之分析，應用於可與腦波頻率同步而產生共振之 $\alpha$ 波音樂做電腦分類，以擴大目前以音樂內容為主的分類應用範圍。期望所研究出來的成果，不僅對於音樂資料分類的應用，可以有進一步擴展，同時也希望這個研究成果，在其他多媒體資料庫與音樂治療相關領域，也有它的應用價值。

本篇研究報告分為五個主要章節，第一章前言，針對腦波與音樂分類相關資訊做說明，以及我們的研究目的，第二章將現有與音樂分類相關之文獻做摘要簡介，接著於第三章中說明我們的研究方法，第四章對於我們的實驗結果進行分析。最後則是我們的結論。

## 2. 文獻探討

近年來有關於音樂電腦自動分類的方式，可分為兩個研究方向，一個是以音樂內容為基礎(music content-based)的分析分類方式，是利用旋律(melody)、節拍(rhythm)與合弦(chord)等等音樂特徵，當作分類的依據，如前述 Lin 等[15]、Brecheisen 等[5]與 Lo 等[17][18]。另外一個是以 learning machine 為分類方式，利用貝式分析、線性分析和類神經網路等方式來建立分類，Loh 等學者的 Extreme Learning Machine (ELM)[16]、Mandel 等學者的 Multiple-Instance Learning[19]與 Zhen 等學者的 Multi-modal Music Genre Classification [26]。而 Cheng 等學者的 automatic chord recognition[8]則是以音樂特徵之一的和弦為分類依據，但是也透過訓練等的學習機制來達成。此外，Myint 等學者於[20]研究中指出，人們會在不同的時間因不同的心情以選擇不同的音樂來聽，因此他們將音樂依心境(mood)層次自定 9 個 classes 來做分類，有別於一般的音樂分類。以下介紹幾個常見的音樂分類方式：

### 2.1 SRP-Based Classification

Lin 等學者於 [15] 中利用 significant repeating patterns 來做音樂資料的分類，以兩個音樂內容擷取的特徵(features)－旋律(melody)與節拍(rhythm)來代表音樂，以做為分類依據。重覆片段(repeating patterns)是指音樂中連續的片段，如：melody sequence 或 rhythm sequence，它重覆出現於音樂資料中至少 2 次或以上，這常常是判斷主旋律的依據。在很多音樂學及音樂心理學的研究中也認同重覆片段在音樂結構中為一普遍性的特徵[14][21]，因為重覆片段的長度比實際音樂短，因此若以重覆片段來表示實際音樂，則對與內容擷取的音樂搜尋，效能將會大大提升。作者將重覆片段做了一些的規範－maximum length、minimum length 與 minimum frequency 等，以產生 significant repeating patterns (SRP)，並提供方法來估算 SRP 於音樂分類的可用性(usefulness)，

以及與音樂類別的相關性。而人類的感知 (human perception) 與音樂理論 (musicology) 也被併入考量，以為做 SRP 比對時的相似計量。在經過 Usefulness of SRP for Classification、Similarity Measure for SRP Matching、以及 Class Determination 三個階段，透過公式計算，以最高分來決定一段音樂 (music piece) 是屬於那一類的音樂。

## 2.2 Hierarchical Genre Classification

Brecheisen 等學者於[5]中提出了階層式的曲風分類法 (hierarchical genre classification)，此方法可以處理音樂內容的多重特徵 (multiple features)，以達到較高的音樂分類準確度。此分類方法的基礎是使用到三種聽覺上 (acoustic realms) 的特徵 — 音色 (timbre)、節拍 (rhythm) 與音高 (pitch)。如此，一首音樂就可以此三特徵的多維向量 (multiple feature vectors) 來表示，而一段音樂就可以由一組特徵向量的集合來代表。接著將 feature vectors 做 hierarchical instance reduction，之後 reduced descriptions 再透過兩層的分類程式 (two layer classification process, 2LCP) 來處理階層分類問題，這過程還利用了 Support Vector Machines (SVM)[23] 做為分類者 (classifier)，經過訓練與歸類的程序。

## 2.3 Content-Based Multi-Feature Music Classification

Lo 等學者於[17]中提出了以內容為基礎的單特徵音樂分類方式，接著再於[18]中提出了以內容為基礎的多特徵音樂分類，讓音樂分類更為精確，使用的方法是找尋各別類型的音樂 (如：classic、pop、folk 或 jazz) 中可能有的音樂內容特徵性質，例如：那些音 (notes)、那些節拍 (rhythms) 以及那幾種前後音差變化 (pitch changes) 發生頻率較高與獨特性存在某類的音樂中。研究採取正向分析 (dense analysis) 與逆向分析 (rare analysis) 來進行，分別取樣 (sampling) 來計算發生頻率最高 (正向分析) 與發生頻率最低 (逆向分析) 的  $n$  個特徵值，再以此  $n$  個特徵值當做多維空間中的中心座標。如此，一首音樂可透過這相對的  $n$  個特徵值，加上應有的權重 ( $w_i$ )，以計算此音樂距離中心座標遠或近，即可據此來判斷其可能歸屬於那一類的音樂，分類給最近距離的音樂類別。

## 2.4 Extreme Learning Machine, ELM

ELM 是用來解決傳統類神經網路 (traditional neural networks) 的問題，Loh 等學者於[16] 提出了利用 ELM 來處理音樂資料的分類。ELM 技術處理出自於曲面的錯誤 (error surfaces) 的梯度下降 (gradient descent) 問題，而其倒傳遞學習演算法 (back-propagation learning algorithms) 已知是緩慢的，特別是當學習率參數小 (learning rate parameter small)，會增加收斂的時間。另一方面來說，較大的學習率，也可能形成無法收斂的網路。縱使全域的最低值 (global minimum) 比局部最低值 (local minimum) 都還低，Error Surface 演算法還是相當容易受到區域最小值 (local minima) 的影響，使得學習終止。ELM 也處理了過度學習 (over training) 的問題，增加了類神經網路的概括能力 (generalization capabilities)。

## 2.5 Chord Recognition

用來做音樂分類的 chord recognition system 是 Cheng 等學者於[8] 所提出來的，它分為兩個階段 (2 phases)。第一階段為 training phase，他們併用了  $N$ -gram model 於 Hidden Markov Model (HMM) 架構中[13] 做為和弦編曲 (chord transcriptions) 的訓練，以習得和弦發展 (chord progression) 的通則 (common rules)。第二階段為 testing phase，利用前置訓練獲得的模式 (pre-trained models)，chord sequence 可從 input 中被解碼 (chord decoding)，得以做音樂分類。同時作者也提出了兩個新的和弦特徵 — longest common chord subsequence 與 chord histogram，它們對音樂的分析 (analysis)、管理 (management) 與擷取 (retrieval)，都相當的有幫助。

## 2.6 Multi-modal Music Genre Classification

Zhen 等於[26]中指出，音訊 (audio signals) 並不適合直接用來做音樂的分類，他們利用 social tags (music-tags 與 artist-tags) 來做為分類的兩種方式。(1) 先將音樂資料集 (music dataset) 以 IBFFS (Interaction Based Forward Feature Selection) 演算法排除無關 (irrelevant) 與重複 (redundant) 的音訊特徵 (audio features)，將有用的音訊特徵兩兩配對，計算出其相關係數 (correlation coefficient)。接著利用機率模型

Latent Dirichlet Allocation (LDA) 來分析 music-tags 屬於每一類音樂分類的機率，再乘以 music-tag 的頻率，以決定它可能的分類。(2) 研究先建立 Genre Artist Seed Database (GASD)，以音樂家(music's artist)通常關聯於(associated)於那一音樂類別(music genres)，利用 artist-tags vectors 計算其相似度，以決定其類別。而 Support Vector Machine (SVM)也同樣再度在這裡被做為分類器。

## 2.7 Multilabel Music Mood Classification

Myint 等於[20]研究中指出，人們會在不同的時間因不同的心情以選擇不同的音樂來聽，因此他們將音樂依心境(mood)層次自定 9 個 classes 來做分類。首先他們設計了一個系統，經過 Song File → Extracting Music Piece include Verse & Chorus(此步驟為人工方式進行) → Framing and Blocking Self-Colored Segmentation → Feature Set Extraction 等步驟，最後將所萃取出特徵注入 Fuzzy Support Vector Machine (FSVM)來做音樂的分類，分類過程採用一對一多類分類方式(One-against-one multi-class classification method)以分類出所訂的 9 種層次。不過作者也指出，研究的驗證過程每一類只用了 20 首音樂，對 vector machine 的訓練不算足夠，可能影響分類的結果。

上述的音樂資料分類技術，都是為音樂風格與流派在做電腦分類，至今仍然未見有關對  $\alpha$  波音樂做自動分類的研究報告，目前所依靠的是專家們的專業認知在做分類。而本研究報告，即在提出一可以對  $\alpha$  波音樂做電腦分類的方法，讓使用者在音樂的分類選擇上，更有彈性與符合生活上的需求。此外，目前有少部份有關  $\alpha$  波音樂的研究，皆是在探討其在醫學上的影響[6][22][24][25]。

## 3. 研究方法

我們的研究方法從將音樂的特徵與分類方法來做探討。

### 3.1 音樂特徵

一首音樂的組成有三個基本要素，第一是音符，第二是節奏，第三是和聲，和弦也是和聲的一部分，除此之外，前後音差的變化與樂器的種類，也是形成音樂的重要特徵。

**音符(notes)** — 音樂旋律(melody)是由音符所組成，任何樂器演奏中央 C 上的 A 音符基頻皆為 440Hz，任兩個相接鄰的音高頻率比為  $\sqrt{2}$  (大約為 1.05946)，如此高八度的則為 880Hz，因中間隔了 12 個鍵，剛好是 2 倍。這些音符的頻率與這些音符的頻率與腦波的頻率差距很大，但是否有那些音符所組成的旋律比較可能與  $\beta$  腦波或  $\alpha$  腦波頻率達成諧波共振，像和聲般，是我們要做分析的第一步。

**節奏(rhythm)** — 節奏是一定速度的節拍，主要是利用速度的快慢和音調的高低把它們組合在一起。例如，2/2 拍就是強弱拍，也就是我們常聽到的「嘖恰」，那麼 3/4 拍是強弱弱，也就是「嘖恰恰」，我們常聽到的圓舞曲大部分就都是 3/4 拍，4/4 拍是強弱漸強漸弱等等。普遍人們的認知是快節奏比較能提振精神，而慢節奏比較能舒緩精神，但這與  $\beta$  波音樂與  $\alpha$  波音樂是否吻合，需要進一步的分析。

**和弦(chord)** — 和弦是指組合在一起的兩個或更多不同音高的音。和弦的結構類型很多，如果按照組成音的多寡來區分，和弦可以分為三和弦(triads)、七和弦(sevenths)及九和弦(ninths)等。如果按照和弦組成音之間的音程結構來分類，又可分為大和弦(major chord)、小和弦(minor chord)、增和弦(augmented chord)、減和弦(diminished chord)四種形態。各種和弦可以讓人聽起來有不同的感受，如：三級大和弦有悲愴的感覺、降七大和弦有豁然開朗的感覺、二級大和弦有突然飛上天的感覺。而這些和弦與感覺，是否能在  $\beta$  波音樂與  $\alpha$  波音樂中獲得相關聯，也是個可分析的方向。

**前後音差變化(pitch changes)** — 前後音差變化常用在哼唱的音樂搜尋，因每個人的音調(key)不同，往往無法正確的比對到音樂旋律，但利用前後音差變化形成的特徵來做音樂搜尋，則不會受到使用者不同音調的影響。一般熱門音樂，音差通常變化較大，比較能刺激精神的清醒，而抒情音樂傾向柔和，音差起伏較小，讓人情緒較為舒緩。這與  $\beta$  波音樂與  $\alpha$  波音樂也有異曲同工之妙的意義，也是可以探討的方向之一。

**樂器(musical instruments)** — 樂器的音頻就有高低之分，有許多音樂以不同樂器重新詮釋之後，可以成為  $\theta$  波音樂，用來幫助人們入眠，如：管絃樂器、深沉的西藏鼓、

兩滴聲相互共鳴，有幽靜深遠的音響效果，可組合成  $\theta$  波音樂。又如融合古典吉他、木笛，鳥鳴及微風輕拂，可以讓心靈沉澱、壓力消除、身心放鬆，可達  $\alpha$  波音樂的效果。我們也期望從透過  $\beta$  波音樂與  $\alpha$  波音樂中對樂曲中之樂器組合分析，能發現有意義的相連性。

基於音樂特徵分析之複雜度考量，以及既有研究基礎之延續性，本研究將優先以旋律(音符)、節奏與前後音差等音樂特徵來做為  $\alpha$  波音樂分類之分析考量。

### 3.2 分類方法

我們首先將採用 Lo 等學者於[17]中提出之利用音樂特徵中心座標距離分類法，以及 Lo 等於[18]中提出之正向分析法，以取樣(sampling)來計算發生頻率最高的  $n$  個特徵值  $x_1, x_2, \dots, x_n$  (如發生頻率最高的前  $n$  個音符之發生頻率)，再以此  $n$  個特徵值當做多維空間中的中心座標( $x_1, x_2, \dots, x_n$ )。如此，一首音樂可透過統計這相對的  $n$  個特徵值  $y_1, y_2, \dots, y_n$ ，以計算此音樂距離中心座標遠或近，來判斷其可能歸屬於那一類的音樂。而距離函式  $d(y_1, y_2, \dots, y_n)$  設計如公式(1)[17]：

$$d(y_1, y_2, \dots, y_n) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \dots (1)$$

例如：統計某一類音樂，它的音樂旋律，發生最高頻率的前三個音為 Mi(30%)、So(20%)、La(15%)，利用這些音發生的頻率當作分析之中心點座標( $x_1, x_2, x_3$ )=(0.3, 0.2, 0.15)。如果有一首音樂分析其旋律 Mi、So、La 發生的頻率為 0.4、0.3、0.25，帶入公式(1)求得距離如下：

$$\begin{aligned} d &= (0.4, 0.3, 0.25) \\ &= \sqrt{(0.3-0.4)^2 + (0.2-0.3)^2 + (0.15-0.25)^2} \\ &= 0.173205 \end{aligned}$$

透過公式(1)取得的距離，判斷該首音樂與哪一類音樂的中心點有最小的距離值，則將該首音樂分類到此類。以此分析出各類音樂最適合的分類特徵。

之後透過對  $\alpha$  波音樂分類的實驗結果，我們再進一步分析討論，以做為改良距離公式(1)必要性之參考。

## 4. 實驗結果

### 4.1 實驗設定

由於在市面上已被分類為  $\alpha$  波的音樂與專輯並不普遍，進一步能夠收集到的音樂樂譜與特徵更有限，因此，我們對已收集到之 58 首  $\alpha$  波音樂，記錄它們的旋律之音符組成、節拍與前後音差等音樂特徵，構成我們的  $\alpha$  波音樂資料庫，以做為研究分析。此外，我們的音樂資料庫，尚收錄有古典音樂(classic)、鄉村音樂(folk)、爵士音樂(jazz)、流行音樂(pop)等四類音樂各 150 首，合計有 600 首。

由於鋼琴有 88 個琴鍵，並不是所有鍵都會在主旋律中出現，因此，我們參考[17][18]之實驗方式，旋律音符只統計介於低音 Mi 與高高音 Do 之間的音符發生頻率，在此範圍外的音，則統計於其他(others)項目中。同樣的，節拍則統計常發生的 1/8 拍、1/4 拍、1/2 拍、3/4 拍、1 拍、1 1/2 拍、2 拍、3 拍、4 拍等拍子，不在這些節拍裡的，也是統計於其他(others)項目。而前後音差，例如：以+1 來代表後音比前音高一度音，而以-1 來代表後音比前音低一度音，餘此類推，則統計介於-11~+11 階音之間，小於-11 則統計為-others 項目，大於+11 則統計於+others 項目。

實驗的進行，我們分別對  $\alpha$  波音樂、古典音樂、鄉村音樂、爵士音樂、流行音樂等五類音樂，統計其各特徵之特徵值(發生頻率)，如： $\alpha$  波音樂旋律中各音符的發生頻率、各節拍的發生頻率、以及各可能前後音差的發生頻率。接著各特徵採用最高發生頻率的 3~7 個特徵值，來做為中心座標。接著我們將每一首  $\alpha$  波音樂分別統計其各特徵的特徵值，逐一與各類音樂特徵的中心座標計算距離，將  $\alpha$  波音樂分類到有最短距離的音樂類別去。最後統計被正確分類的百分比，亦即有多少  $\alpha$  波音樂被正確的分配到  $\alpha$  波音樂類，而有多少  $\alpha$  波音樂被錯誤分類了。

因此，實驗的分類方法分別對旋律音符、節拍、前後音差等統計之發生頻率進行分類分析，實驗結果可供我們研究與探討。

### 4.2 以旋律音符之分類分析

此實驗以旋律音符做分類分析，表 1 是從我們音樂資料庫所統計出之各類音樂發生頻率最高的 7 個音符之頻率(特徵值)。我們分別



取各類音樂之音符發生頻率最高的前3名至前7名( $n=3\sim 7$ )為音樂分類的中心座標,如classic(古典音樂)的前3名( $n=3$ )為高音 Do、高音 Re、以及中音 Si,其中心座標即為(0.0847、0.0821、0.0776)。接著我們逐一將每首  $\alpha$  波音樂取其與各類中心座標對應之音符發生頻率,用公式(1)來計算與各中心座標的距離。最後將此首  $\alpha$  波音樂分類到最短距離的音樂類別。實驗結果  $\alpha$  波音樂被分類到各類音樂的百分比呈現於圖 2。

於圖 2 中可知,  $\alpha$  波音樂被正確分類的效果並不佳,只在 24% 或以下。也就是多數的  $\alpha$  波音樂被分類到錯誤的類別去,而其中,古典音樂(classic)反而被分配到比較多的  $\alpha$  波音樂,這可能是古典音樂比較接近  $\alpha$  波音樂,而常被用來休閒時播放,如在餐廳或休閒場所。

表 1. 旋律音符發生頻率最高前 7 名統計

排名	alpha		classic		folk		jazz		pop	
	音符	頻率	音符	頻率	音符	頻率	音符	頻率	音符	頻率
1	高音 Do	0.0933	高音 Do	0.0847	中音 Mi	0.1437	中音 Mi	0.1314	高音 Do	0.1205
2	中音 So	0.0877	高音 Re	0.0821	中音 So	0.1237	中音 So	0.1242	中音 So	0.1049
3	中音 La	0.0861	中音 Si	0.0776	中音 Do	0.1211	中音 La	0.1088	中音 La	0.1042
4	高音 Re	0.0859	高音 Mi	0.0759	中音 Re	0.1075	中音 Do	0.0958	中音 Mi	0.0953
5	中音 Si	0.0828	中音 La	0.0746	中音 La	0.0979	中音 Re	0.093	高音 Re	0.0812
6	中音 Fa	0.0753	中音 So	0.0729	高音 Do	0.0899	高音 Do	0.0907	中音 Fa	0.0724
7	高音 Mi	0.0746	高音 Fa	0.0677	高音 Re	0.0574	中音 Fa	0.0615	中音 Si	0.0697

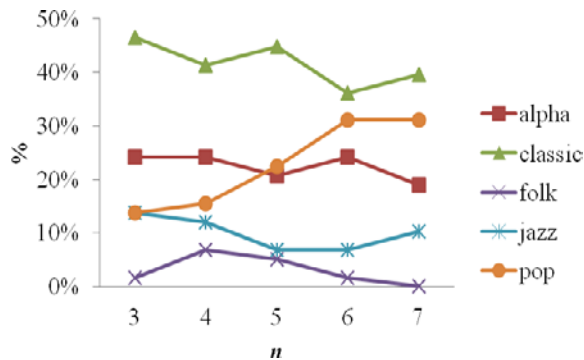


圖 2. 以旋律音符之分類百分比

### 4.3 以節拍之分類分析

此節以音樂節拍做分類分析,實驗方法與前一節旋律音符分類分析一樣,僅是以節拍取代了音符。各類音樂之節拍發生頻率最高之前七名統計於表 2。以節拍發生頻率做為分類中心點,實驗結果如圖 3 所示。

依圖 3 顯示,以節拍對  $\alpha$  波音樂實驗分類的結果依舊不佳,雖然較音符的分析穩定,不會隨採用的節拍數增加造成曲線太大的變

動,但分類正確的百分比只在 19%~22% 之間,實屬偏低。而爵士音樂(jazz)在這個實驗裡,被分配到了較多的  $\alpha$  波音樂,但也只在 40% 左右,也不能算是多數。

表 2. 節拍發生頻率最高前 7 名統計

排名	alpha		classic		folk		jazz		pop	
	節拍	頻率	節拍	頻率	節拍	頻率	節拍	頻率	節拍	頻率
1	1/2	0.4451	1/2	0.3509	1/2	0.4559	1/2	0.5006	1/2	0.4608
2	1	0.2390	1/4	0.2789	1	0.2555	1	0.2429	1	0.1965
3	1/4	0.1368	1	0.2391	1/4	0.1634	1/4	0.0842	1/4	0.194
4	2	0.0568	2	0.049	2	0.0407	2	0.0668	2	0.0575
5	1 1/2	0.0401	1/8	0.0214	3	0.0213	1 1/2	0.036	1 1/2	0.0292
6	others	0.0307	3	0.0199	4	0.0201	3	0.0282	3	0.0233
7	3/4	0.0202	3/4	0.0163	1 1/2	0.0187	4	0.0273	4	0.0183

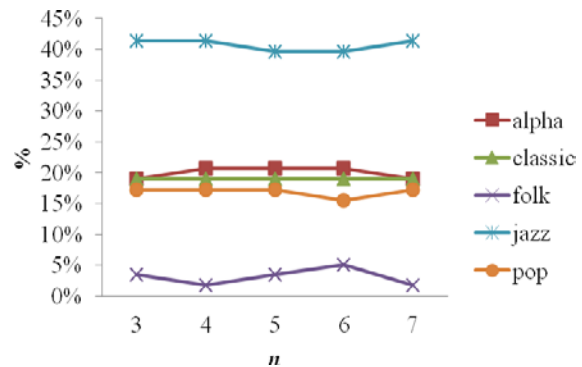


圖 3. 以節拍之分類百分比

### 4.4 以前後音差之分類分析

本節我們探討以前後音差來對  $\alpha$  波音樂做分類分析,實驗方法仍然與前兩節旋律音符與節拍之分析一樣,但以前後音差之變化來取代為實驗特徵。如此,我們的音樂資料庫中各類音樂之前後音差最高七個發生頻率,統計於表 3。而  $\alpha$  波音樂以前後音差分析被分類到各類音樂的統計百分比,則顯示於圖 4 中。

從圖 4 中我們發現了有趣的結果,高達 90% 以上的  $\alpha$  波音樂,可以被正確的分類到  $\alpha$  波音樂類,僅有少數被錯誤分到其他的音樂類別。而且當增加前後音差數來當中心座標時,被正確分類的百分比也隨之提高,可達 98%。因此,古典、鄉村、爵士、搖滾等音樂的百分比曲線都幾乎在 10% 以下,甚至多數情況在 0% 左右。我們進一步的分析其原因,  $\alpha$  波音樂前後音差發生頻率最高的前兩名為 -1 度音與 +1 度音,其發生頻率總和超過 55.6%。反觀其他四類音樂前後音差發生頻率最高的前兩名,卻都是 -2 度音與 +2 度音,與  $\alpha$  波音樂有顯著的不同。從這實驗與分析的結果,  $\alpha$  波音樂前後音

差應該是傾向比較緩和的，也就是前後音符比較不會有高低落差太大的情形。此也反映出  $\alpha$  波音樂是比較舒緩的，這對人們休息放鬆心情時偏好聽的音樂，應是一致的。

表 3. 前後音差發生頻率最高前 7 名統計

排名	alpha		classic		folk		jazz		pop	
	前後音差	頻率	前後音差	頻率	前後音差	頻率	前後音差	頻率	前後音差	頻率
1	-1	0.2829	-2	0.198	-2	0.2949	-2	0.2725	-2	0.2397
2	1	0.2747	2	0.1601	2	0.2084	2	0.211	2	0.2038
3	-2	0.0937	-1	0.0789	-3	0.076	-1	0.0821	-3	0.0755
4	2	0.0848	1	0.0633	3	0.0732	-3	0.0808	3	0.0743
5	3	0.0534	3	0.0598	-1	0.073	3	0.0791	-1	0.0707
6	-3	0.0452	-3	0.0589	1	0.0599	1	0.0598	1	0.0622
7	4	0.0336	5	0.0469	4	0.0395	5	0.0385	5	0.0406

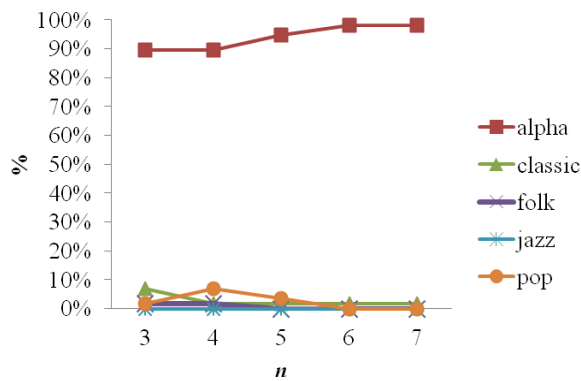


圖 4. 以前後音差之分類百分比

## 5. 結論

人們放鬆休息的時候，腦部訊號會產生一種  $\alpha$  腦波，相關研究指出，透過一些音樂之音頻可與腦波頻率達到諧波共振，以促進人腦中  $\alpha$  波的強度，可使更放鬆紓壓，這些音樂可稱做為  $\alpha$  波音樂。到目前為止，對於  $\alpha$  波音樂之分類，都必須靠專家以人工方式進行。而如何利用電腦來幫助區分有那些音樂屬於  $\alpha$  波音樂，是本研報告嘗試要解決的問題。我們針對已收集到之  $\alpha$  波音樂，記錄它們的旋律音符、節拍與前後音差等特徵，再加入古典音樂、鄉村音樂、爵士音樂、以及搖滾音樂之特徵因子參與分類，透過各音樂特徵之最高發生頻率為中心座標，每首  $\alpha$  波音樂計算其與各類音樂中心座標之距離，以最小距離為分類之音樂類別。在我們的研究實驗結果，指出前後音差是最適合用來區分出  $\alpha$  波音樂的重要特徵，有 90% 以上甚至高達 98% 的  $\alpha$  波音樂可以被正確的分類。

未來研究方向，將持續搜集  $\alpha$  波音樂，以擴充  $\alpha$  波音樂之實驗樣本數。此外，和弦與樂

器種類，也可能是  $\alpha$  波音樂的重要特徵，是否可以更加提高對  $\alpha$  波音樂的正確分類，也值得我們做進一步的探討。

## 參考文獻

- [1] C. Anagnostopoulou and G. Westermann, "Classification in Music: A Computational Model for Paradigmatic Analysis," *Proceedings of the International Computer Music Conference*, 1997.
- [2] H. Berger (Author), P. Gloor (Editor), *On the Electroencephalogram of Man* (Electroencephalography and Clinical Neurophysiology Supplement No. 28), Elsevier Science Ltd, October 1969, ISBN-10: 0444407391.
- [3] E. Basar, *EEG Brain Dynamics*, Elsevier Science, Amsterdam, 1980.
- [4] E. Basar, *Dynamics of Sensory and Cognitive Processing by the Brain*, Springer Verlag, Berlin, Germany, 1988.
- [5] S. Brecheisen, H.-P. Kriegel, P. Kunath, and A. Pryakhin, "Hierarchical Genre Classification for Large Music Collections" *IEEE 7th international conference on multimedia and Expo*, pp. 1385-1388, 2006.
- [6] B.S. Bhattacharya, D. Coyle, and L. Maguire, "Thalamocortical circuitry and alpha rhythm slowing: An empirical study based on a classic computational model," *the 2010 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 1-7, 2010.
- [7] W. Chai and B. Vercoe, "Folk Music Classification Using Hidden Markov Models," *Proceedings of International Conference on Artificial Intelligence*, 2001.
- [8] H. T. Cheng, Y. H. Yang, Y. C. Lin, and H. H. Chen, "Automatic Chord Recognition for Music Classification and Retrieval," *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pp.1505-1508, 2008.
- [9] R. B. Dannenberg, B. Thom, and D. Watson, "A Machine Learning Approach to Musical Style Recognition," *Proceedings of International Computer Music Conference*, 1997.
- [10] Z. Fu, G. Lu, K. M. Ting and D. Zhang, "Learning Naive Bayes Classifiers for Music Classification and Retrieval," *20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pp. 4589-4592, 2010.
- [11] Z. Fu, G. Lu, K. M. Ting and D. Zhang, "A Survey of Audio-based Music Classification

- and Annotation,” *IEEE Transactions on Multimedia*, Vol. 13, No. 2, pp. 303-319, 2011.
- [12] K. D. Goodman, *Music Therapy Education and Training: From Theory to Practice*, Springfield, Illinois: Charles C. Thomas., 2011, ISBN 0-398-08609-5 .
- [13] X. Huang, A. Acero, and H.-W. Hon, *Spoken Language Processing: A Guide to Theory, Algorithm and System Development*, Prentice Hall, 2001.
- [14] C. L. Krumhansl, *Cognitive Foundations of Musical Pitch*, Oxford University Press, New York, 1990.
- [15] C-R. Lin, N-H. Liu, Y-H. Wu, and A. L. P. Chen, “Music Classification Using Significant Repeating Patterns,” *Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag*, Vol. 2973, pp. 506-518, 2004.
- [16] Q. J. B. Loh, and S. Emmanuel, “ELM the Classification of Music Genres,” *ICARCV’06. 9th International conference on Control, Automation, Robotics and Vision*, pp. 1-6, 2006.
- [17] Y. L. Lo and Y. C. Lin, “Content-Based Music Classification,” *The 3rd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology (IEEE ICCSIT 2010)*, Chengdu, China, pp. 112-116, 2010 .
- [18] Y. L. Lo and Y. C. Lin, “Content-Based Multi-Feature Music Classification,” *International Conference on Innovation and Management (IAM2012)*, Republic of Palau, 2012.
- [19] I. Mandel, and P. W. Ellis, “Multiple-Instance Learning for Music Information Retrieval,” *9th International Conference on Music Information Retrieval*, pp.577-582, 2008.
- [20] E. E. P. Myint and M. Pwint, “An Approach for Multilabel Music Mood Classification,” *2nd International Conference on Signal Processing Systems (ICSPS)*, pp. 290-294, 2010.
- [21] E. Narmour, *The Analysis and Cognition of Basic Melodic Structures*, The University of Chicago Press, Chicago, 1990.
- [22] S. Nepal and M. V. Ramakrishna, “Query Processing Issue in Image (Multimedia) Databases,” *Proceedings of the International Conference on Data Engineering*, pp.22-29, 1999.
- [23] V. N. Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory*, New York, Springer-Verlag, 1995.
- [24] K. Vijayalakshmi, S. Sridhar, and P. Khanwani, "Estimation of effects of alpha music on EEG components by time and frequency domain analysis," *International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCCE)*, Kuala Lumpur, Malaysia, pp. 1-5, 2010.
- [25] S. Vakili, N. Tehranchian, M. Tajziehchi, and I.M. Reza zadeh, and Xiangyu Wang, "An empirical study on the relations between EEG alpha-beta entropy & EQ- IQ test scores," *The 2012 IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI)*, pp. 301-304, 2012.
- [26] C. Zhen and J. Xu, “Multi-modal Music Genre Classification Approach,” *3rd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology (ICCSIT)*, pp. 398-402, July 2010.
- [27] H. Gamboa, "Alpha Wave", Wikipedia, Dec. 2005.  
[http://en.wikipedia.org/wiki/Alpha\\_wave](http://en.wikipedia.org/wiki/Alpha_wave)