

# 智慧型車用雲端電台及音樂播放系統之設計

劉寧漢

gregliu@mail.npust.edu.tw

國立屏東科技大學 資訊管理系 副教授  
分機：7921

## 源起

傳統的文件或音樂的推薦機制往往需要使用者對文件或音樂進行細膩的評分。但在駕車狀態中，駕駛不能也不應該對音響系統進行繁瑣的操作。因此在設計智慧型車用音響時應謹慎設計使用者回饋的方式。在此論文中，針對電台的部分，我們利用其他類似背景之使用者收聽電台之偏好記錄，藉由預測使用者收聽各電台之機率進行電台的推薦。使用者僅需要對不喜愛的節目進行跳離之動作即可，不需要進行詳盡的電台喜好度評分程序。由於電台節目具有時間性，因此電台的推薦也同時考慮到時間的因素。也就是使用者在車上收聽電台節目時，按照目前的時間進行適當的電台節目推薦。另外，考慮每個人均有不同的個人特質，因此我們也加入了個人化的調整機制，讓電台的推薦能更符合使用者的需求。關於音樂推薦的部分，我們除了採用與電台推薦類似的機制外，另外利用人工智慧的方法學習使用者個人的音樂偏好。藉由對歌曲內涵的分析進行喜好音樂的推薦。

## 設計概念

由於在車載環境中，駕駛不容易對所收聽的電台或音樂進行大量的評分作業，因此我們將採用近似collaborative filtering method的方式進行電台或音樂的推薦。依據觀察，電台的選擇往往和使用者的年齡、職業、教育程度等背景資料有關。再加上電台各個節目的內容不容易擷取出特徵值，無法使用content based filtering method 過濾節目。因此，在此車用電台的推薦系統設計上，我們利用使用者的基本資料做為分群的依據，並利用群組內收聽電台之紀錄進行推薦電台之評比。而在音樂的推薦上亦利用此分類為基礎，將群組內具相似偏好的使用者喜好之歌曲推薦給使用者。此車用電台及音樂推薦系統設計如下圖所示：

與傳統之無線電台不同，所有的電台節目經由數位化後，再由無線網路傳送至車載端。如此可不受地域的限制，在任何地點均可收聽任何之電台節目。而音樂的部分，使用者可將音樂上傳至server的music database中，可直接於車載端選取自己存放之音樂或是經由系統推薦音樂給使用者。在此系統下，使用者可以不需要攜帶任何音樂載體(如:CD or Flash disk)到車上，且可在任何一台裝置本系統之車輛接受個人化的服務。

## 技術開發

根據我們對一般使用者在電台的收聽行為中之初步分析，發現不同年齡層往往會收聽不同的電台。而不同的教育程度也似乎影響收聽的行為。因此在設計車用電台推薦機制時，我們利用各個使用者的基本資料，進行各個attribute之喜好分析。之後利用naïve Bayesian prediction方法進行使用者對電台之喜好預測。另外，由於各個attribute對於使用者的喜好預測影響程度不同，我們也將利用使用者回饋之資料進行各個attribute重要程度的調整，以提高電台推薦之成功率。

使用者在首次使用此系統前，需先登載個人資料，我們將其中心

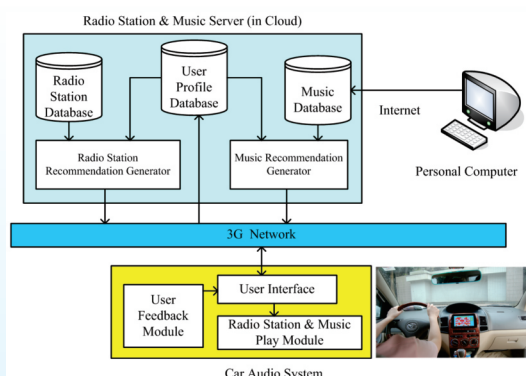


圖1. 車用電台及音樂推薦系統

部分欄位作為類別並進行統計。常使用的類別有”性別”、”年齡”、”母語”、”居住地區”、”職業”、”教育程度”，Table 1為某位使用者之資料範例。

Table 1. An example of a user's information

| Attribute ID | Attribute | Value          |
|--------------|-----------|----------------|
| A1           | 性別        | Female         |
| A2           | 年齡        | 30             |
| A3           | 母語        | Chinese        |
| A4           | 居住地區      | Taipei, Taiwan |
| A5           | 職業        | Engineer       |
| A6           | 教育程度      | Master         |

由於電台節目具有時間性(e.g., 在AM 8:00 某台播放新聞節目，在AM 8:30則播放音樂節目)，因此我們將所有使用者收聽節目的資料均記錄起來。之後我們可以利用此資料內容計算在某特定時間各個節目被收聽的數量。資料紀錄範例如Table 2所示：

Table 2. An example of users' radio listen record

| No. | User ID | Radio ID | Start Time | End Time | Date     |
|-----|---------|----------|------------|----------|----------|
| 1   | A       | R1       | AM 08:00   | AM 08:31 | 2012/6/1 |
| 2   | B       | R1       | PM 01:29   | PM 02:35 | 2012/6/1 |
| 3   | A       | R3       | AM 08:31   | AM 08:32 | 2012/6/1 |
| 4   | A       | R2       | AM 08:32   | AM 09:30 | 2012/6/1 |
| 5   | C       | R3       | AM 08:30   | AM 09:01 | 2012/6/2 |

當使用者在某個時間點需要系統給予電台選擇建議時，我們計算相似背景的其他使用者通常在收聽哪些電台。首先將使用者收聽紀錄中有在此時間點收聽電台之資料取出。以Table 2為例，假定使用者在AM 08:30需要系統提供建議，則Table 2中的第5筆資料會被取出，因為user C在此時間有收聽電台。但考慮使用者轉換電台並不會如此準時，我們將時間點設定為一個區間，在此區間內的資料均可被取出。例如在2分鐘的區間範圍內，第3與第4筆資料應該被取出。但再仔細觀察我們會發現第3筆資料的收聽時間僅有一分鐘，所以應該為無效的紀錄。因此最後只有第4及第5筆資料會被取出進行進一步的處理。計算被推薦電台時所使用的temporary table範例如下：

Table 3. An example of temporary table for Bayesian prediction

| A1     | A2 | A3      | A4               | A5       | A6     | Radio ID |
|--------|----|---------|------------------|----------|--------|----------|
| Female | 30 | Chinese | Taipei, Taiwan   | Engineer | Master | R2       |
| Female | 25 | Chinese | Pingtung, Taiwan | Teacher  | Master | R3       |

接下來使用naïve Bayesian prediction 進行計算電台之maximum posterior probability，當越多相似背景的人收聽該電台，其數值越高。使用 naïve Bayesian 預測如下[1]：

每筆資料表示為  $X=(x_1, x_2, \dots, x_6)$ ，假定共有m個電台  $C_1, C_2, \dots, C_m$ 。給定一個使用者資料  $X$ ，naïve Bayesian prediction 能夠預測使用者X收聽Ci電台的最大事後機率  $P(C_i|X)$ 。依據 Bayes 定理

$$P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i)P(C_i)}{P(X)} \quad (1)$$

As  $P(X)$  is constant for all radio station, only  $P(X|C_i)P(C_i)$  need be computed. The radio station prior probabilities may be estimated by

$$P(C_i) = \frac{S_i}{S} \quad (2)$$

Where  $S_i$  is the number of samples of radio station  $C_i$  in the temporary table and  $S$  is the total number of samples in the temporary table.

Moreover, in order to reduce computation in evaluating  $P(X|C_i)$ , the naïve assumption of class conditional independence is made. Thus,

$$P(X | C_i) = \prod_{k=1}^6 P(x_k | C_i) \quad (3)$$

The probabilities  $P(x_1|C_i), P(x_2|C_i), \dots, P(x_6|C_i)$  can be computed from the samples in Table 3. If  $A_k$  is categorical (e.g.,  $k=1, 3, 4, 5, 6$  in Table 1) then:



$$P(x_k | C_i) = \frac{S_{ik}}{S_i} \quad (4)$$

Where  $S_i$  is the number of samples of the radio station  $C_i$  in the temporary table and  $S_{ik}$  is the number of samples of radio station  $C_i$  having the value  $x_k$  for  $A_k$ .

If  $A_k$  is continuous value (e.g., age attribute), the attribute is assumed to be Gaussian distribution, then:

$$P(x_k | C_i) = g(x_k, u_{ci}, \delta_{ci}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_{ci}} e^{-\frac{(x_k - u_{ci})^2}{2\delta_{ci}^2}} \quad (5)$$

Where  $g(x_k, u_{ci}, \delta_{ci})$  is the normal density function for attribute  $A_k$  and  $u_{ci}$  and  $\delta_{ci}$  are the mean and standard deviation, respectively, given the values for attribute  $A_k$  for samples of radio station  $C_i$  in the temporary table..

在計算完各個電台機率後，依照機率由大至小排序，並將結果送至使用者端。由於考量駕車之安全性，最多僅有10個候選電台會送至使用者之螢幕端，使用者可經由觸控螢幕決定現在想要收聽的電台。

由於對於每個人各個attribute的影響應該不同，例如：有些人較容易受到同年齡族群的影響而較不受相同職業族群的影響。因此我們收集使用者的回饋資料，並進行各個attribute的權重調整。因此公式(3)調整如下：

$$P(X | C_i) = \prod_{k=1}^6 w_i P(x_k | C_i) \quad (6)$$

Where  $w_1 + w_2 + \dots + w_6 = 1$ 。一開始我們並沒有使用者的回饋資料，所以預設各個attribute的重要性均相同，也就是  $w_1 = w_2 = \dots = w_6 = 1/6$ 。

針對某個user而言，假定其選取之電台為s，原來經由具權值之機率公式得到的排序位置為  $R(s|W)$ ，其中  $W = \langle w_1, w_2, \dots, w_6 \rangle$  (i.e., 在本系統設計設定下  $d=6$ )，則差異值為  $R(s|W)-1$ 。使用者如果進行過T次的選擇電台後，則使用者心中所希望的電台排序與實際的電台排序差異為：

$$Dif(User, W, T) = \sum_{k=1}^T R(s_k | W) - T \quad (7)$$

因此我們需要調整W值使得公式7的值最小，所以此問題被定義如下：

$$W' = \arg \min_w Dif(User, W, T) \quad (8)$$

我們使用Genetic 演算法計算相關參數[2]。Fitness function 定義如下：

$$f(W) = \frac{1}{Dif(User, W, T) + 1} \quad (9)$$

每個使用者都會有自己專屬的W權值，也就是系統能夠提供個別化的電台推薦服務。當使用者主動發現或是系統經由使用者回饋計算出推薦成功率過低時，則啟動上述W值之調整程序。另外，為避免推薦之電台均集中於某些被常收聽的電台，我們也提供隨機選擇電台的功能讓使用者選擇。但如果隨機選擇的電台不在推薦的名單中，將無法計算差異值，因此在此狀況下不會將此收聽紀錄列入權值之調整計算中。

傳統的music recommendation方法通常需要使用者較多的評分回饋資料才能達到較好的推薦成效。例如：collaborative filtering method常用的方式是記錄使用者對歌曲的評分分數，然後尋找相似的使用者，之後將相似使用者聽過的歌曲推薦給需要被推薦的人。由於開車的環境及設備並不適合讓使用者進行大量且較精確的評分回饋。因此我們設計兩種新的方式來進行音樂的推薦及播放機制。

第一種方式使用類似前面所提之電台推薦機制，利用使用者基本資料之attribute尋找相似使用者的聽歌記錄進行音樂推薦。音樂與電台有些本質上的差異。首先是音樂不像電台具有播放的時間性，使用者可隨時選擇聆聽的時間。另外，音樂的數量遠比電台數量多，可能會出現相當多歌曲沒有機會被推薦，導致推薦結果較無多變性。與電台推薦法相似，我們必須先記錄各個使用者聽音樂的紀錄。考慮駕駛開車時不容易進行評分，所以當使用者聽完整首歌曲，我們假定該歌曲可以被使用者接受。反之，則表示使用者不喜歡該歌曲或是該歌曲不適合開車時聆聽。接下來使用Bayesian prediction method計算各個類別被使用者選取的預測值。由於類別內的歌曲可能有相當多首，被系統判定候選的類別中將各被隨機選取一首歌曲給使用者。與前面的方法相同，我們也會收集使用者是否聽完整首歌曲作為調整各attribute的權值。此外，如果是Music ID為類別時，為避免每次都是相同的歌曲被推薦，特定歌曲被選擇播放後將有一段時間，系統會將其

排除在temporary table外。在此合作式的推薦機制設計下，推薦的音樂可以是同類使用者常聽的歌曲或是某種特定的類別，是相當具有彈性的做法。且利用各個attribute的權值調整提供個人化的服務。

第二種方法屬於content based filtering method。根據觀察，許多人在不同時間開車時，會有不同的音樂選擇方式。例如：早上可能因為送小孩上學，所以選擇的音樂比較屬於小孩適合或喜愛的音樂，而之後則因自己開車上班則選擇自己喜歡的音樂。由於此種規律的生活型態與時間的關聯性很大，因此我們採用我們之前發展的方法提供此種需求[3]。

在此方法中，我們採用artificial neural networks做為學習使用者習慣及偏好的核心。為降低Server進行artificial neural networks的學習運算負擔，設計為包含兩個網路的混合式artificial neural networks，設計如圖2：

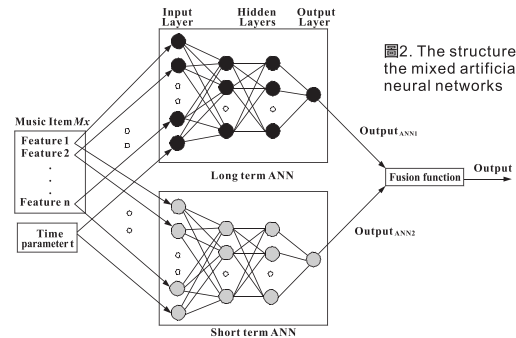


圖2. The structure of the mixed artificial neural networks

## 技術競爭力

在網路與數位科技的快速發展下，數位音樂及網路電台成為各界爭相投入的重點發展項目。透過網路能讓使用者在聽取音樂及電台時，少了地域與存取容量的限制，且有了更多的選擇。而在車用音響系統的研究上也隨著此類技術的發展有了新的可能性。因此我們嘗試將行動化的設施移轉至車用音響系統上，提供電台及音樂的服務。然而，如何在雲端龐大的資料中，藉由推薦機制提供使用者喜歡的電台及音樂，是使用數位音樂及電台的一項重要議題。因此我們記錄使用者收聽的行為，經由分析相似背景的使用者的喜好資料及個人的音樂偏好，進行電台與音樂的推薦。與傳統推薦機制不同的是使用者回饋的操作步驟經過了簡化設計。此外，藉由推薦公式中的權值調整，我們提供了個人化的推薦計算方法，以滿足不同類型使用者的需求。經由實驗驗證，我們所提出的推薦機制對使用者選擇電台及音樂有顯著的幫助。在目前所有的車載音響系統之相關研究中，我們是首先在此設備上進行電台及音樂推薦之研究者。根據雛型系統的實驗結果，可以得到相當不錯的推薦效果。

## 研發成果

考量未來智慧型車用音響系統最可能在平板電腦上實現，因此在實作時，我們使用平板電腦做為載台，所有的音樂檔案及其相關的特徵值、電台、音樂與使用者資料均存放在伺服器中，電台及音樂推薦的計算也於伺服器中進行。研發成果如下圖所示：



圖3. 實作模擬系統  
發表於2012台北國際發明及交易展

致謝

本研究經費部分由國立屏東科技大學技術商品化經費及國科會(編號NSC100-2218-E-020-003, NSC101-2221-E-020-025)研究經費支持，特此致謝。

## 參考文獻

- [1] J. Han, M. Kamber, Data Mining Concepts and Techniques, San Francisco, CA, itd: Morgan Kaufmann, vol.5, 2001.
- [2] J. Yang, V. Honavar, Feature subset selection using a genetic algorithm. Intelligent Systems and their Applications, Intelligent Systems and Their Applications. IEEE, vol.13, no.2, pp.44-49, 1998.
- [3] N.H. Liu, S.J. Hsieh, C.F. Tsai, An intelligent music playlist generator based on the time parameter with artificial neural networks, Expert Systems with Applications. vol.37, no.4, pp.2815-2825, 2010.