

# DAGSVM 多類分類器之音樂特徵訊號識別

陳明華<sup>1</sup>、劉蓉茜<sup>2</sup>

嶺東科技大學 資訊管理學系

<sup>1</sup> [mhc@teamail.ltu.edu.tw](mailto:mhc@teamail.ltu.edu.tw)

<sup>2</sup> [becthl49326@yahoo.com.tw](mailto:becthl49326@yahoo.com.tw)

## 摘要

本研究以機器學習演算法就民歌、古箏、搖滾與流行四種音樂類別進行模式識別研究，分類預測模型為有向無環圖支援向量機(DAGSVMs)與倒傳遞神經網路(BPNN)模型。研究結果顯示，四類樂音中民歌與搖滾兩類類別之檢測率，DAGSVMs 優於 BPNN，綜合四類音樂類別之平均檢測率，BPNN 為 86.5% 優於 DAGSVMs 的 84.9%。四類音樂中民歌音樂檢測率較低之結果，可能是因為 24 個 MFCC 特徵屬性，不能有效區分民歌音樂與搖滾音樂此兩種樂音，建議可開發加入新的音樂樣本特徵，以提升識別檢測率。

**關鍵詞：**音樂識別、有向無環圖支援向量機、倒傳遞神經網路。

## Abstract

In this study, using machine learning algorithms investigate pattern recognition for various music categories. The classification model employ directed acyclic graph support vector machines (DAGSVMs) and back-propagation neural network (BPNN) model. The study samples includes four categories of music: folk, zither, rock and pop. The results show that the accuracy rate of DAGSVMs model for folk and rock music is better than BPNN model, whereas the average accuracy of BPNN model of 86.5% is slightly better than DAGSVMs model of 84.9%. The lower accuracy rate of folk recognition is probably because 24 MFCC feature attributes can not effectively distinguish folk and rock music, implying that new music characteristics features need to be developed in order to enhance the detection rate.

**Keywords:** Music recognition, directed acyclic graph support vector machines, back-propagation neural network.

## 1.前言

音樂是種藝術，每個旋律每首歌曲都會被留存下來，歌曲逐漸增加，音樂的種類也日漸繁多，使得人們在聆聽音樂時的選擇多元且繁雜，如何能快速分類出各種音樂類型成為音樂管理的一個重要課題，因此本研究對音樂分類的方法進行測試及分析比較，提供往後在研究音樂分類上另一個可行預測模型(Ana Rebelo et al. 2012)。

音樂受到文化的影響很深，不同的文化背景會產生出全然不同的音樂型態。影響音樂的因素非常的多，包括社經組織狀態和經驗、氣候和科技的發展。音樂傳達情感和想法、演奏家及作曲者的態度，也能改變欣賞音樂的情境。現今，音樂是人們生活中不可或缺的一部份，許多人喜歡聽音樂來放鬆心情或者紓解壓力，有些店家也會播放音樂藉以製造氣氛，在不同的場合所使用的音樂類型都有所不同，像婚禮時播放喜氣或者浪漫的歌曲，或者舞廳會播放搖滾類的歌曲。

本研究挑選出民歌、古箏、搖滾和流行這四類音樂，參考各篇文獻，得知有向無環圖支援向量機(Directed Acyclic Graph Support Vector Machines, DAGSVMs)方法對「一對一」方法及「多對多」方法的誤分問題進行了改善，且精確度較「二元樹」方法為高，因此嘗試使用 DAGSVMs 演算法來建構分類模型，以進行音樂分類。

## 2.研究方法

在音樂識別的領域中，回顧其他研究有使用過 HMM、GMM、PNN 等分類方法進行分類，而使用支援向量機(Support Vector Machines, SVM)與倒傳遞神經網路(Back Propagation Neural Network, BPNN)做音樂分類的研究較少，於是本研究便由此下手，建立

並測試 SVM 與 BPNN 的分類模型，並對兩種方法的分類結果進行分析比較。

## 2.1 SVM

SVM 是建立在統計學習基礎理論上所發展出的新學習方法，在 1995 年由 Vapnik 等人所發展出來的監督式統計學習演算法(Cortes & Vapnik 1995; Vapnik 1995)。SVM 是一種新的資料探勘分類技術，此模型能使預測精度達到最大，且不需要過度配適訓練資料。至今，SVM 已成功的應用於各個專業領域上，例如：數據分類、回歸估計、函數逼近等。不過 SVM 應用最為廣泛的當屬在模式識別領域，已成功的用於許多模式識別的問題，包括手寫字的辨識(LeCun et al. 1995)、人臉的辨識(Osuna et al. 1997; 林諺熙 2005)及語音辨識(Schmidt 1996)等問題(李柏勳 2010; 蔡志堅 & 蔡易行 2007; 陳佳威 2011)。

## 2.2 多分類 SVM

典型的 SVM 可以同時運用於線性及非線性資料的分類演算法，是一種二元分類器(two-class classifier)，但是在實務上常需要分類兩類以上的資料，因此，將 SVM 推廣到多分類就變成了研究重點之一。到目前為止，已經提出了許多解決 SVM 多分類的方法，包括有「一對多」方法、「一對一」方法、「二元樹」方法與「DAG」方法(Yuan-Pin Lin et al, 2009; 余輝 & 趙暉 2008; 宋強等人 2010; 孫林 & 楊世 2009)。

SVM 多類分類最早使用的是「一對多」方法。該演算法是從資料集中挑出一類正類，剩下的所有類別作為負類，再對分好的兩個類別訓練出兩類分類器，如此一來對於 k 個類別共需要建構 k 個分類器。在對未知樣本進行測試時，使用 k 個 SVM 對未知樣本做測試，共有 k 個決策函數值，取決策函數值輸出最大的類別作為測試樣本所屬的類別。

「一對一」方法是每次從 k 個類別中挑出兩個不同類別，對這兩類進行訓練建構兩類分類器，這樣共建構出  $k(k-1)/2$  個分類器。在對未知樣本進行測驗時， $k(k-1)/2$  個分類器會分別對未知樣本做判斷，決定所屬類別，最後將所有結果加總起來，得到最高判斷數的類別為未知樣本所屬的一類。

「二元樹」方法是將支援向量機和二元樹

相結合，以獲得最優二元樹結構。本方法首先將所有類別劃分為兩個子類，再將子類進一步劃分成兩個次級子類，如此循環至所有節點只包含單一類別為止。由於不同層次結構對分類精確度有一定影響，且這種影響可能產生「誤差累積」的現象，所以為了避免這種情況發生，需要選擇一個適合的二元樹結構，為了使二元決策樹有最好的性能，必須在決策節點近似最優方法將多類樣本分成兩組，並使聚類中心的距離最大，且每組樣本數據分歧最小。

DAGSVMs 分類法是由 platt 提出的決策導向循環圖 DDAG 導出的，主要是為了改善「一對一」和「一對多」方法所存在的誤分、拒分區域問題。此方法只需要 k-1 個決策函數就可以得出結果，分類速度較「一對一」方法和「一對多」方法快，而且不存在誤分、拒分區域。由於分類的特殊結構，使其有一定的容錯性，而且分類精確度比一般的「二元樹」方法高。

## 2.3 BPNN

BPNN 屬於前饋式網路(Feedforward Network)架構與監督式學習過程，也是目前類神經網路學習模式中最具代表性，應用最普通的模式，早在 1974 年，Werbos 便於其博士論文中提出加入隱藏層設計之網路學習演算法(Werbos 1974)，但是直到 1986 年 Rumelhart 和 Hinton 等人提出通用差距法則(general delta rule)並發表倒傳遞類神經網路理論後，其價值才正式被肯定。此網路之基本原理是反覆將誤差函數傳回網路中，利用最陡坡降法(the gradient steepest descent method)修正加權值與偏權值，以達網路最小誤差，並且具有學習與回想功能(林文彥 2010)。

## 2.4 主成份分析(PCA)

PCA 是一統計方法，通常被用來找尋高維度數據集之模式(Patterns) (Shlens, 2009)，可得較低維度但保有大部分數據集變異的維度壓縮結果。PCA 進行步驟簡述如下：首先對數據集中各屬性之樣本做正規化；第二步驟求出共變異矩陣(Covariance Matrix, CM)；第三步驟求 CM 之特徵值與其對應之特徵向量，所求得特徵向量為組成主成份之各原始變數之權重值；第四步驟將原始數據依特徵向量計算出主成份。本研究在結果與討論那一節，針對 BPNN 分類器計算所得之最後結果檢測率，會

對原始數據做 PCA 分析，並以第一、第二與第三主成分為座標軸，繪出研究樣本點之分佈圖，進行分析討論。

### 3.研究設計

本研究主要使用由 MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficients) 提取之音樂特徵資料集 (Fang, Guoliang and Zhanjiang 2001; Sahidullah and Saha 2012)，以 DAGSVMs 與 BPNN 方法建立音樂模式識別模型並進行測試分析比較，以下介紹研究工具、研究樣本、DAGSVMs 及 BPNN 等模型之參數設定。

本研究的分類預測模型皆於 Matlab 環境中建立，使用了 LIBSVM 工具箱 (Library for Support Vector Machine Toolbox) 和類神經網路工具箱 (Neural Networks Toolbox)，共建立 DAGSVMs 與 BPNN 識別模型。

#### 3.1 研究樣本

本研究的樣本取自 MATLAB 中文論壇提供的語音特徵提取資料，共有四類音樂，各類有 500 筆，合計 2000 筆音樂特徵資料，此資料集每筆資料有 24 個 MFCC 條件屬性與 1 個類別屬性，分為民歌、古箏、搖滾、流行等四類不同音樂。各類音樂隨機選取 75% 當訓練樣本，其餘 25% 為測試樣本。

#### 3.2 SVM 參數

本研究使用 SVM 時，Kernel 函數選用徑向基底函數，此函數中有一常數  $\gamma$  與另一懲罰參數  $C$  是於訓練 SVM 前之待定數值。目前有 Holdout 和 Cross-Validation(CV) 兩種方法可決兩參數。本研究選定 CV 方法搭配基因演算法來決定出此兩參數值，經運算後其典型的代表值為  $C=1540$ ， $\gamma=0.0826$ 。

#### 3.3 DAGSVMs 分類流程

DAGSVMs 使用了多個 SVM 分類器組合而成，改善了基礎多分類器的分區問題，為二元分類器支援向量機的多分類方法之一 (宋強等人 2010)。DAGSVMs 方法在訓練階段要建構出每兩類間的分類面，即有  $k(k-1)/2$  個分類器。但是在分類階段，該方法將所有分類器構成一種兩方向的有向無環圖，包括  $k(k-1)/2$  個

分類器和  $k$  個輸出類別，對未知樣本測試時，首先從頂部根節點開始，根據分類結果用下一層左節點或右節點繼續分類，直到底層某個輸出類別為止。圖 1 所示為一識別四類 DAGSVMs 典型模型的求解流程，每一個圓圈代表一個 SVM 的二元分類器，此方法將樣本進行非類別的排除，得出分類的最終結果。本研究進行四類音樂分類識別，使用之 DAGSVMs 模型會有 12 種分類器，每個分類器將建置 6 個 SVM 二元分類器。在測試階段，每個測試樣本將逐一進行 12 個分類器之模擬計算識別，最後以投票法決定測試樣本之預測音樂類別，若票數相同，則追溯之前此測試樣本使用 SVM 二元分類器之得票數多寡來決定預測之音樂類別。

#### 3.4 BPNN 參數

本研究中 BPNN 模型包含 24 個輸入與 4 個輸出，而隱藏層神經元是從 2 至 20 個依序被測試，經比較均平方誤差 (Mean Square Error) 變化後，選擇隱藏層神經元數目 15，故 BPNN 模型架構為  $24 \times 15 \times 4$  神經網路，其在訓練階段，使用之數值方法為比例共軛梯度 (Scaled Conjugate Gradient) 法，搭配使用倒傳遞 (Back-Propagation) 演算法。

### 4.結果與討論

本節將就四類音樂類別預測檢測率結果進行比較分析，並討論影響檢測率之可能因素。本研究並未做交叉驗證 (Cross Validation)，因此每次測試執行都進行 10 次隨機模擬運算後取平均。

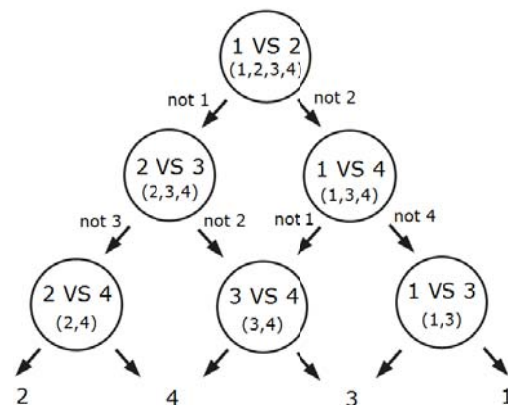


圖 1 DAGSVMs 模型分四類求解流程

表 1 DAGSVMs 分四類績效

	民歌	古箏	搖滾	流行
run1	82.4%	86.6%	84.3%	85.6%
run2	78.6%	84.3%	86.2%	87.8%
run3	81.9%	91.8%	85.8%	85.9%
run4	84.5%	87.6%	76.4%	81.6%
run5	86.3%	85.6%	83.9%	88.7%
run6	81.3%	82.2%	81.6%	90.0%
run7	86.2%	90.5%	75.5%	92.2%
run8	81.3%	91.6%	80.8%	89.7%
run9	82.5%	85.4%	79.2%	92.5%
run10	77.2%	88.8%	85.7%	86.4%
avg	82.2%	87.4%	81.9%	88.0%
std	2.9%	3.2%	3.9%	3.3%

表 2 BPNN 分四類績效

	民歌	古箏	搖滾	流行
run1	67.7%	100.0%	91.9%	92.2%
run2	69.7%	100.0%	87.7%	89.0%
run3	63.1%	100.0%	93.7%	91.1%
run4	67.9%	100.0%	91.9%	91.3%
run5	89.0%	100.0%	71.0%	91.7%
run6	84.6%	100.0%	61.7%	89.6%
run7	80.6%	97.5%	59.9%	89.6%
run8	63.3%	100.0%	89.6%	93.4%
run9	65.7%	100.0%	88.3%	88.9%
run10	84.0%	100.0%	80.8%	94.7%
avg	73.6%	99.7%	81.6%	91.1%
std	9.9%	0.8%	12.9%	1.9%

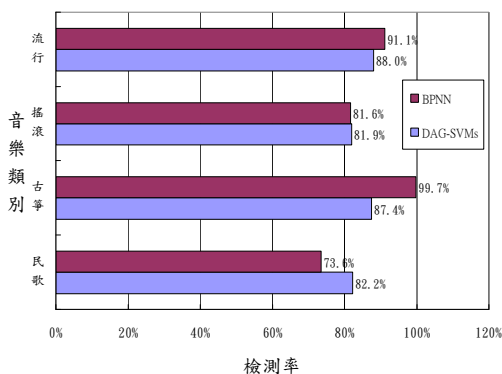


圖 2 DAGSVMs 與 BPNN 績效比較

表 1、表 2 與圖 2 為使用經訓練後之 DAGSVMs 與 BPNN 兩分類器進行模擬識別後之績效，圖表中結果顯示民歌與搖滾兩類識別，

DAGSVMs 優於 BPNN，尤其是民歌的檢測率高出 8.6%，但是古箏與流行音樂的識別結果，卻得相反趨勢，其中古箏的檢測率 DAGSVMs 低於 BPNN 有 12.3%，將四種音樂類別檢測率再作平均後所得，BPNN 為 86.5% 優於 DAGSVMs 的 84.9%。

表 3 BPNN 分三類績效

類別	民歌	古箏	搖滾	流行	
民古搖三類	avg	79.1%	100.0%	87.7%	-
	std	7.4%	0.0%	6.9%	-
民古流三類	avg	99.4%	99.9%	-	90.6%
	std	0.9%	0.3%	-	3.1%
民搖流三類	avg	76.8%	-	77.6%	94.4%
	std	10.3%	-	17.5%	4.0%
古搖流三類	avg	-	99.9%	100.0%	90.4%
	std	-	0.2%	0.0%	6.2%
績效 avg	avg	85.1%	99.9%	88.5%	91.8%
	std	6.2%	0.2%	8.1%	4.4%

表 4 BPNN 分二類績效

類別	民歌	古箏	搖滾	流行	
民搖二類	avg	76.1%	-	91.3%	-
	std	10.1%	-	4.8%	-
民古二類	avg	99.8%	100.0%	-	-
	std	0.5%	0.0%	-	-
民流二類	avg	99.5%	-	-	96.5%
	std	0.8%	-	-	2.3%
古搖二類	avg	-	100.0%	100.0%	-
	std	-	0.0%	0.0%	-
古流二類	avg	-	98.8%	-	93.8%
	std	-	2.1%	-	4.8%
搖流二類	avg	-	-	100.0%	94.9%
	std	-	-	0.0%	3.5%
績效 avg	avg	91.8%	99.6%	97.1%	95.1%
	std	3.8%	0.7%	1.6%	3.5%

相關研究已顯示，就兩個類別分類問題，一般情況 SVM 是優於 BPNN 的。但就多類別分類問題，情勢就可能改變，其原因是 SVM 的原始著眼點是二元分類問題，為使用 SVM



進行多元分類問題時，就必須架構較複雜的步驟始能解決多類分類問題，而所增加的分類識別步驟，將使最終分類誤判與漏判增加。此乃因為每一步驟都會有誤差，步驟增加，累計誤差的次數就增加，最終檢測率就會下降。

表 1 與表 2 中之 std 表示分類模型檢測率的離散變異程度，此結果顯示此兩分類模型就強健性比較，DAGSVMs 優於 BPNN，此結果可能是因為 SVM 與 BPNN 的學習理論統計基礎是分別建立在結構化風險最小誤差法 (Structural Risk Minimization, SRM) 與經驗風險最小化 (Empirical Risk Minimization) 之差別。

表 2 中 BPNN 的民歌音樂類別檢測率只有 73.6%，本研究為了解此檢測率偏低的原因，進一步分別進行「四類中任取三類」(共 4 種) 與「四類中任取兩類」(共 6 種) 之分類模擬識別的測試，結果如表 3 與表 4 所示。

表 2、表 3 與表 4 經比較後，顯示各平均檢測率隨分類種類減少而逐漸提升。此結果是因為分類種類增加，各類別間之識別干擾誤差也隨之增加之故。

從表 3 與表 4 中之檢測率結果數據中，顯示會拉低民歌音樂類別檢測率，是當民歌與搖滾兩種音樂類別一起出現等待分類之情況時，此趨勢在表 1 與表 2 也出現，但較不明顯。此結果可能是本研究所選用之 24 個 MFCC 樂曲特徵屬性，較不易區分民歌與搖滾兩種音樂類別，解決方法是尋求其他更有效的樂曲特徵屬性來對此兩種樂曲進行識別。

圖 3 是表 2、表 3 與表 4 彙整之折線圖，圖中除顯示以上所分析之趨勢外，也明示 24 個 MFCC 樂曲特徵屬性，很適合用來識別古箏此音樂類別，其對古箏之分類識別，達到接近 100% 之完美績效結果。

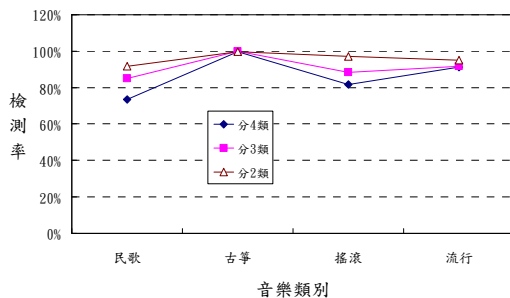


圖 3 BPNN 分 2 類、3 類與 4 類績效比較

對於以上分類績效結果，可進一步透過主成分分析(PCA)結果來討論。先說明接下來的分析圖形內容，自以下圖4至圖9，為以原始數據進行PCA後之分析結果，其中pc1、pc2與pc3分別為經PCA後第一、第二與第三主成分。各圖中左上角的子圖是以pc1與pc2為座標所描繪之研究樣本點，其他子圖類推，而右下子圖所示是為從大到小排序之特徵值。

表 4 顯示，古箏與搖滾2類音樂之分類結果皆為100%，此結果從下圖4可清楚確認之。藍色標示古箏音樂樣本點，綠色標示搖滾音樂樣本點。圖5也印證為何民歌與古箏2類音樂可以達接近100%之分類檢測率。

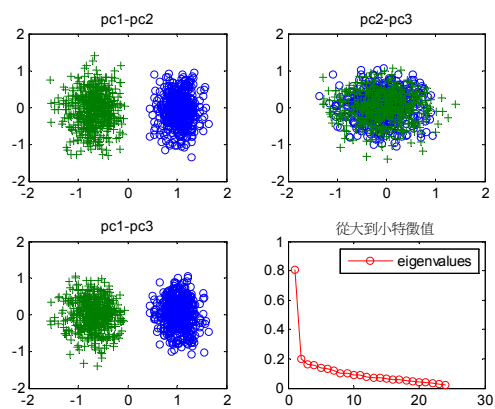


圖 4 古箏(100%)與搖滾(100%) 2 類音樂主成分分析結果

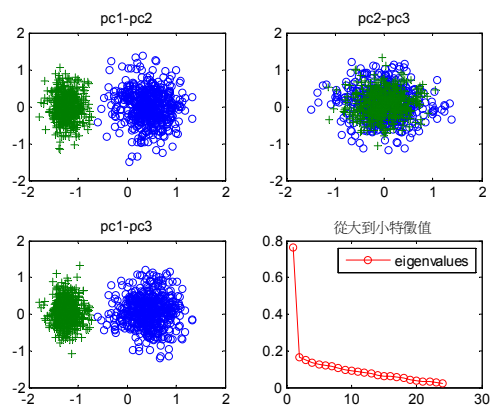


圖 5 民歌(99.8%)與古箏(100%) 2 類音樂主成分分析結果

圖 6 結果顯示民歌與搖滾經 PCA 轉換後無法很好的將其劃分為 2 類，從分佈點與特徵值大小排序皆隱含此必然結果，故民歌與搖滾 2 類之分類結果為較差的 76.1% 與 91.3%，如表 4 所示。

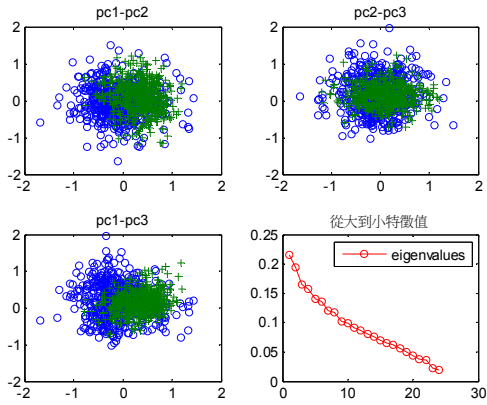


圖 6 民歌(76.1%)與搖滾(91.3%)2 類音樂主成分分析結果

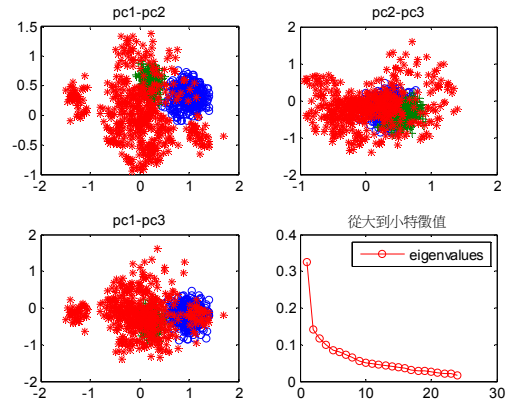


圖 7 民歌(99.4%)、古箏(99.9%)與流行(90.6%) 3 類音樂主成分分析結果

接下來檢視分 3 類的情況，圖 7 與圖 8 為此情況之主成分分析結果。圖 7 顯示民歌、古箏與流行 3 種音樂之主成分分析結果，藍色標示民歌音樂樣本點，綠色標示古箏音樂樣本點，紅色標示較分散的流行音樂樣本點，pc1-pc2 子圖顯示此 3 類音樂樣本點大略是可區分的，會造成分類錯誤主要來自流行音樂(紅色)樣本點，這只能藉由其他主成分的可能區分效應來完成 3 類分類結果，最後結果顯示分別有不錯的 99.4%、99.9%與 90.6%之檢測率。

圖 8 顯示民歌、搖滾與流行 3 種音樂之主成分分析結果，藍色標示民歌音樂樣本點，綠色標示搖滾音樂樣本點，紅色標示較分散的流行音樂樣本點，pc1-pc2 子圖顯示民歌與搖滾此 2 類音樂樣本點幾乎重疊，但流行音樂樣本點大體與另兩類樣本點是可區分的，因此造成最後結果分別有不佳的 76.8%、77.6%與 94.4%之檢測率。另外值得一提的是，在前面圖 6 中顯示，當只單純識別民歌與搖滾 2 類音樂時，檢測率分別為 76.1%與 91.3%，但若加入第三類流行音樂進行 3 類識別時，加入的流行音樂樣本點會打亂干擾前 2 類音樂識別率，其中民歌音樂識別無甚影響，但搖滾音樂識別從 91.3% 降低至 77.6%，足足下降了 13.7%。

圖 9 顯示全部 4 種音樂之主成分分析結果。藍色標示民歌音樂樣本點，綠色標示古箏音樂樣本點，紅色標示搖滾音樂樣本點，墨綠色標示流行音樂樣本點，此圖與圖 8 有些類似。pc1-pc2 子圖顯示民歌與搖滾此 2 類音樂樣本點幾乎重疊，但流行音樂樣本點雖較分散但大體與此兩類樣本點是可區分的，另古箏音樂樣本點分佈較集中，因此造成最後結果分別有 73.6%、99.7%、81.6%與 91.1%之檢測率。

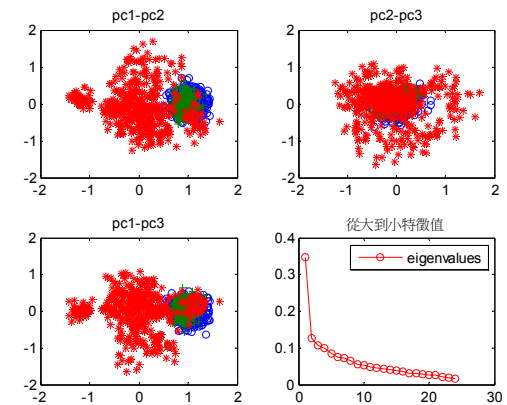


圖 8 民歌(76.8%)、搖滾(77.6%)與流行(94.4%) 3 類音樂主成分分析結果

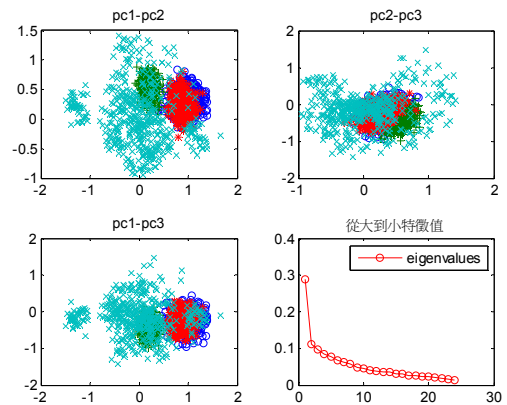


圖 9 民歌(73.6%)、古箏(99.7%)、搖滾(81.6%)與流行(91.1%) 4 類音樂主成分分析結果

## 5. 結論與建議

本研究對多種音樂類別，包括民歌、古箏、搖滾與流行共四類，進行分類預測識別。使用 DAGSVMs 與 BPNN 建構預測模型。四類中民歌與搖滾兩類音樂類別之檢測率，DAGSVMs 優於 BPNN，而另外的古箏與流行兩類，則 BPNN 優於 DAGSVMs，綜合四類音樂類別之平均檢測率，BPNN 為 86.5% 優於 DAGSVMs 的 84.9%。

四類音樂中民歌音樂檢測率較低之原因，是由於民歌音樂與搖滾音樂間之識別率低，可能原因是 24 個 MFCC 特徵屬性，不能有效區分民歌音樂與搖滾音樂此兩種樂音，建議可開發加入新的音樂樣本特徵，以提升識別檢測率。

## 參考文獻

- [1] 宋強、王蓮芝、劉廣利，基於熵變的 DAGSVMs 的組合策略，*計算機工程與設計期刊*，4，832-835，2010。
- [2] 余輝、趙暉，支持向量機多類分類算法新研究，*計算機工程與應用期刊*，44 (7)，185-189，2008。
- [3] 林文彥，以色彩變化來調整背景音樂之智慧型互動系統，明道大學設計學院碩士論文 2010。
- [4] 林諺熙，2005，應用支撐向量機法於保險詐欺之預判，國立成功大學工業與資訊管理學系碩士在職專班碩士論文，2005。
- [5] 李柏勳，混合式及具權重變化之管制圖型樣辨識-ICA 與 SVM 之整合應用，天主教輔仁大學應用統計研究所碩士論文 2010。
- [6] 孫林、楊世，基於 SVM『一對一』聚類結構的滾動軸承狀態診斷，*合肥工業大學學報*，32(1)，4-8，2009。
- [7] 陳佳威，以 SVM 分類器為基礎之人臉辨識系統，南台科技大學資訊工程研究所碩士論文，2011。
- [8] 蔡志堅、蔡易行，支撐向量法在 MP3 音樂物件分類之應用，*網際網路技術學刊*，9(2)，185-190，2007。
- [9] Ana Rebelo, Ichiro Fujinaga, Filipe Paszkiewicz, Andre R. S. Marcal, Carlos Guedes, Jaime S. Cardoso. Optical music recognition: state-of-the-art and open issues, *International Journal of Multimedia Information Retrieval*, 173-190, 2012.
- [10] Cortes, C., and Vapnik, V. "Support Vector Networks," *Machine Learning*(20), pp.273-297, 1995.
- [11] Fang Zheng, Guoliang Zhang and Zhanjiang Song, "Comparison of Different Implementations of MFCC," *J. Computer Science & Technology*, 16(6): 582-589, 2001.
- [12] LeCun, Y., Jackel, L. D., Bottou, L., Brunot, A., Cortes, C., Denker, J.S., Drucker, H. Guyon, I., Muller, U.A., Sackinger, E., Simard, P. and Vapnik, V. "Comparison of Learning Algorithms for Handwritten Digit Recognition," *International Conference on Artificial Neural Networks*, pp. 53-60, 1995.
- [13] Osuna, E., Freund, R. and Girosi, F. "Training Support Vector Machines : An Application to Face Detection," *IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.130-136, 1997.
- [14] Sahidullah, Md., Saha, Goutam, "Design, analysis and experimental evaluation of block based transformation in MFCC computation for speaker recognition". *Speech Communication* 54 (4): 543-565, 2012.
- [15] Schmidt, M., "Identifying Speaker with Support Vector Networks," In *Interface 96 Proceedings*, Sydney, 1996.
- [16] Shlens, J., *A Tutorial on Principle Component Analysis*, Unpublished, version 3.01, 2009.
- [17] Vapnik, V. *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer, New York, 1995.
- [18] Werbos, P., *Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences*, Ph. D. dissertation, Department of Applied Mathematics of Harvard University, 1974.
- [19] Yuan-Pin Lin, Chi-Hong Wang, Tien-Lin Wu, Shyh-Kang Jeng, Jyh-Horng Chen, "EEG-based emotion recognition in music listening: A comparison of schemes for multiclass support vector machine", *ICASSP*, 2009.