

具個人化特色的智慧型點歌系統

陳榮昌

朝陽科技大學 資訊管理系
副教授

rcchen@mail.cyut.edu.tw

黃麗美

朝陽科技大學 資訊管理系
研究生

s9354617@mail.cyut.edu.tw

摘要

目前網路上的點歌(Requesting Song)系統，大多只能利用新進歌曲點歌或熱門點唱排行榜等方式提供使用者點選，來加速使用者找到自己所要的歌曲。使用者必須依自己的經驗，透過歌曲編號、關鍵字搜尋等進行資訊的篩選。這些經驗如果能夠累積在點歌的系統中，將能夠大大的提升使用的方便性。因此，本研究運用資訊擷取(Information Retrieval)的方法，從使用者過去的點歌經驗找出使用者的興趣傾向，並依此提供使用者個人化的推薦歌曲。

本研究結合模糊推論(Fuzzy Inference)所建置的知識庫(Knowledge Base)，將不同的特徵類別以模糊法則的方式呈現出來，每一個特徵類別會對應到一個模糊法則，因此，從過去的點歌紀錄中，當某一個使用者在某些特徵類別上有特殊傾向時，該模糊法則就會被觸發而形成推薦的依據。最後，我們透過隱性回饋的方式來加強知識庫媒合的精確度，除了可以使系統更有效率外，並可以從經驗中學習，以提供不同興趣傾向的使用者的適性化推薦系統(Adapted Recommendation System)。

關鍵詞：點歌，資訊擷取，模糊推論，知識庫，適性化推薦系統。

Abstract

Most of the requesting song system over the networks could only use the listing of new songs or the billboard of the hot requesting songs to speed up the requesting time. The users could only use the keywords or I.D. numbers of the songs to request their interested songs by their experiences. It will be more convenient for the users if these experiences can be accumulated in the requesting song system. Thus, we attempt to apply the method of information retrieval to

find the trends of requesting song from their requesting records so as to provide the personalized recommendation.

In our research, the fuzzy inference rules are combined to establish the knowledge base. The various attributive classes are represented as fuzzy inference rules. So, the fuzzy rule will be triggered while the user had the inclination of the corresponding attributive class in his previous requesting records. Finally, the recommendation is accepted by user or not will be feedback to the system to enhance the accuracy of the recommendation. Thus, we offer an adapted recommendation system for the variety of trends of the users.

Keywords: Requesting Song, Information Retrieval, Knowledge Base, Fuzzy Inference, Adaptation Recommendation System.

1. 簡介

創新的科技，讓生活數位化一蹴可幾。日本 Panasonic 公司預測，台灣非營業場所 KTV 的每年產值至少達 52 億台幣[15]。目前使用者已經可以利用電腦連結網際網路進行線上點歌(Requesting Song)歡唱；數位家電以及寬頻的日益普及，使得使用者可以透過數位電視(IP-TV)結合網路與影音(A/V)，利用視頻點播的方式進行線上點歌，這種線上影音卡拉 OK 的服務，讓使用者可以隨時隨地進行線上歡唱。

這些都要歸功於線上點歌系統的發展，例如：劉鎮華(1994)提出一個有別於傳統 KTV 系統的新架構，以影音詞三者分離的方式來減少所需的磁碟容量，解決不同媒體播放的同步問題；林永財(2004)探討 KTV 電腦點歌螢幕操作介面使用性；林婉琪(2005)應用 phase vocoder 實現卡拉 OK 伴唱機音效以虛擬重低音合成，以數位訊號處理的技巧來實現諸音效；陳孜彬(1998)以聲音查詢歌曲資料庫「以

歌選歌」讓使用者用唱或哼一段歌曲的旋律，而將這個歌曲從資料庫中選取出來；張道宇(2005)探討線上卡拉 OK 消費者再惠顧意願。這些不管是在硬體或軟體的研究都讓線上點歌的發展日趨進步。

線上系統的發展，除了可以讓使用者可以隨時隨地使用外，更可以提供各種快速的查詢及經驗的累積。然而，目前已存在的線上點歌系統(例如：超級點歌王、iKala、...等線上服務業者)，大多只能提供關鍵字及歌曲編號等查詢，頂多再加上「新進歌曲點歌」、「排行榜點歌」等推薦方式來加快使用者的找尋時間，但這些功能並沒有考慮到使用者個別化的興趣差異，無法有效的提供使用者個人化的推薦。

在過去的研究中，我們曾經運用協同過濾的方法來進行推薦[5]。然而，為了適應多樣性的使用者群，例如興趣傾向穩定的使用者適合用協同推薦、較無主見的使用者可能適合 TOP-N 熱門點歌的推薦、對新歌曲接受度高的使用者可能較需要新進歌曲的點歌推薦等。因此，在本文中，我們將探討如何利用專家系統的概念，將使用者過去的點歌經驗累積於知識庫中，利用模糊推論(Fuzzy Inference)的方式，推導出適合使用者的推薦方式，並為使用者作有效的個人化推薦 (Personalized Recommendation)。

在下面的文章中，我們將先提出整個系統的推薦流程，然後解釋知識庫的運作方式及使用者檔案的內容，接著討論隱性回饋與評比，

最後是結論與未來的研究。

2. 研究方法

2.1 推薦流程

如圖 1，會員基本資料與過去的點歌紀錄會紀錄在使用者輪廓檔(Membership DB)與歷史點歌記錄檔(Transaction DB)中。系統從這兩個資料庫找出每個使用者的點歌興趣傾向，並記錄在使用者資訊檔(User Information DB)中。所以透過我們記錄的資料，每個使用者一登入系統，系統即從知識庫中比對每個使用者對於每條規則的可應用度，找出超過門檻值的規則後，再依模糊理論中的隸屬程度值，分別找出符合該規則的歌曲，集合而成推薦清單，即可依會員特質進行智慧型的個人化推薦。

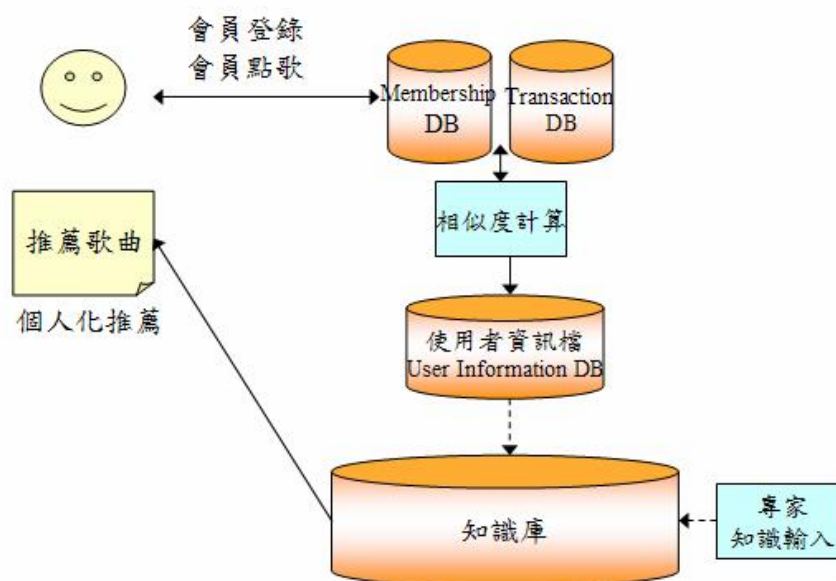


圖 1 知識庫推薦流程

新進歌曲
新進歌曲排行榜
熱門點唱排行榜
協同過濾推薦清單
知識庫推薦歌曲
• 歌曲1
• 歌曲2
• 歌曲3
• 歌曲4
• ...
• 歌曲10

圖 2 點歌清單

因此，使用者的點歌清單中，除透過使用者的傳統被動式尋找方法外(如：新進歌曲、歌星點歌…等)，尚包含由協同過濾機制萃取出的主動式推薦清單[5]，以及本研究加入的知識庫推薦歌曲(如圖 2)。

2.2 知識庫運作

專家系統的推論技術，通常劃分為規則式推論方式(Rule-Based Reasoning)案例式推論方式(Case-Based Reasoning)。規則庫中存放用於推導事實之規則，案例庫中儲存以往案例領域的知識，並運用案例式的推論方式，以作為整個專家系統的核心機制。最常使用的規則式推

論動作為 If-Then 之方式，其主要將人類知識描述為條列式的推論規則以供推論機制使用。本研究亦使用 Sugeno 規則式推論方式，以完成知識庫之建置。

我們提供歌曲點播的知識專家一個輸入知識的平台，透過提供的平台可以運用專家輸入的知識進行知識庫的推薦。舉例而言，若某一個會員的習慣為點選新進歌曲，於是當他下次登入系統時，我們便直接推薦新進歌曲以供他參考。依此類推，們首先歸納彙整出表 1 的 5 條規則來說明知識庫運行的過程。

表 1 知識庫所建規則

序	規則	隸屬函數
1	if <i>New_Song_is_prefer</i> , then add <i>New_Song</i> to recommend list.	圖 3
2	if <i>New_song_billboard_is_prefer</i> , then add <i>New_song_billboard</i> to recommend list.	圖 4
3	if <i>Hot_To_Request_Tune_The_Billboard_is_prefer</i> , then add <i>Hot_To_Request_Tune_The_Billboard</i> to recommend list	圖 5
4	if <i>Collaborative_Filtering_is_prefer</i> , then add <i>Collaborative_Filtering</i> to recommend list.	圖 6
5	if <i>A_Song_Is_Hot_To_Request_is_prefer</i> , then add <i>A_Song_Is_Hot_To_Request</i> to recommend list.	圖 7

假設目前有以上的 5 條規則存在於我們的知識庫，我們在使用者資訊檔中記錄會員對於這些規則的可應用程度，並透過比對後進行推薦，每個使用者依其特性將給予不同的推薦。首先，必須確認使用者適合上述哪條規則，並依其可以被應用(Apply)的程度，分別找出該規則(Rule)的隸屬程度，再從該規則中，取出適當的歌曲比重，以形成我們的知識庫推薦清單。我們將上述的規則利用隸屬函數(Membership function)來表示，如下所示：

I 規則 1 的隸屬函數：New_Song is prefer

New_Song is prefer

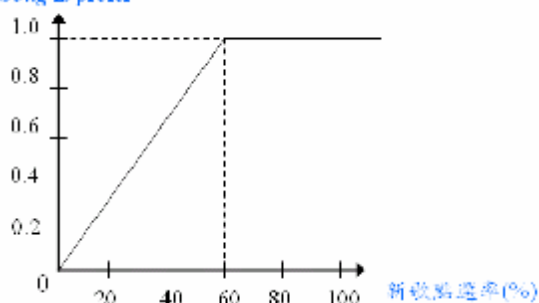


圖 3 規則 1 的隸屬函數

I 規則 2 的隸屬函數：New_Song Billboard is prefer

New_Song Billboard is prefer

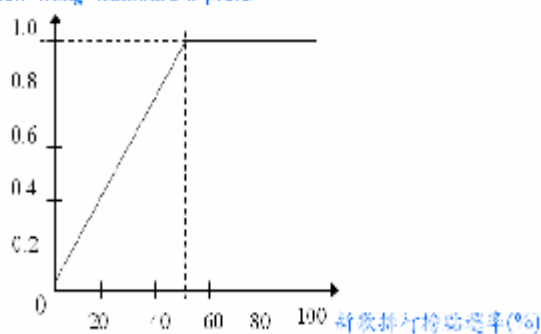


圖 4 規則 2 的隸屬函數

I 規則 3 的隸屬函數：Hot_To_Request Tune_The Billboard is prefer

Hot_To_Request Tune_The Billboard is prefer

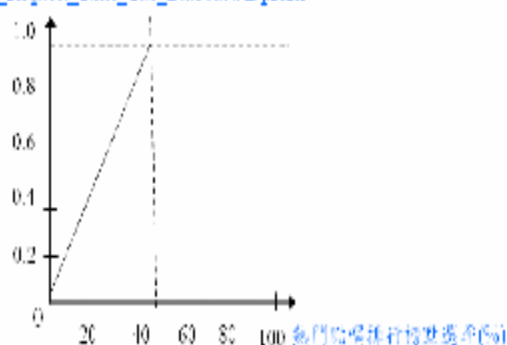


圖 5 規則 3 的隸屬函數

I 規則 4 的隸屬函數：Collaborative_Filtering is prefer

Collaborative_Filtering is prefer

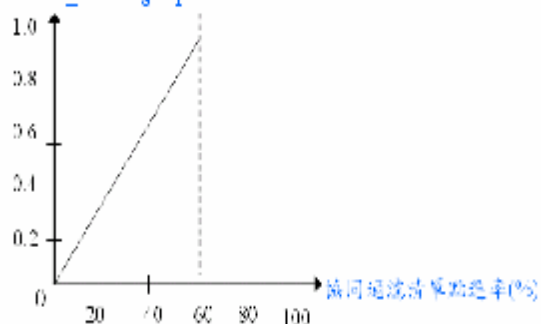


圖 6 規則 4 的隸屬函數

I 規則 5 的隸屬函數：A_Song_Is_Hot_To_Request

A_Song_Is_Hot_To_Request

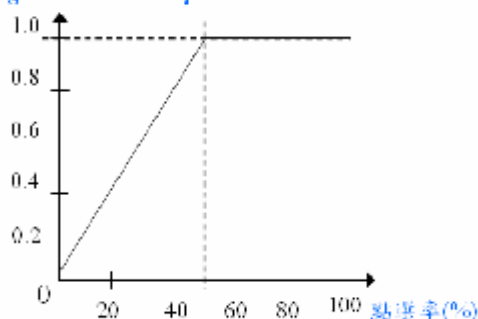


圖 7 規則 5 的隸屬函數

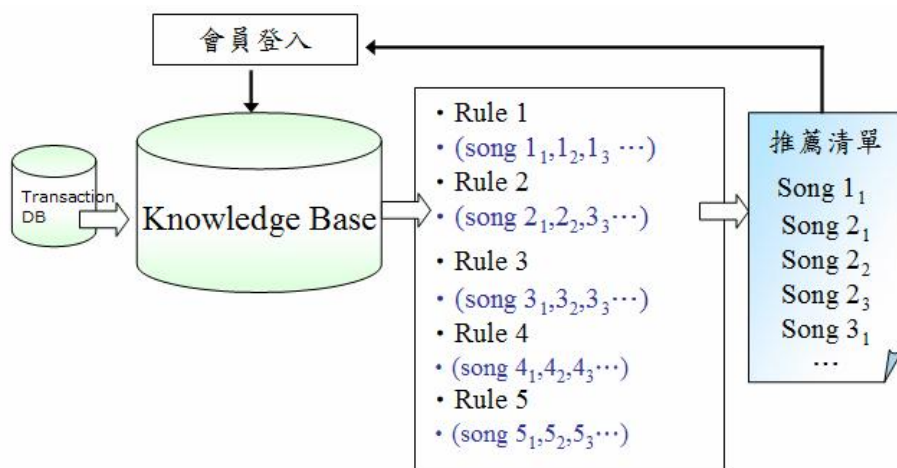


圖 8 知識庫推薦形成

我們利用模糊理論的方法分別為每個會員對應找出規則庫中的隸屬程度值。找出通過門檻值的規則可應用度，並分別依該規則中的可應用度找出推薦的歌曲曲目，假設會員 M_1 可能從 Rule 1、Rule 2 分別找出五首歌曲來推薦；對會員 M_2 來講，可能從 Rule 3、Rule 4、Rule 5 各找出三首、四首、一首歌曲來推薦。不同的會員由於興趣不同，將得到不同的知識庫推薦清單。舉例而言，圖 8 的推薦清單便由 Rule 2 的三首歌，以及 Rule 1、Rule 3 中各一首歌所組成。

假設有 n 個規則，那麼規則 $R = (R_1, R_2, \dots, R_n)$ 。每一個規則 R_i 的可應用度 α_i 為 0 到 1 之間的一個隸屬程度值。

因此 $R_i \in [0, 1]$ ，且 $0 \leq i \leq n$ 。

如果我們找出會員 M_1 對於每條規則的隸屬程度值，則我們可依上列圖 3 到圖 7 中每條規則的點選率去找出隸屬函數相對應的 α_i 。那麼，我們就可以得到會員 M_1 對各條規則的可應用度 $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ 。

表 2 使用者資訊檔中 M_1 的記錄

Member\Rule	R_1	R_2	R_3	R_4	R_5
M_1	20	50	10	0	20

我們指定會員 M_1 在規則 R_i 裡的隸屬程度為 α_i 。以表 2 會員 M_1 在使用者資訊檔中所記錄的資料為例，對於每條規則的可應用度可以分別算出，我們算出會員 M_1 在規則 R_1 的可應用度為 $\alpha_1=20\%$ ，在規則 R_2 的可應用度為 $\alpha_2=50\%$ ，在規則 R_3 的可應用度為 $\alpha_3=10\%$ ，在規則 R_4 的可應用度為 $\alpha_4=0\%$ ，在規則 R_5 的

可應用度為 $\alpha_5=20\%$ 。因此，我們可以得到如下的可應用度表。假設可應用度門檻值為 20%，那麼未超過門檻值的可應用度都將視為 0。因此，以表 2 的例子來說， R_1 及 R_2 及 R_5 會被執行到。

表 3 知識庫規則的可應用度

Rule	可應用度
R_1	20%
R_2	50%
R_3	10%
R_4	0%
R_5	20%

那麼當知識庫要推薦 s 首歌時，某一規則 R_i 可推薦的歌有

$$r_i = s * (\alpha_i / \sum_j^n \alpha_j)$$

我們要利用知識庫找出對會員 M_1 的推薦歌曲，假設 $s = 10$ ，我們以表 2 會員 M_1 在使用者資訊檔中所記錄的資料為例， R_1 及 R_2 及 R_5 會被執行到。則

對規則 1 的推薦歌曲為：

$$r_1 = 10 * 20\% / (20\% + 50\% + 20\%) = 2 \text{ 首，以及}$$

對規則 2 的推薦歌曲為：

$$r_2 = 10 * 50\% / (20\% + 50\% + 20\%) = 6 \text{ 首，以及}$$

對規則 5 的推薦歌曲為：

$$r_5 = 10 * 20 \% / (20\% + 50 \% + 20\%) = 2 \text{ 首。}$$

2.3 使用者資訊檔(User Information DB)

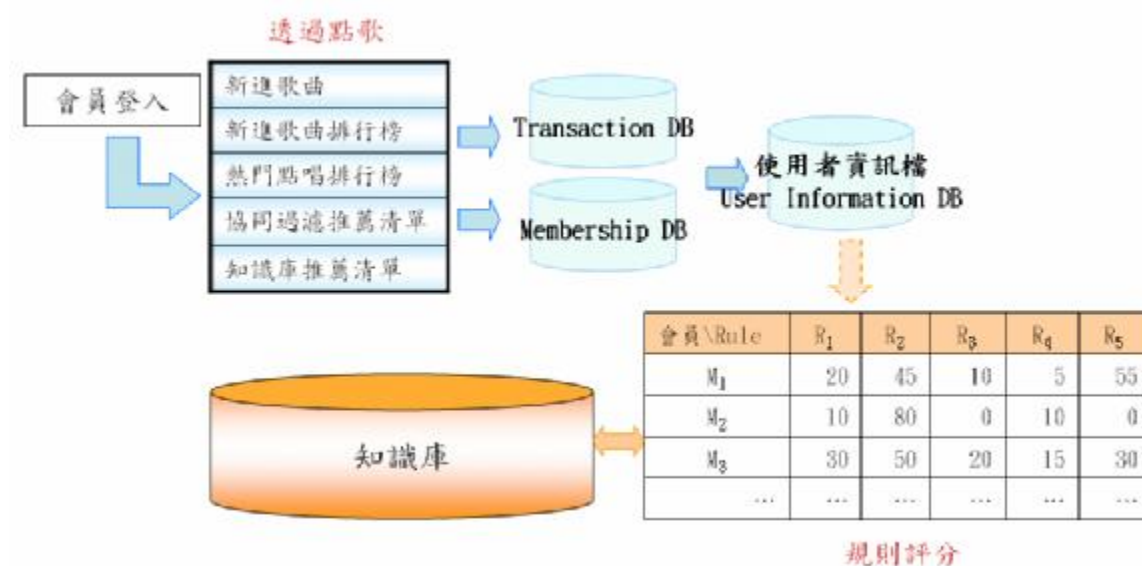


圖 9 知識庫推薦系統流程

由於部份知識具有難以格式化的特性，使得知識庫在知識表達上面臨更多的困難。我們利用點選率來了解會員的興趣傾向，會員登入系統進行線上點歌歡唱，藉由過去的歷史點歌記錄彙整來找出會員的喜好。在會員基本資料(Membership DB)中，記錄使用者輪廓的資訊；在歷史點歌資料(Transaction DB)中，記錄使用者過去的點歌交易資訊，這些都是可以進行量化的資料，資料透過量化及轉換後將記錄於使用者資訊檔(User Information DB)中。

因此，在使用者資訊檔中記錄轉換後的使用者的點歌歷史資訊，以及使用者的點歌回饋資訊，與知識庫中的規則比對，待推薦時再依據規則的可應用度進行規則的擷取。就像找出同好名單記錄在使用者資訊檔中[5]，再依同好的點歌興趣進行協同過濾的推薦；同樣地，將我們對知識庫中的每條規則回饋評比的評分也記錄在使用者資訊檔中，當使用者一登入我們便可進行比對，從中找出符合該會員的 Rule，並且根據 Rule 裡的歌曲進行推薦。

因此，在使用者資訊檔(User Information DB)中，包括了由協同過濾推薦[5]找出來的同好名單，以及對於知識庫中每條規則的評分資訊，如下表 4。藉由找出規則的可應用度之後，再找出該規則的歌曲，在這裡，我們是找出符

合該規則後的 TOP-N 來取得符合的歌曲做推薦。

表 4 使用者資訊檔(User Information DB)

會員	同好名單	R ₁	R ₂	R ₃	R ₄	R ₅
M ₁	M ₂ , M ₁₆ , M ₂₃ , M ₈₅ , M ₉₁	20	50	10	0	20
M ₂	M ₁ , M ₁₃ , M ₁₉	10	80	0	10	0
M ₃	M ₁₅ , M ₁₈ , M ₂₀ , M ₃₃	30	50	20	15	30

2.4 隱性回饋

我們透過使用者的點歌來做回饋與評比，持續不斷的修正系統參數。使用者透過每次的點歌即為一次回饋。根據每一次的點歌回饋，不管是使用者主動搜尋歌曲還是透過我們的推薦來點歌，將這些分數累積到使用者資訊檔中。如此不斷地回饋資訊將可修正我們的參數愈趨正確，而且對於興趣改變的使用者可以獲得正確的推薦，透過知識庫形成的推薦將愈來愈精確。

在我們的系統中有二種回饋機制，以符合多變的使用者群的個性，形成適性化的推薦。

使用者點選回饋的方式有二種：

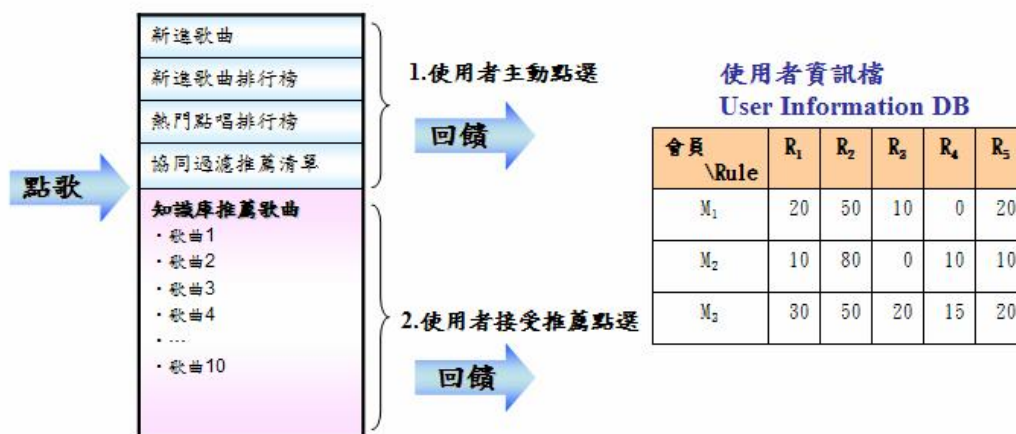


圖 10 回饋機制

1. 回饋機制一：使用者主動點選

透過使用者主動點歌，例如利用新進歌曲點歌後再選擇想要點唱的新進歌曲。這種回饋對於符合的規則來講也是一種計分的回饋。我們必須把此記錄也記錄到使用者資訊檔中。例如利用新進歌曲點歌，可以對應到我們的規則 1, if New song is prefer, then add new_song to recommend list, 就可以把規則 1 增加一分，那麼使用者資訊檔內的資料將從未尚回饋的表 5 轉換成透過主點點選後的表 6。

表 5 尚未回饋前的使用者資訊檔中 M₁ 的記錄

Member\Rule	R ₁	R ₂	R ₃	R ₄	R ₅
M ₁	20	50	10	0	20

表 6 透過使用者主動點選後 M₁ 在使用者資訊檔的記錄

Member\Rule	R ₁	R ₂	R ₃	R ₄	R ₅
M ₁	21	50	10	0	20

2. 回饋機制二：使用者接受推薦點選

使用者接受知識庫的推薦點選歌曲。在這裡我們計算評分回饋機制加入點唱次權重值的計算。

由於使用者可能每次上線點歌都相同，或者針對同一首歌重複點唱，因此我們將點歌次數納入權重計算。假設系統對某會員的推薦清單如下圖所示，一共有 10 首歌曲，符合 Rule 1 中的歌曲有 3 首，符合 Rule 2 的歌曲有 2 首，符合 Rule 4 的歌曲有 5 首。以點唱 10 次來講，歌曲 11、22、42、45、47、48 分別被點唱過一次或數次，因此，我們將點選次數回饋到使用者資訊檔中。

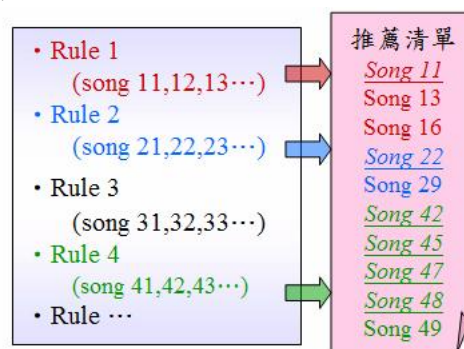


圖 11 使用者接受推薦點選的回饋機制

舉例來說，假設 weight = 10，在規則 1 中，點唱過 11，表示透過規則 1 推薦的有三首，使用者點唱這三首中的一首，並且唱了 5 次，那麼將歌曲數目 * 權重 * 演唱次數 * 規則 1 在全部歌曲 10 首中占了 3 首，因此相乘的結果即回饋 15 分給規則 1。

以 Rule 1 來講，1 首 * weight * 演唱 5 次 *

$3/10 = 15$ ，系統針對 Rule 1 即回饋 15 分。

以 Rule 2 來講，1 首 * weight * 演唱 1 次 * $2/10 = 2$ ，系統針對 Rule 2 即回饋 2 分。

以 Rule 4 來講，4 首 * weight * 演唱 4 次 * $5/10 = 20$ ，系統針對 Rule 4 即回饋 20 分。

在使用者資訊檔中的記錄，將由表 5 變成表 7。即，由 R_1 由 20 分增加 15 分為 35 分； R_2 由 50 分增加 2 分為 52 分； R_3 不改變計分； R_4 由 0 分增加 20 分為 20 分； R_5 不改變計分。新的使用者資訊檔如下表 7 所示。

表 7 透過知識庫推薦點歌後 M_1 在使用者資訊檔的記錄

Member\Rule	R_1	R_2	R_3	R_4	R_5
M_1	35	52	10	20	20

假設某首歌曲在 R_1 以及 R_2 的推薦清單中都有出現，則將同時對 R_1 以及 R_2 回饋計分。

2.5 隱性評比

當使用者點選的歌曲是透過我們的知識庫運作出來的推薦清單時，對我們來說即是做了正確有給分的評比；當使用者點選的歌曲不在我們推薦的清單內，則不予計分。意即，如果 10 次點歌中，有 6 次是透過我們的推薦清單點歌，對我們來講即是有 60% 的正確率。

3. 結論與未來研究方向

本研究利用模糊理論將使用者過去的點歌經驗融入知識庫中，提供了一個線上點歌的推薦平台。我們對於每個會員分別找出有特殊傾向的規則，並依此用來形成推薦的依據。透過點選歌曲進行隱性回饋，依點選回饋的歌曲計算分數後，再次形成下次的推薦清單。因此這個系統是可以適應興趣多變化的使用者的適性化推薦系統。

在未來研究中，我們將取得「超級點歌王」的線上資料來分析並實作一離型系統。我們將實際與專家學者、相關業者及使用者共同研究，找出一些可行的法則以充實知識庫的模糊法則而成為真正具個人化特色的智慧型點歌系統。

參考文獻

- [1] 戴偉勝，”以知識庫為基礎的個人化資訊推薦系統之研究”，大葉大學資訊管理系碩士論文，2001。
- [2] 鍾政憲，”以代理人社群為基礎的主動式知識服務推薦系統之研究”，大葉大學資訊管理學系碩士論文，2003。
- [3] 劉鎮華，”多媒體資料庫在點歌系統及 KTV 系統之應用”，國立中山大學資訊工程研究所碩士論文，1994 年。
- [4] 超級點歌王，www.supermbbox.com.tw
- [5] 陳榮昌、黃麗美，”應用協同過濾推薦方法於線上點歌系統”，2006 台灣商管與資訊研討會，2006。
- [6] 郭素蜜，”虛擬企業協同商務之知識分享控制機制之研究”，南華大學資訊管理學系碩士論文，2005 年。
- [7] 郭時雄，”應用軟體代理人於一對一行銷之研究”，國立臺北大學企業管理學系碩士論文，2004 年。
- [8] 陳孜彬，”以聲音查詢歌曲資料庫”，國立清華大學資訊工程學系，1998 年。
- [9] 張道宇，”線上卡拉 OK 消費者再惠顧意願之研究—以 Kara24H 為例”，國立交通大學管理學院碩士在職專班資訊管理組，2005。
- [10] 范雅慧，”透過知識擷取與管理達成顧客關係管理之行銷策略應用”，朝陽科技大學資訊管理研究所碩士論文，2003 年。
- [11] 林婉琪，”應用 phase vocoder 實現卡拉 OK 伴唱機音效以虛擬重低音合成”，國立交通大學機械工程系所，2005 年。
- [12] 林朝興，唐瑩荃，以顧客價值分析與權重漸進探勘來進行協力式音樂推薦”，*Journal of Information, Technology and Society* 2006(1) pp. 1-26。
- [13] 林永財，”KTV 電腦點歌螢幕操作介面使用性之研究”，大同大學工業設計研究所碩士論文，2004 年。
- [14] 汪軒楷，”策略式資料探勘在個人化推薦上之研究”，真理大學管理科學研究所碩士論文，2002。
- [15] 何佩琪，”張澤銘的 iKala”，*Intelligent times* 12/2006，pp. 24-27。
- [16] 向殿政男，*Fuzzy 手法進階*，中國生產力中心，1993。

- [17] 江培庄，**模糊集合論及其應用**，中國生產力中心 Fuzzy 小組，1990。
- [18] Fayyad , Gregory Piatetsky-Shapiro , Padhraic Smyth , “The KDD Process for Extracting Useful Knowledge from Volumes of Data“, **COMMUNICATIONS OF THE ACM**. Vol. 39, No. 11, pp. 27-34,1996.