

以內容特徵為基礎之 Alpha 波音樂曲風探討

羅有隆

朝陽科技大學資訊管理系
yllo@cyut.edu.tw

邱千瑜

朝陽科技大學資訊管理系
ciouyu09@gmail.com

摘要

當人們在閉上眼睛放鬆休息但意識清楚時，腦部訊號會產生一種頻率介於 8~14Hz 間的 α 波。許多的醫學相關研究報告指出，一些特定的音樂可以與人腦的 α 波產生共振，增加強度，對於放鬆紓壓有很大的幫助。目前 α 波音樂的判別，皆需靠著專家以人工的方式進行，因此，已被歸類為 α 波的音樂並不普遍。此外，現今的研究報告，也少有針對 α 波音樂進行相關分析及討論。本研究報告將利用音樂內容特徵，分析 α 波音樂的屬性，檢視 α 波音樂是否與某類曲風的音樂較為接近，以做為推薦。在電腦自動判別 α 波音樂尚未被發展出來前，期望可以藉由聆聽近似 α 波音樂曲風的音樂，達到放鬆紓壓之效果。

關鍵詞：多媒體資料庫、音樂資料庫、 α 波音樂、音樂分類

Abstract

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, this alpha wave music can improve more relaxing for people and are very helpful when they need to take a rest. Currently, due to the alpha wave music is classified manually by expertise only, the alpha wave music is not popular in the market. Till now, there is few research reports studied about automatic classification of alpha wave music. In this research, we will investigate the content-based features of the alpha wave music and use them to analyze the similarity between alpha wave music and existing music genres. The purpose of this research is to find a music genre which alpha wave music is closest to, such that we can

recommend user to listen that kind of music genre for relaxing before the scheme of automatic classification of alpha wave music being developed.

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

1. 前言

近年來針對音樂內容擷取之研究，受到了相當的重視[5][12][15][16]，相關之研究議題有一特徵擷取(feature extraction)、多特徵索引(multi-feature indexing)、近似搜尋(approximate searching)、以及音樂的分類(classification)等等，皆在幫助使用者可以簡單快速的搜尋到所需之音樂。

透過聆聽音樂可以刺激大腦的運作，音樂治療 (Music therapy) 是對生理疾病或心理疾病的患者藉由樂音、節奏進行治療[9]。現代人經常透過聽音樂來舒緩生活壓力，在讀書或開車時透過聽音樂而提振精神。1925 年德國貝克醫生，發現人類在不同的狀況下，相對應的腦波會呈現較為強烈，而人類腦部可分為 β (Beta) 波、 α (Alpha) 波、 θ (Theta) 波、與 δ (Delta) 波四種腦波基值。利用音樂與腦波的共振，可因而達到增強腦波的效果[4]，以下將針對四種腦波進行說明：[2][3][9][16]

β 波 (>14Hz) 透過腦電波檢查 (Electroencephalography, EEG) 如圖 1 所呈現，當 β 呈現較為強烈時，是人在清醒且專注、思考、緊張的狀態，隨著 β 波增加，精神逐漸呈現緊張的狀態，隨時為因應外在環境做準備。透過諧波共振的原理，人們可以在開車、讀書時，聆聽有關 β 波音樂以增加專注力與提振精神，市面上有關 β 波音樂專輯如：[16]

- 提昇記憶力 Remembrance
- 巴洛克花園 Baroque Garden for Concentration
- 愛因斯坦的夢 Einstein's Dream
- 羅伯山的天空 Seasons at Roberts Mountain
- 水上音樂 Water Music

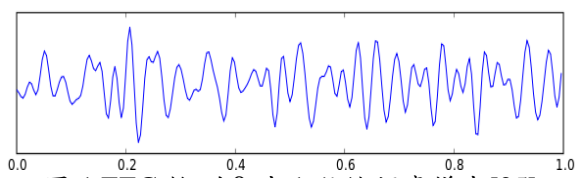


圖 1.EEG 檢測 β 波 1 秒鐘頻率樣本[25]

α 波(8-14HZ)的 EEG 波圖如圖 2，可以觀察到 α 波相較於 β 波振幅較小且波長較長。 α 波會呈現較為強烈的狀態，通常是人們在閉上眼睛放鬆休息但意識清楚時，他提供意識與潛意識的橋樑，對於放鬆紓壓有很大的幫助。透過諧波共振的原理，可在休息時可以聽有關 α 波的音樂，有助於心情的放鬆， α 波的音樂專輯如：[16]

- 巴洛克傑作 Masterworks
- 心靈故鄉 The Journey Home
- 心靈深處 Into The Deep
- 蓋婭-大地之母 Gaia
- 漫遊雲端 Cloudscapes

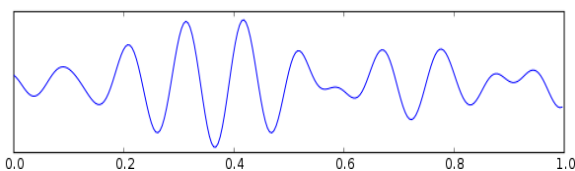


圖 2.EEG 檢測 α 波 1 秒鐘頻率樣本[26]

θ 波(4-8Hz)的 EEG 波圖如圖 3，可看出振幅較小。 θ 波會呈現較為強烈的狀態，通常是人們在意識中斷，身體呈現深層的放鬆，剛進入睡眠時，對於觸發深層記憶、強化長期記憶有很大的幫助。利用共振原理，激發有助於睡眠之腦波，幫助睡眠。此類音樂多為利用原有的音樂，使用不同樂器重新詮釋成舒眠音樂， θ 波音樂專輯如：甜夢 Sweet Dreams。

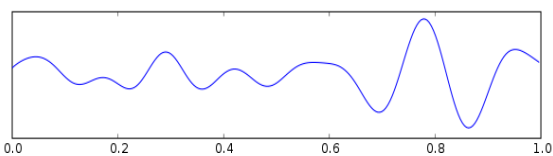


圖 3.EEG 檢測 θ 波 1 秒鐘頻率樣本[27]

δ 波(0.4-4Hz) EEG 波圖如圖 4，可看出振幅相當小。 δ 波會呈現較為強烈的狀態，通常是人們在深層睡眠，無意識。人們的睡眠品質的好壞與 δ 波有非常直接的關係。此類音樂可以幫助進入深層睡眠，大多為大自然的聲音，如鳥鳴、流水聲、海浪聲……等等。 δ 波音樂專輯如：深沈睡眠能量回復 Sleep & Rejuvenation。

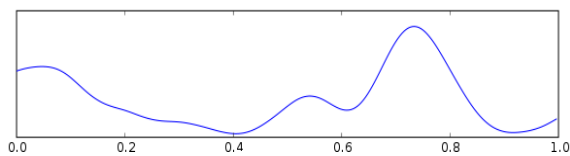


圖 4.EEG 檢測 δ 波 1 秒鐘頻率樣本[28]

音樂資料的內容(content)提供多樣的特徵(features)，例如：主旋律(key melody)、節拍(rhythm)與和弦(chord)等等，這些皆可呈現出一首歌的曲風與特色，甚至可以作為分析與查詢。因此，以內容為主的音樂擷取(content-based music retrieval)，是多年來音樂資料庫研究的重要方向之一，且也被當作音樂分析與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[12]、Brecheisen 等學者的 hierarchical genre classification for large music collections [6]、Cheng 等學者的 automatic chord recognition for music classification and retrieval[8]，Lo 等學者的 Content-based music classification[13]與 Content-based multi-feature music classification [14]等皆是探討以音樂內容來做音樂分類。然而以上之音樂分類，大部分都是針對音樂的風格(styles)與流派(genres)來分類，如：藍調(blue)、古典(classical)、搖滾(pop)、鄉村(folk)、爵士(jazz)等等。而 Lo 等學者於[16]的 α 波音樂之分類有針對腦波音樂進行研究，則是針對專家已完成鑑定的音樂來尋找可能之共同特徵，尚無法證明套用於未被專家鑑定之 α 波音樂的準確度。

本研究之主要目的在於對 α 波音樂擷取其內容特徵，分析其與現有音樂類型(genres)的可能相關性，以了解 α 波音樂在屬性上的可能關聯。因為到目前為止， α 波音樂僅能透過專家鑑定，尚無法藉由電腦自動判定而來，因此市面上已被鑑定確認的 α 波音樂尚不普遍。所以，我們這個研究期盼所提出的研究成果，可以發現與 α 波音樂相似的音樂曲風類型，使人們藉由聆聽此種音樂曲風而達到與 α 波音樂相同的效果。同時也希望此研究成果對於音樂資料的自動分類也能有進一步的貢獻，也希望在多媒體資料庫研究，以及音樂治療相關領域也能有其他的應用價值。

2. 文獻探討

近年來有關於音樂的自動分類方式受到熱烈探討，其研究主要可分為兩個方向：

以音樂內容為基礎(music content-based)的分析分類方式—它是利用旋律(melody)、節拍(rhythm)與和弦(chord)等等音樂特徵，作為分類的依據，如前所述 Lin 等[12]、Brecheisen 等[6]與 Lo 等[13][14][16]。

以 machine learning 作為分類方式—它是利用貝式分析、線性分析和類神經網路等來建立音樂分類，如：Loh 等學者的 Extreme Learning Machine (ELM)[17]與 Mandel 等學者的[18]。

除此之外，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，但也必須透過訓練等的學習機制完成。以及，Myint 等學者於[19]中，指出人們在不同的時間因不同的心情會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，不同於一般的音樂分類，以下則簡要介紹幾個音樂分類的方式：

2.1 SRP-Based Classification

Lin 等學者於[12]中利用顯著重覆片段(significant repeating patterns)來做音樂資料的分類，且以兩個於音樂內容擷取(content-based music retrieval)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：旋律序列(melody sequence)或節拍序列(rhythm sequence)，它重覆出現於音樂資料中至少 2 次或以上，這常常是自動判斷主旋律的依據。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[11][20]，因為重覆片段的長度較實際音樂短，因此若以重覆片段來表示實際音樂，則對以內容擷取式的音樂搜尋，將會使其效能大大提昇。作者將重覆片段做了一些的規範—最長(maximum length)、最短(minimum length)與最小頻率(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—用於分類的有效 SRP(Usefulness of SRP for Classification)、近似評估相稱的 SRP(Similarity Measure for SRP Matching)、以及類別決定(Class Determination)等三個階段，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[6]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(feature vectors)的集合來代表。接著將這集合裡的特徵向量做階層式的實例遞減(hierarchical instance reduction)，而遞減後的種類(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，這過程還利用了支持向量機(Support Vector Machines, SVM)[21]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[13]中提出了以音樂內容為基礎的單特徵音樂分類方式，後來於[14]中提出以音樂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：哪些音(notes)、哪些節拍(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。

此外，Lo 等於[16]提出了“Content-based Classification of Alpha Wave Music”利用[14]未加權重的多特徵距離公式分析得到，音樂的前後音差似乎可以有效的將已經判定為 alpha 波的音樂分類出來，但是此分類方法對尚未經過判定的 alpha 波音樂，是否可以獲得與專家判定具有一致的結果，則尚有待獲得證實。以及於[23][24]針對權重新設計後，在音符以及前後音差的實驗結果得到，classical 曲風與 α 波音樂較為相似。

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[17]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, 增加類神經網路的概括能力(generalization capabilities)。

2.5 Multiple-Instance Learning

Mandel 等學者於[18]中分析了多實例學習(multiple-instance learning)的音樂資料分類法。作者未提出新的技術, 而是分析與比較 mi-SVM algorithm[1] 與 Multiple-Instance Learning via Embedded Instance Selection(MILES)[7], 兩演算法應用於音樂分類之優劣。依據實驗的結果, 其結論是 mi-SVM 優於 MILES, 能較精確的做音樂資料的分類。

2.6 Chord Recognition

用來做音樂分類的和弦辨識系統(chord recognition system)是 Cheng 等學者於[8]所提出來的, 它分為兩個階段。第一階段為訓練階段(training phase), 他們併用了 N-gram model 於 Hidden Markov Model(HMM)架構中[10], 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)。第二階段為測試階段(testing phase), 利用前置訓練獲得的模式(pre-trained models), 和弦序列(chord sequence)可從輸入(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—最長共同和弦子序列(longest common chord subsequence)與和弦直方圖(chord histogram), 它們對音樂的分析、管理與擷取(retrieval), 都相當的有幫助。

2.7 Multi-modal Music Genre Classification

Zhen 等於[22]研究報告中指出, 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)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。

2.8 Multi-Label Music Mood Classification

Myint 等於[19]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, 經過歌曲檔(Song File)→ 萃取音樂片斷(Extracting Music Piece), 包括小節(Verse)與合聲(Chorus), 此步驟為人工方式進行 → 加框與封塊(Framing and Blocking) → 單色區塊(Self-Colored Segmentation)→ 特徵集合萃取(Feature Set Extraction)等步驟, 最後將所萃取出來的特徵注入一 模糊支持向量機(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。

以上介紹的音樂資料分類技術, 都是以音樂風格(styles)與流派(genres)在做電腦分類, 其中 Lo 等[16]的 α 波音樂分類, 也是將 α 波音樂當成一個特定的曲風來分類, 但此研究尚未證實未來能與音樂專家判定的結果可以一致。因此, 在電腦尚未能證實可以正確自動判定 α 波音樂, 且專家也未能普遍判定以供人們需求前, 我們希望透過對各類曲風(genres)的音內容做多特徵的分析, 以期發現與 α 波音樂有著相似的音樂曲風類型, 如此可以推薦使用者, 藉由聆聽此種音樂曲風而達到與聽 α 波音樂有相同的效果。

3. 研究方法

我們的研究方法是從音樂的特徵與比對方法兩方面來做說明。

3.1 音樂特徵

一首音樂的組成有三個重要的基本要素，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，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 $\sqrt[12]{2}$ (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。這些音符的頻率與腦波的頻率差距很大，但是否有哪些音符所組成的旋律比較可能與 α 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 α 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 α 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 β 波音樂與 α 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。

基於音樂特徵分析之複雜度考量，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 α 波音樂比對之分析考量。而和弦則是變化太多，一類和弦就可以有很多不同音的組合，歸類不易，本研究暫不予考慮。

3.2 比對方法

我們的研究將採用兩個計算距離的公式，以及機器學習(machine learning)的方法，三方面來進行比對，以協助我們了解 α 波音樂與何種音樂曲風比較接近。以下分別詳細說明各公式計算與分類方法。

3.2.1 音樂特徵的距離公式

Lo等學者於[16]中以音樂特徵座標的距離的公式，進行 α 波音樂分類的分析。研究中，對同類曲風的音樂取樣(sampling)來計算發生頻率最高的 n 個特徵值 x_1, x_2, \dots, x_n ，再以此 n 個特徵值做為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相對應的 n 個特徵值 y_1, y_2, \dots, y_n ，以此計算此首音樂距離各類曲風音樂之中心座標的遠或近，如此就可判斷其可能歸屬於哪一類曲風的音樂。而所採用距離函式 $d(y_1, y_2, \dots, y_n)$ ，設計如公式(1)：

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

例如：統計某類音樂，其所屬音樂的旋律中，發生頻率最高前三個音為Do(40%)、Mi(30%)、La(20%)，則此類音樂的中心座標 $(x_1, x_2, x_3) = (0.4, 0.3, 0.2)$ 。若有一首音樂之旋律(Do, Mi, La)的發生頻率為(0.35, 0.15, 0.1)則可帶入公式(1)可求得距離如下：

$$\begin{aligned} d(0.35, 0.15, 0.1) &= \sqrt{(0.4 - 0.35)^2 + (0.3 - 0.15)^2 + (0.2 - 0.1)^2} \\ &= 0.1871 \end{aligned}$$

透過公式(1)，可計算出每首音樂與各音樂曲風之間距離，而有著距離最短的曲風，則代表此首音樂可能被歸類於該曲風。

3.2.2 音樂特徵具權重的距離公式

我們也另外推演出更適合我們研究的權重公式 $wd(y_1, y_2, \dots, y_n)$ ，於公式(2)。公式中各變

數代表的定義與公式(1)相同，但多了 w_i ，則是權重的參數，代表第 i 特徵值(座標)的權重。而當權重 w_i 的值皆為 1 時，則是與公式(1)相同。

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

例如：統計某類音樂，其所屬音樂的旋律中，發生頻率最高前三個音為 Do(40%)、Mi(30%)、La(20%)，則此類音樂的中心座標 $(x_1, x_2, x_3) = (0.4, 0.3, 0.2)$ 。若有一首音樂之旋律(Do, Mi, La)的發生頻率為(0.35, 0.15, 0.1)，而權重值 w_i 假設與對應的中心座標值相等，如此發生頻率越高的音，相對的權重值就越大，以代表它的重要性，如此可帶入公式(2)可求得距離如下：

$$\begin{aligned} wd(0.35, 0.15, 0.1) \\ = \sqrt{(0.4(0.4 - 0.35))^2 + (0.3(0.3 - 0.15))^2 + (0.2(0.2 - 0.1))^2} \\ = 0.0532 \end{aligned}$$

透過公式(2)，可計算出每首音樂與各音樂曲風之間距離，而有著距離最短的曲風，則代表該首音樂可能被歸類於該曲風。

3.2.3 Machine Learning

機器學習(machine learning)演算法是一種從樣本數據中分析獲得規律，並利用規律對未知數據進行自動預測的演算法，它也經常被應用於資料分類上，如：[17][18]。因此，我們也希望透過機器學習的技術，分析各音樂曲風之特徵的規律性，以進行 α 波音樂的分類分析。而在此研究，我們機器學習演算法，將採用支持向量機，透過 LIBSVM[29]以及 MATLAB[30]實現，以下分別針對支持向量機以及 LIBSVM 進行說明：

支持向量機(Support Vector Machine, SVM) — 是一種用於統計分類以及回歸分析的方法。在已經分類好的資料空間中，進行訓練(training)找出一個超平面(Hyper-plan)以此建立分類模型，利用模型對未被分類進行測試得到分類結果。

LIBSVM (A Library for Support Vector Machines) — 是由台灣大學林智仁教授等所開發，提供簡單易於使用的支持向量機分類(C-SVC, nu-SVC)以及回歸分析(epsilon-SVR, nu-SVR)，且支援多類分類。LIBSVM 的特點如下：

- 提供不同的 SVM 公式
- 有效的處理多類分類

- 透過交叉驗證選擇模型
- 機率預估
- 多種核心函數
- 透過加權 SVM 的處理不平衡的數據
- 提供 C++和 Java 的源代碼
- SVM 分類與回歸的圖式介面
- 在 Python、R、MATLAB、Perl、Ruby、Weka、Common LISP、CLISP、Haskell、OCaml、LabVIEW、和 PHP 的介面中可透過 C#、.NET 和 CUDA 的擴充使用。
- 可在部分資料探勘的環境使用：RapidMiner、PCP 和 LIONSolver。
- 可透過自動化模式選擇產生交叉驗證準確度的輪廓。

在 SVM 實驗中將會透過兩種數據進行實驗，第一種是利用發生頻率，先將各類曲風的每首歌採用發生頻率最高的 n 個特徵值 x_1, x_2, \dots, x_n 進行 SVM 的分類訓練，透過由訓練階段所得到之模型，將想判斷其可能歸屬之音樂的全部發生頻率進行測試，以得到分類結果。例如：統計某類音樂，其所屬音樂的旋律中，發生頻率最高前三個音($n=3$)為 Do、Mi、La，則擷取此類每首音樂 Do、Mi、La 發生頻率一首一首分別進行訓練，測試階段則是將欲分類之音樂的全部音符發生頻率進行，得到的結果代表該首音樂可能被歸類之曲風。

SVM 第二種實驗則是利用公式(2)，從公式(2)可得出每首音樂與各音樂曲風中心座標之距離，以此作為 SVM 分類訓練，測試階段則是同樣採用公式(2)計算得出音樂與各曲風距離，以此得到歸類結果。例如：統計某類音樂，其所屬音樂的旋律中發生頻率最高前三個音($n=3$)進行公式(2)的計算，將此類每一首歌與各曲風中心座標之距離一一進行訓練，一首音樂欲進行分析時，則是取與各曲風相對應音符發生頻率最高前三個音($n=3$)，透過公式(2)計算，再利用此首音樂與各曲風之距離進行測試，得到此首音樂所歸屬之曲風。

3.3 研究流程

我們的實驗流程如圖 5，使用距離公式、權重距離公式、以發生頻率進行 LIBSVM 以及以權重距離公式進行 LIBSVM 四種方法，針對三種音樂特徵值去分析 α 波音樂被分類至各曲風之比率，從得到的比率中比較分析 α 波音樂之各音樂特徵值與何種曲風較為相似，再從相

似之曲風中進行分析，找出同時符合各音樂特徵值之歌曲，使得到近似 α 波音樂之樂曲。

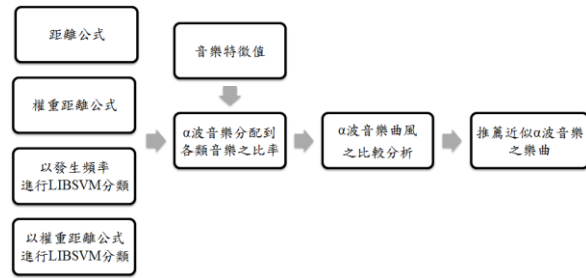


圖 5.實驗流程圖

4. 實驗分析

4.1 實驗設定

為研究 α 波音樂的曲風傾向，我們於實驗資料庫中，分別建立真實音樂資料的古典音樂(classical)、流行音樂(pop)、鄉村音樂(folk)、爵士音樂(jazz)、與藍調音樂(blue) 等曲風的音樂各 150 首，由於已被專家認定為 α 波音樂在市面上並不常見，因此本研究 α 波音樂盡可能的收錄到了 87 首，因此音樂資料庫合計共 837 首音樂。實驗中採用旋律音符、節拍、前後音差做為音樂特徵，分析其所發生的頻率，再透過距離公式以及 LIBSVM 判別可能接近的音樂曲風。

在音樂特徵中，參考[13][14]中實驗方式，音符統計範圍在低音 Mi 到高高音 Do，此範圍以外的發生頻率則歸類於其他(other)。節拍則是 4 拍、3 拍、2 拍、1 1/2 拍、1 拍、3/4 拍、1/2 拍、1/4 拍、1/8 拍，非以上節拍將歸類於其他(other)。前後音差則後面比前面高一度音則歸類為+1，低一度音則歸類為-1，以此類推統計範圍為-11~+11，而低於-11 將會歸類於-other，高於+11 則歸類於+other。在實驗中統計最高頻率之 2~7 個特徵值(n)以建立中心座標。此外，公式(2)中權重參數(w_i)，在我們實驗中，則是採用各音樂特徵對應的中心座標值，讓發生頻率高的特徵值也有比較高的權重值，以強化其在計算距離時，具有較關鍵的影響力，這也是我們經過多次的實驗後，所獲得最為可行的方案。在 LIBSVM 的實驗中將分別利用兩種數據進行，一為曲風發生頻率，另一種為透過公式(2)所計算出每一首音樂與各曲風中心座標之距離。實驗結果如下各節。

4.2 α 波音樂旋律音符之傾向分析

首先我們對 α 波音樂的旋律音符做傾向分析，以了解它是否有比較接近於某一類的音樂

曲風，表 1 是各類音樂曲風之旋律音符發生頻率最高的前 7 名。

表 1.各類曲風之旋律音符發生頻率最高前 7 名

排名	classical		pop		folk		jazz		blue		alpha	
	音符	頻率	音符	頻率	音符	頻率	音符	頻率	音符	頻率	音符	頻率
1	高音 Do	0.0847	中音 Sol	0.1205	中音 Mi	0.1437	中音 Mi	0.1314	中音 Sol	0.1239	高音 Re	0.095
2	高音 Re	0.0821	高音 Do	0.1049	中音 Sol	0.1237	中音 Sol	0.1242	中音 Si	0.1227	高音 Mi	0.0902
3	中音 Si	0.0776	中音 Mi	0.1042	中音 Do	0.1211	中音 La	0.1088	高音 Do	0.1223	高音 Fa	0.0886
4	中音 La	0.0759	中音 La	0.0953	中音 Re	0.1075	高音 Do	0.0958	中音 La	0.1104	高音 Do	0.0865
5	高音 Mi	0.0746	中音 Re	0.0812	中音 La	0.0979	中音 Re	0.093	高音 Re	0.1005	高音 Sol	0.0846
6	中音 Sol	0.0729	中音 Do	0.0724	高音 Do	0.0899	中音 Do	0.0907	高音 Mi	0.082	高音 La	0.0764
7	高音 Fa	0.0677	高音 Re	0.0697	中音 Fa	0.0574	中音 Si	0.0615	中音 Mi	0.076	中音 Si	0.0696

4.2.1 距離公式進行旋律音符之傾向分析

我們分別取出 classical、pop、folk、jazz 與 blue 等音樂曲風之音符發生頻率最高的前 2 名至前 7 名($n=2\sim7$)，作為此五類音樂曲風中心座標。將每一首 α 波音樂取其與另外五類音樂曲風中心座標相對應之音符發生頻率，逐一透過公式(1)與公式(2)分別計算此 α 波音樂與另外五類音樂之中心座標的距離，最後將每一首 α 波音樂分配至距離最短之音樂曲風中，實驗結果分別如圖 6 與圖 7 所示。

由圖 6 中可得知，經由公式(1)的計算， α 波音樂約有 63%~72%是比較接近 classical 音樂的曲風。而 α 波音樂接近次多的，應屬 pop 音樂曲風，但最高也只有 19%。 α 波音樂則是較少接近 folk、jazz 與 blue 音樂曲風。接著由圖 7 可觀察到，利用具權重的公式(2)所實驗出來的結果，約有 54%到 71%的 α 波音樂較接近 classical 音樂曲風，其次為 pop 音樂以及 blue 音樂曲風，只有非常少數的 α 波音樂是比較接近 jazz 與 folk 音樂。兩個距離公式所實驗的結果，多數 α 波音樂之旋律音符是比較接近 classical 音樂。

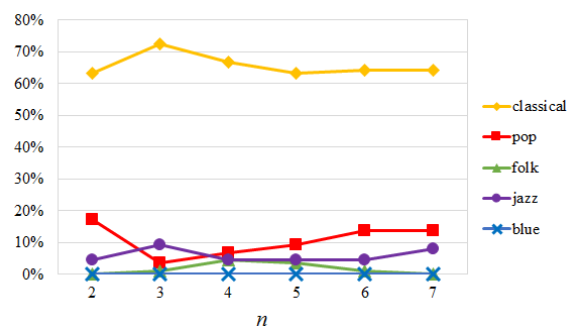


圖 6.距離公式之音符分析 α 近似之曲風

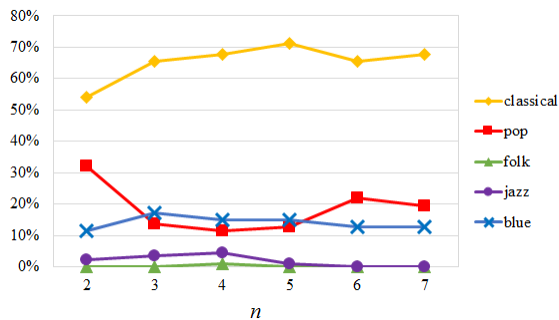


圖 7. 權重距離公式之音符分析 α 近似之曲風

4.2.2 LIBSVM 進行旋律音符之傾向分析

LIBSVM 第一個實驗，我們將每一首 classical、pop、folk、jazz 與 blue 之音符發生頻率進行 LIBSVM 實驗中的訓練階段，其中當 $n=2$ 則代表將利用除了 α 波音樂以外的各類音樂曲風之音符發生頻率的前兩名進行訓練，而 $n=3$ 則是發生頻率前三名一起進行訓練，以此類推。當進行第二階段的測試時，則是利用每一首 α 波音樂的音符發生頻率進行實驗，實驗結果如圖 8。於圖 8 中可發現，利用發生頻率進行 LIBSVM 實驗， α 波音樂約有 77%~90% 被分配至 classical 音樂曲風中，第二多的則是 pop 約有 16%，其他三類音樂曲風所占並不多。

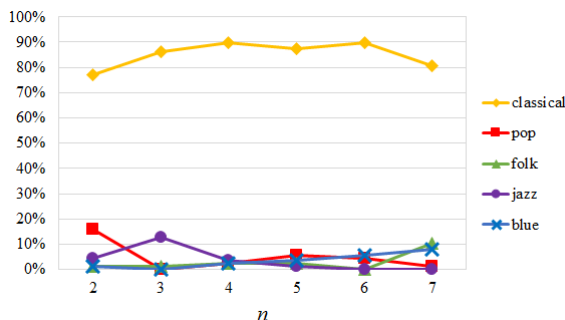


圖 8. 以發生頻率進行 LIBSVM 之音符分析 α 近似之曲風

而 LIBSVM 第二個實驗則是利用公式(2)所計算出的距離進行實驗，先將每一首 classical、pop、folk、jazz 以及 blue 音樂逐一透過公式(2)計算 α 波音樂以外的曲風中心座標之距離，以此進行訓練。而測試則是利用每一首 α 波音樂透過公式(2)，所計算出每一首 α 波音樂與另外五類音樂中心座標之距離，以進行測試階段，實驗結果如圖 9。從圖 9 可以觀察到有高達 87%~97% 的 α 波音樂是被分類至 classical 音樂曲風，被分類至其他音樂曲風所占比例並不高。

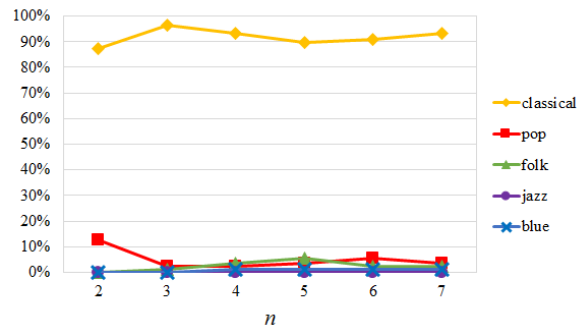


圖 9. 以權重距離公式進行 LIBSVM 之音符分析 α 近似之曲風

因此，以旋律音符特徵來分析，兩種距離公式與 LIBSVM 的實驗結果差異並不大， α 波音樂是比較接近 classical 的音樂曲風，而以 LIBSVM 的實驗結果最為明顯。

4.3 α 波音樂節拍之傾向分析

於本節中，我們將音樂特徵由音符改為節拍來做實驗，以分析 α 波音樂是否可能與某一類音樂曲風較為接近。各類音樂曲風之節拍發生頻率最高前 7 名如表 2 所示。

表 2. 各類音樂曲風之節拍發生頻率最高前 7 名

排名	classical		pop		folk		jazz		blue		alpha	
	節拍	頻率	節拍	頻率	節拍	頻率	節拍	頻率	節拍	頻率	節拍	頻率
1	1/2	0.3509	1/2	0.4608	1/2	0.4559	1/2	0.5006	1/2	0.4013	1/2	0.3314
2	1/4	0.2789	1	0.1965	1	0.2555	1	0.2429	1	0.2092	1/4	0.3118
3	1	0.2391	1/4	0.194	1/4	0.1634	1/4	0.0842	other	0.1478	1	0.1668
4	2	0.049	2	0.0575	2	0.0407	2	0.0668	1/4	0.1065	other	0.0712
5	1/8	0.0214	1 1/2	0.0292	3	0.0213	1 1/2	0.036	1 1/2	0.0442	1/8	0.0444
6	3	0.0199	3	0.0233	4	0.0201	3	0.0282	2	0.0397	2	0.0316
7	3/4	0.0163	4	0.0183	1 1/2	0.0187	4	0.0273	3/4	0.027	1 1/2	0.0158

4.3.1 距離公式進行節拍之傾向分析

而實驗方式則與前一節相似，但改以發生頻率最高的 2~7 個節拍做為各類曲風之中心座標，並取 α 波音樂對應的節拍發生頻率，透過距離公式(1)與公式(2)，分別計算出每首 α 波音樂與另外五類音樂曲風的距離，並分配到距離最短的曲風，實驗結果則表示在圖 10 與圖 11。

從圖 10 與圖 11 可發現 α 波音樂在節拍實驗中，並無法聚集多數於特定的某一個音樂曲風中，而呈現紛雜的現象。以公式(1)計算， α 波音樂在取 4 或更多的節拍 ($n \geq 4$) 為中心座標時，可以穩定的最靠近 classical 音樂，但最高也只有約 35% 接近此類音樂。而以公式(2)計算， α 波音樂則是較穩定的靠近 blue 音樂，但最高也只有只有在中心座標採 3 個節拍計算 ($n=3$)，可以達到約 41% 接近 blue 音樂外，其他中心座標個數的計算，則是落在 33% 或以下。

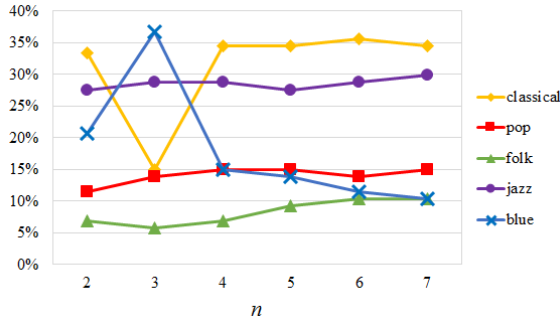


圖 10.距離公式之節拍分析 α 近似之曲風

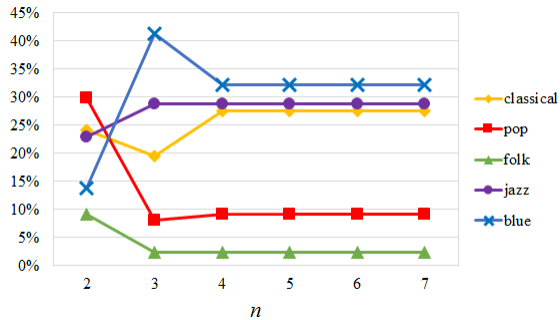


圖 11.權重距離公式之節拍分析 α 近似之曲風

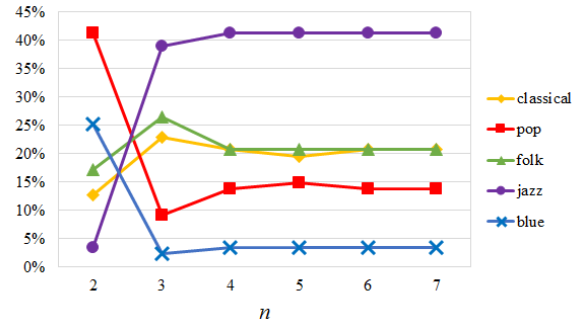


圖 12.以發生頻率進行 LIBSVM 之節拍分析 α 近似之曲風

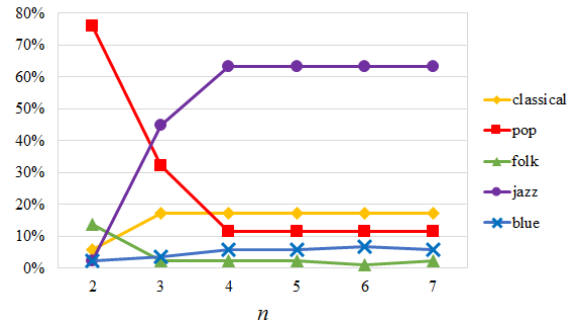


圖 13.以權重距離公式進行 LIBSVM 之節拍分析 α 近似之曲風

4.3.2 LIBSVM 進行節拍之傾向分析

此分析以節拍發生頻率進行第一個 LIBSVM 實驗，再透過節拍發生頻率經過公式 (2) 之計算，在進行第二個 LIBSVM 實驗，實驗結果如圖 12、圖 13 所示。

從圖 12 可發現擷取發生頻率前 2 名 ($n=2$) 進行實驗時，約有 41% 的 α 波音樂被分配至 pop 音樂曲風，而在取發生頻率前 3 名以後 ($n \geq 3$) 可發現 α 波音樂約有 39%~41% 較接近 jazz 音樂曲風。再從圖 13 觀察，可發現在取 2 個節拍做為中心座標時 ($n=2$)，約有 76% 的 α 波音樂被歸類於 pop 音樂曲風，而當作標取 2 個以上 ($n \geq 2$) 時， α 波音樂被歸類於 pop 音樂曲風比例逐漸下降，反而被歸類於 jazz 音樂曲風的比例逐漸上升，約有 45%~63%。從圖 12、圖 13 中可發現 α 波音樂在節拍實驗中，雖然當 n 越大時， α 波音樂被分配至 jazz 音樂曲風的比例逐漸提高且穩定，但所占比例最多也只得六成多些。

節拍在距離公式以及 LIBSVM 實驗中，可發現 α 波音樂並無法聚集多數於特定的某一個音樂曲風中，而呈現較為紛雜的現象。

4.4 α 波音樂前後音差之傾向分析

音樂的前後音差不受音樂演奏升降 key 的影響，也是每首音樂的重要特徵之一。我們於此節中，以音樂的前後音差來分析 α 波音樂是否可能較相似於某一類的音樂曲風。各類音樂曲風之前後音差發生頻率最高前 7 名如表 3。各類音樂曲風之前後音差發生頻率最高前 7 名所示。

表 3. 各類音樂曲風之前後音差發生頻率最高前 7 名

排名	classical		pop		folk		jazz		blue		alpha	
	音差	頻率	音差	頻率	音差	頻率	音差	頻率	音差	頻率	音差	頻率
1	-2	0.198	-2	0.2397	-2	0.2949	-2	0.2725	-1	0.2496	-1	0.2969
2	+2	0.1601	+2	0.2038	+2	0.2084	+2	0.211	-2	0.2218	+1	0.2512
3	-1	0.0789	-3	0.0755	-3	0.076	-1	0.0821	+1	0.1667	-2	0.1054
4	+1	0.0633	+3	0.0743	+3	0.0732	-3	0.0808	+2	0.1509	+2	0.0968
5	+3	0.0598	-1	0.0707	-1	0.073	+3	0.0791	-3	0.0529	+3	0.0491
6	-3	0.0589	+1	0.0622	+1	0.0599	+1	0.0598	+3	0.0401	-3	0.0351
7	+5	0.0469	+5	0.0406	+4	0.0395	+5	0.0385	+4	0.0363	+5	0.026

4.4.1 距離公式進行前後音差之傾向分析

我們以前後音差發生頻率前 2 名到前 7 名 ($n=2 \sim 7$) 做為另各類音樂曲風之中心座標，計算每首 α 波音樂與每類音樂曲風的距離，並分配到最短距離的曲風，實驗結果則表示在圖 14 與圖 15。

圖 14 是由沒有權重的公式(1)計算出來的實驗結果，圖中可發現當實驗所採用的前後音差（高頻率座標）個數越多時($n \geq 5$)， α 波音樂也越穩定的靠近藍調音樂，高達 90% 以上與 blue 音樂的距離是最接近的。我們再觀察圖 15，實驗中 87 首 α 波的音樂中，有高達 85 首很穩定且一致的與 classical 音樂的距離是最近的，接近比率高達 96%。此結果出現了兩種很不同的情形，值得等 LIBSVM 實驗結果再進一步探討。

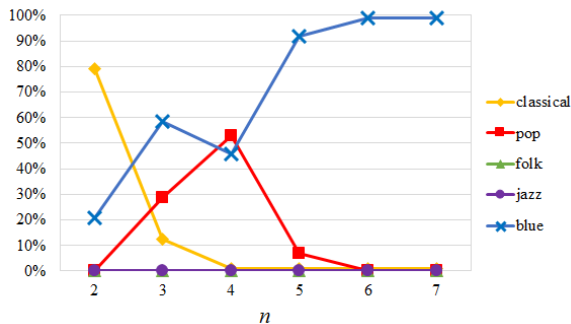


圖 14.距離公式之前後音差分析近似之曲風

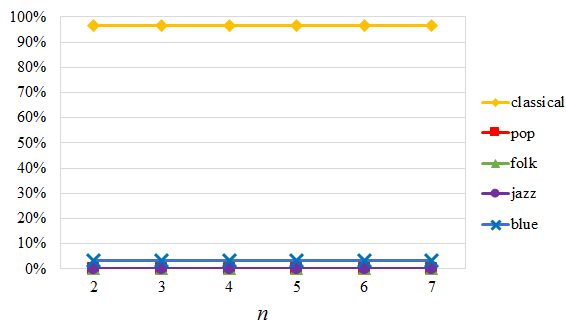


圖 15.權重距離公式之前後音差分析 α 近似之曲風

4.4.2 LIBSVM 進行前後音差之傾向分析

我們分別利用前後音差的發生頻率 2~7 名以及由公式(2)所計算出的數據進行 LIBSVM 的實驗，實驗結果如圖 16、圖 17。

圖 16 是利用前後音差發生頻率進行 LIBSVM 所得到的實驗結果，可以發現約有 78%~99% 的 α 波音樂被歸類於 blue 音樂曲風中，次多的則是 classical 音樂曲風約占 22%。再從圖 17 觀察，可發現與圖 16 有非常相近的結果， α 波音樂約有 77%~100% 被歸類至 blue 音樂曲風中，且從當 n 越大時， α 波音樂被歸類至 blue 音樂曲風的比例越高。

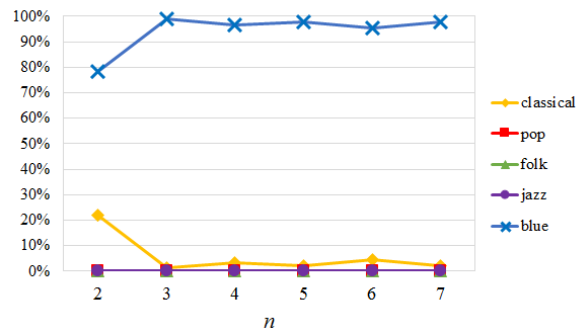


圖 16.以發生頻率進行 LIBSVM 之前後音差分析 α 近似之曲風

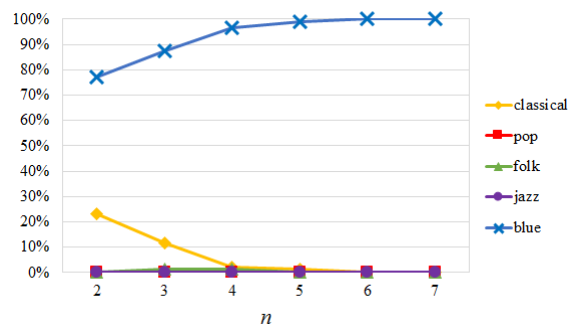


圖 17.以權重距離公式進行 LIBSVM 之前後音差分析 α 近似之曲風

在這前後音差的實驗中，可發現出現分歧的狀況，在具權重的距離公式所得到的結果是 α 波音樂比較接近 classical，而在不具權重的距離公式以及 LIBSVM 兩種數據所得到的結果，是比較接近 blue。我們從前後音差發生頻率進行分析，發現 α 波音樂與 classical 和 blue 音樂，發生頻率最高的 4 個音差是相同的，都是 +1、-1、+2 與 -2，只是差順序有所不同。而 α 波音樂的音差順序更接近 blue 音樂，因為這四個音差順序中， α 波音樂與 classical 音樂是完全不同，而 α 波音樂與 blue 音樂，則是在 -1 與 +2 兩音差的順序相同，這可能就是此實驗四個結果中，有三個是 α 波音樂比較接近 blue 音樂的原因。在這實驗中，我們也觀察到， α 波音樂、classical 音樂與 blue 音樂都是音差變化比較平緩的，才會頻率最高的前四個音差剛好都是 -2 至 +2。也符合人們在靜坐或休息時，多數偏好聽較緩和放鬆的音樂，因此 classical 音樂就經常的在此情境下被播放，反倒是 blue 音樂沒有被重視到其可能可以達到的功能。

5. 結論與未來展望

人們在休息放鬆時，腦部會產生 α 波，透過聆聽一些頻率接近 α 波的音樂可與腦波達到

諧波共振，以提高腦部 α 波的強度，得到放鬆效果。目前 α 波音樂的判定是透過專家以人工方式進行，由於目前已被專家判定的 α 波音樂還不是很多。所以本研究利用音樂特徵比對方式，透過分析 α 波音樂的音樂特徵，尋找出 α 波音樂較為接近的音樂，以此可以做為音樂的推薦。

本研究建置完成 classical、pop、folk、jazz、blue 與 α 波音樂的音符、節拍、前後音差等音樂特徵之資料庫，以進行 α 波音樂近似曲風的分析。實驗結果， α 波音樂在旋律音符特徵上，比較近似於 classical 音樂曲風；而在前後音差的特徵上，卻比較近似於 blue 音樂曲風；至於節拍特徵，則是沒有較明顯的傾向。我們進一步對 classical 與 blue 音樂在旋律音符與前後音差做分析，獲得它們有交集的部份，這交集部份的音樂，可以同時符合兩特徵都近似於 α 波音樂，而成為我們所推薦的音樂。

目前我們研究所採用的距離公式，無論有無權重，皆是針對單特徵多維度來計算，如旋律音符、節拍與前後音差，都只能分別計算。未來研究方向，我們將以推演出多特徵高維度之公式為目標，使更方便尋找出近似 α 波之音樂。

參考文獻

- [1] S. Andrews, I. Tsochantaridis, and T. Hofmann(2003), "Support vector machines for multiple-instance learning," In S. Thrun and K. Obermayer, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 15*, MIT Press, Cambridge, MA, pp. 561-568.
- [2] E. Basar(1980), *EEG Brain Dynamics*, Elsevier Science, Amsterdam.
- [3] E. Basar(1988), *Dynamics of Sensory and Cognitive Processing by the Brain*, Springer Verlag, Berlin, Germany.
- [4] H. Berger (Author), P. Gloor (Editor)(1969), *On the Electroencephalogram of Man* (Electroencephalography and Clinical Neurophysiology Supplement No. 28), Elsevier Science Ltd, ISBN-10: 0444407391.
- [5] S. G. Blackburn and D. C. DeRoure(1998), "A Tool for Content-based Navigation of Music," *Proceedings of the ACM Multimedia*, pp. 361-368.
- [6] S. Brecheisen, H.-P. Kriegel, P. Kunath, and A. Pryakhin(2006), "Hierarchical Genre Classification for Large Music Collections," *IEEE 7th international conference on multimedia and Expo*, pp. 1385-1388.
- [7] Y. Chen, J. Bi and J. Z. Wang(2006), "MILES: Multiple-instance learning via embedded instance selection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 28, No.12, pp. 1931-1947.
- [8] H. T. Cheng, Y. H. Yang, Y. C. Lin, and H. H. Chen(2008), "Automatic Chord Recognition for Music Classification and Retrieval," *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pp. 1505-1508.
- [9] K. D. Goodman(2011), *Music Therapy Education and Training: From Theory to Practice*, Springfield, Illinois: Charles C. Thomas, ISBN 0-398-08609-5.
- [10] X. Huang, A. Acero, and H.-W. Hon (2001), *Spoken Language Processing: A Guide to Theory, Algorithm and System Development*, Prentice Hall.
- [11] C. L. Krumhansl(1990), *Cognitive Foundations of Musical Pitch*, Oxford University Press, New York.
- [12] C-R. Lin, N-H. Liu, Y-H. Wu, and A. L. P. Chen(2004), "Music Classification Using Significant Repeating Patterns," *Lecture Notes in Computer Science*, Springer-Verlag, Vol. 2973, pp. 506-518.
- [13] Y. L. Lo and Y. C. Lin(2010), "Content-Based Music Classification," *The 3rd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology*, Chengdu, China, pp. 112-116.
- [14] Y. L. Lo and Y. C. Lin(2012), "Content-Based Multi-Feature Music Classification," *International Conference on Innovation and Management*, Republic, Palau.
- [15] Y. L. Lo and L. Y. Tsai(2009), "Approximate Searching for Music Data in Real-Valued Feature Indexing," *Journal of Convergence Information Technology*, Vol. 4, No. 4, pp. 87-95.
- [16] Y. L. Lo and Z-Y Lai(2014), "Content-based Classification of Alpha Wave Music," *2014 International Conference on Business and Information* (BAI 2014).
- [17] Q. J. B. Loh, and S. Emmanuel(2006), "ELM the Classification of Music Genres," *9th International conference on Control, Automation, Robotics and Vision*, pp. 1-6.
- [18] Mandel, and P. W. Ellis(2008), "Multiple-Instance Learning for Music

- Information Retrieval," *9th International Conference on Music Information Retrieval*, pp. 577-582.
- [19] E. E. P. Myint and M. Pwint(2010), "An Approach for Multi-label Music Mood Classification," *2nd International Conference on Signal Processing Systems (ICSPS)*, pp. 290-294.
- [20] E. Narmour(1990), *The Analysis and Cognition of Basic Melodic Structures*, The University of Chicago Press ,Chicago.
- [21] V. N. Vapnik(1995), *The Nature of Statistic Learning Theory*, Springer-Verlag, New York.
- [22] C. Zhen and J. Xu(2010), "Multi-modal Music Genre Classification Approach," *3rd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology (ICCSIT)*, pp. 398-402.
- [23] 羅有隆、邱千瑜、賴姿吟(2014),「Alpha 波音樂之音樂屬性分析研究」, 2014 資訊技術應用及管理研討會
- [24] 羅有隆、邱千瑜(2015),「Alpha 波音樂近似曲風之研究」, 2015 年資訊科技國際研討會
- [25] H. Gamboa(2005), "Beta wave"Wikipedia.
http://en.wikipedia.org/wiki/Beta_wave
- [26] H. Gamboa(2005), "A Wave" Wikipedia.
http://en.wikipedia.org/wiki/A_wave
- [27] H. Gamboa(2005), "Theta wave" Wikipedia.
http://en.wikipedia.org/wiki/Theta_wave
- [28] H. Gamboa(2005), "Delta wave" Wikipedia.
http://en.wikipedia.org/wiki/Delta_wave
- [29] <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/LIBSVM/>
- [30] <http://www.mathworks.com/>