

印象に基づく楽曲検索のためのユーザモデルの構築と利用

熊本 忠彦[†]
kuma@nict.go.jp

[†] 独立行政法人情報通信研究機構
けいはんな情報通信融合研究センター，メディアインタラクショングループ
〒619-0289 京都府「けいはんな学研都市」光台 3-5

概要：印象に基づく楽曲検索方式は，意外な楽曲や未知の楽曲を提示しうる発見的な検索手段と言える．しかしながら，楽曲から受ける印象はユーザによって異なるので，ユーザの印象の受け方に依りて検索結果を変える必要がある．そこで，本稿では，印象に基づく楽曲検索のための個人適応手法を提案する．具体的には，印象評価実験（100人）の結果に基づいて，楽曲から受ける印象の類似性を分析し，被験者を20グループに分類する．そして，各グループに対し，ユーザモデル（楽曲の印象を数値化するための式，および数値化した結果）を構築し，適合フィードバックにより適当なユーザモデルを選択する手法を設計する．また，性能評価実験（30人）を行い，その有効性を検証する．

Creation and Usage of Multiple User Models for Impression-based Music-retrieval

Tadahiko Kumamoto[†]

[†] National Institute of Information and Communications Technology (NICT)
3-5, Hikari-dai, Kansai Science City, Kyoto 619-0289, Japan

Abstract: As a tool for finding music that suits preferences, feelings, or mental states of users from music databases, some impression-based music-retrieval systems have been developed. Generally, such systems require some user adaptation methods to deal with two kinds of individual variations, i.e., impressions caused by musical pieces are different in each user, and impression words used to represent the impressions are different in each user. In this article, we focus on the former individual variation, and propose a new scheme for user adaptation in impression-based music-retrieval. First, we made the impression-estimation experiments where one hundred subjects estimated eighty musical pieces, and classified the hundred subjects into twenty groups by applying a clustering method to results of the experiments. Next, we created a user model for each group, where, in this article, a user model consisted of both formulas to express impressions of music in a numerical term and ones calculated by the formulas. And we presented procedures for choosing user models suitable for a user. We implemented the user models and the procedures into an existing impression-based music-retrieval system, and made performance-evaluation experiments. The results of the experiments proved effectiveness of the proposed scheme.

1 まえがき

大量にあるマルチメディアデータの中からある特定のデータを探し出すための手段としては，書誌情報（タイトルや製作者名など）による検索が一般的であり，一部では内容情報（歌声やハミング，スケッチなど）に基づく検索 [1]-[3] も可能となっている．これらの検索手段は，探し出したいデータを特定するだけの具体的な情報を入力できる場合には良いが，そうでない場合，例えば，漠然とした要求しかなく欲しいデータを特定できない場合や自作のデータなど具体的な情報が公知でない場合には不向きと言え

る．一方，ユーザが持つ何らかの判断基準（嗜好や感情，気分など）に合致するデータを見つけるための手段として，印象に基づく検索方式が研究されている [4]-[12]．本方式は，特定のデータを探し出すという目的には向かないが，ユーザ自身予想しなかったような意外なデータや全く知らない新奇なデータを提示しうる発見的な検索手段と言える．

印象に基づく検索方式においては，(1) データから受ける印象がユーザによって異なる，(2) データの印象を表現する印象語についての認識がユーザによって異なる，という2種類の個人差 [6] が考えられ，何らかの個人適応機能が必要とされる．先行研究では，印象語とデータの対応関係をユーザモデル

と定義した上で、(i) 学習用データを各ユーザに評価してもらい、個人用のユーザモデルを事前に作成する [5][7]、(ii) あらかじめ用意された基準ユーザモデルとユーザの印象語についての認識との差が最小となるよう基準ユーザモデルを修正する [4][6][8]、といったことが行われており、タイプ (2) の個人差に対しては様々な手法が提案されている。しかしながら、タイプ (1) の個人差を対象に、ユーザの印象の受け方を複数のユーザモデルで記述し、検索結果に対するユーザの評価によりユーザモデルの取捨選択を行う、というアプローチはこれまでなかった。

本稿では、被験者 100 名が楽曲 80 曲を聴取し、その印象を数値化するという実験の結果に基づいて、楽曲から受ける印象の類似性を分析し、被験者を 20 グループに分類する。そして、各グループに対し、ユーザモデル (楽曲の印象を数値化するための計算式、ならびに数値化した結果) を構築し、適合フィードバックによりユーザモデルを取捨選択する手法を設計する。また、既存の印象に基づく楽曲検索システム [12] に本手法を実装し、性能評価実験 (30 名) によりその有効性を検証する。

2 楽曲印象の多様性と類似性の分析

楽曲から受ける印象の多様性と類似性を調べるために、以下のような印象評価実験を行った。

2.1 印象評価実験による評価データの獲得

被験者は男性 39 名、女性 61 名の計 100 名であり、その年齢構成は 20 歳未満 2 名、20 代 45 名、30 代 44 名、40 代 8 名、50 歳以上 1 名と幅広かった。被験者には、各楽曲 (計 80 曲) を 1 回もしくは 2 回聴取し、表 1 に示された印象尺度 (楽曲印象を形容する印象語の対からなる評価尺度) のそれぞれに対し、7 段階評価 (例えば、印象尺度 1 の場合は、「とても静かな (7 点), 静かな (6 点), 少し静かな (5 点), どちらとも言えない (4 点), 少し激しい (3 点), 激しい (2 点), とても激しい (1 点)」の 7 段階) もしくは「どちらでもない (nil)」の評価を行うことが求められ、その結果、合計で 80,000 個 (80 曲 × 100 名 × 10 印象尺度) の評価データが得られた。

2.2 楽曲印象の多様性に関する分析

まず、楽曲から受ける印象の多様性を調べるために、2.1 節で得た評価データの各楽曲・各印象尺度における標準偏差を求めた。その結果を図 1 に示す。

標準偏差の分布は、平均値 1.06、中央値 1.04 であり、半数以上が 1 より大きい値となっている。被験者が評価できる点数が 1 点から 7 点であったことを考えると、小さい値ではない。ある楽曲・ある印象尺度における評価データの分布を平均値が 4 点、標準偏差が 1 の正規分布と仮定すると、理論的には 100 名中約 68 名の被験者が 3 点から 5 点の評価を行い、約 95 名が 2 点から 6 点の評価を行った計算になる。すなわち、同じ楽曲を聴いても受ける印象は人それ

表 1 印象尺度

番号	印象尺度を構成する印象語の対	
1	静かな	— 激しい
2	落ち着いた	— 忙しい
3	爽やかな	— 重苦しい
4	明るい	— 暗い
5	荘厳な	— 軽々しい
6	ゆったりとした	— 窮屈な
7	綺麗な	— 綺麗でない
8	楽しい	— 悲しい
9	気持ちが落ち着く	— 気持ちが高揚する
10	心が癒される	— 心が傷つく

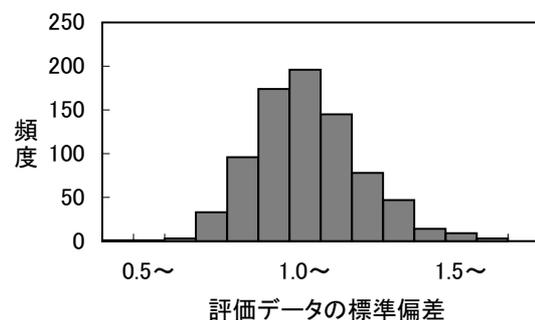


図 1 各楽曲・各印象尺度における標準偏差の分布

ぞれであり、まったく逆の印象を受ける人も少ないことを示している。なお、標準偏差の分布において、最大値は 1.65、最小値は 0.44 であった。

2.3 楽曲印象の類似性に関する分析

2.2 節で示したように、楽曲から受ける印象は人それぞれであるが、誰もがまったく異なる受け取り方をするというよりも、印象の受け取り方が似ている人はいると考える方が自然である。そこで、楽曲から受ける印象の類似性を調べるために、代表的な階層的クラスタ分析手法の一つである「ユークリッド平方距離によるワード法」を用いて、2.1 節で得た評価データに対しクラスタ分析を行った。このとき、被験者 S_A の評価データ E_A と被験者 S_B の評価データ E_B のユークリッド平方距離 $D(E_A, E_B)^2$ を次のように定義した。

$$D(E_A, E_B)^2 = \sum_{m=1}^{80} \sum_{i=1}^{10} (x_{m,i}(E_A) - x_{m,i}(E_B))^2$$

但し、被験者 S_A が楽曲 m に対して行った評価の印象尺度 i における値を $x_{m,i}(E_A)$ とする。なお、 $x_{m,i}(E_A) = nil$ のときは $x_{m,i}(E_A) = 4$ として処理した。

ここで、クラスタ分析の過程を示すために、クラスタ分析のそれぞれの時点において、クラスタ C_k を

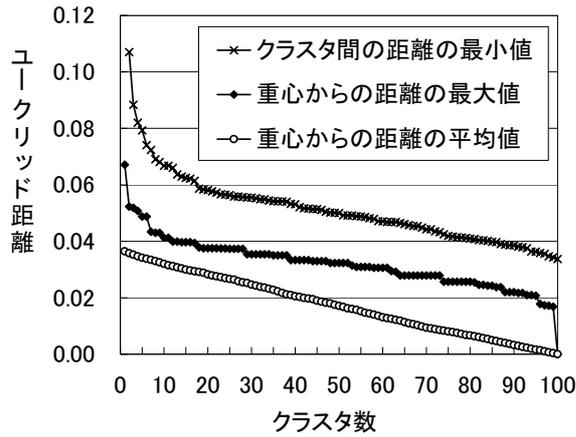


図2 クラスタ分析の過程

形成する被験者 S_j の評価データ E_j とそのクラスタの重心 G_k との距離 $d(E_j, G_k)$, ならびに任意の2つのクラスタの重心間の距離 $d(G_A, G_B)$ を求めた. 図2に距離 $d(E_j, G_k)$ の被験者100名に対する平均値と最大値, 及び距離 $d(G_A, G_B)$ の最小値を示す. 但し, 距離 $d(E_j, G_k)$ は, クラスタ C_k の重心 G_k の楽曲 m , 印象尺度 i における値を $x_{m,i}(G_k)$ と記述することにより,

$$d(E_j, G_k) = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^{80} \sum_{i=1}^{10} (x_{m,i}(E_j) - x_{m,i}(G_k))^2}{800}}$$

と定義された. 距離 $d(G_A, G_B)$ も同様に

$$d(G_A, G_B) = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^{80} \sum_{i=1}^{10} (x_{m,i}(G_A) - x_{m,i}(G_B))^2}{800}}$$

と定義された.

図2から, 重心からの距離の最大値ならびにクラスタ間の距離の最小値が最初の10クラスタ生成時に急激に減少し, 20クラスタ以降はほぼ一律に減少しているのがわかる. これは, 他の被験者に比べ特異な評価を行った被験者(群)が早い段階で新たなクラスタを形成したためと考えられる.

3 クラスタ分析に基づく複数ユーザモデルの構築

我々は, 文献[11]において, 標準MIDIファイル形式の楽曲から抽出される音の高さ・強さ・長さ・音色に関する特徴量とその楽曲の印象を記述する10次元のベクトル(印象ベクトル)との対応関係を定式化するための手法を提案し, 2.1節で述べた評価データを用いて印象ベクトル生成式を設計した. すなわ

表2 重回帰分析における自由度修正済み決定係数

印象尺度	平均値	最大値	最小値
1	0.785	0.866	0.607
2	0.802	0.869	0.698
3	0.680	0.791	0.592
4	0.679	0.780	0.550
5	0.689	0.772	0.595
6	0.764	0.847	0.649
7	0.665	0.742	0.541
8	0.675	0.794	0.608
9	0.748	0.851	0.569
10	0.699	0.846	0.580
全体	0.719	0.869	0.541

ち, 楽曲(80曲)から抽出される特徴量を説明変数, 各楽曲に対し被験者100名が行った評価の印象尺度 i における平均値を目的変数とする重回帰分析(変数増加法)を印象尺度ごとに行い, その対応関係を重回帰式という形で定式化した. 今回は, クラスタ分析の結果求められたクラスタのそれぞれに対し, 同様の重回帰分析を行い, 各クラスタごとに印象ベクトル生成式(=10個の重回帰式)を設計した. 本稿では, この印象ベクトル生成式, ならびに印象ベクトル生成式によって楽曲から生成される印象ベクトルの集合をユーザモデルと定義し, 図2に示された結果と印象ベクトル生成式の設計にかかるコストのトレードオフから, 20個のユーザモデルを構築することにした(実際には比較実験用として10個のユーザモデルも構築した). なお, 重回帰分析における自由度修正済み決定係数[13]は, 20個のユーザモデル(=200個の重回帰式)を構築した場合で, 表2のとおりであり, すべての場合において, 0.5より大きく, 良好な結果が得られているのがわかる.

4 適合フィードバックによるユーザモデルの取捨選択

ユーザモデルの取捨選択は, 検索結果(第1位候補曲)に対するユーザの評価(5点満点)を用いて, 以下の手順で行われる.

- 手順1) 印象(検索条件)が入力されたら, それぞれのユーザモデル M_n ($n = 1, 2, \dots, 20$) において, 距離が最小となる第1位候補曲 m_n を求める.
- 手順2) 個人適応値 p_n が nil (初期値であり, 未評価であることを示す) もしくは閾値 P_{high} 以上であるユーザモデルがあれば, その中から距離が最小となる楽曲 m_{min} を求める. なければ, 個人適応値 p_n が閾値 P_{med} 以上であるユーザモデルを求め, その中から距離が最小

となる楽曲 m_{min} を求める．そのようなユーザモデルもない場合は，すべてのユーザモデルの中から距離が最小となる楽曲 m_{min} を求める．

- 手順 3) 楽曲 m_{min} を検索結果 (第 1 位候補曲) としてユーザに提示する．
- 手順 4) ユーザがその楽曲と入力印象 (検索条件) との適合度 (5 点: 適合—4 点—3 点—2 点—1 点: 不適) を評価した場合のみ，以下の手順を適用し，評価しなかった場合は，手順 1 の待機状態となる．
- 手順 5) 楽曲 m_{min} を第 1 位候補曲としたすべてのユーザモデルにおいて，次式を用いて個人適応値 p_n と評価済曲数 k_n を更新する．但し，評価点数が 5 点から 3 点のときは，その点数をそのまま $score$ とするが，2 点もしくは 1 点のときは，ペナルティを加味し，それぞれ 1 点，-1 点を $score$ とする．

$p_n = nil$ (初期値) のとき

$$p_n = score$$

それ以外のとき

$$p_n = (p_n \times k_n + score) / (k_n + 1)$$

$$k_n = k_n + 1$$

- 手順 6) 評価点数が 5 点でないとき，ユーザは「再検索」ボタンを押すことができる．「再検索」ボタンが押されたら，楽曲 m_{min} を第 1 位候補曲としたすべてのユーザモデルを検索の対象外とした上で，手順 2 に戻る．但し，すべてのユーザモデルが検索対象外となったときは，「検索に失敗しました。」と表示した上で，手順 1 の待機状態となる．

5 性能評価実験

提案手法を評価するために，既存の印象に基づく楽曲検索システム [12] をベースに 3 種類のシステムを構築し，以下のような性能評価実験を行った．

被験者は男性 15 名，女性 15 名の計 30 名であり，その年齢構成は 20 歳未満 3 名，20 代 23 名，30 代 2 名，50 歳以上 2 名であった．被験者をまず各 10 名からなる 3 つのグループに分け，それぞれに異なるシステムを与えた．すなわち，システム A (10 個のユーザモデルを用いて個人適応が行われる)，システム B (提案システムであり，20 個のユーザモデルを用いて個人適応が行われる)，システム C (個人適応は行われないが，「再検索」ボタンが押されたら，第 N 位候補曲を第 $N-1$ 位候補曲に繰り上げて提示する) の 3 種類を用意した．一方，検索対象となる楽曲には，2.1 節の印象評価実験で用いた 80 曲に，さらに 80 曲を追加し (計 160 曲)，各ユーザモデルごとに対応する印象ベクトル生成式を用いて印象ベクトルを生成した．表 3 にユーザモデル M_1 において

表 3 生成された印象ベクトルの例

ave_maria	(1.9 3.6 4.3 5.3 4.3 5.4 4.9 7.1 4.5 5.3)
eine_kleine1_str	(2.4 1.0 6.8 5.4 5.6 5.5 6.0 6.4 0.7 5.6)
gimnopedie1_pi	(3.8 4.3 5.0 2.4 5.7 5.1 5.1 1.6 4.6 2.0)
je_te_veux_pi	(4.8 5.4 5.9 4.9 7.6 5.1 5.3 5.7 5.6 4.6)
la_primavela1_str	(3.1 4.3 6.3 6.4 2.1 5.1 6.0 4.0 3.1 5.1)

(紙面の都合により，小数点第 2 位を四捨五入した)

生成された印象ベクトルの例を示す．また，個人適応値に対する閾値として， $P_{high} = 4.0$ ， $P_{med} = 3.0$ を設定した．

各被験者は，まず，本システムが受理できる印象語 164 語と程度語 119 語のリストを見ながら，システムへの入力文 10 文を作成し，以下の手順で検索を行った．

- (1) 第 N 文 ($N = 1, 2, \dots, 10$) を入力し，検索する．
- (2) 検索結果がある場合は，その第 1 位候補曲を聴取し，入力した印象との適合度 (「適合している (5 点)」，「少し適合している (4 点)」，「どちらとも言えない (3 点)」，「あまり適合していない (2 点)」，「適合していない (1 点)」) を評価する．ない場合は，手順 (1) に戻り，次の文を入力する．
- (3) 5 点と評価した場合は，手順 (1) に戻り，次の文を入力する．5 点以外の場合は，「再検索」ボタンを押す，手順 (2) に戻る．但し，「再検索」ボタンを押せるのは 1 つの文に対し，5 回までとした．

以上の実験を終えた後，約 30 分の休憩後，各被験者は，同じ 10 文を用いて再度検索 (上記手順 (1) 及び (2) のみ) を行い，それぞれの検索結果 (第 1 位候補曲) に対し適合度評価を行った．この実験の結果を表 4，表 5 に示す．

表 4 は各文に対する最初の適合度評価の結果*1 を示し，表 5 は同じ 10 文を再度入力した際の適合度評価の結果を示している．但し，入力ミスや意味解析失敗による誤った検索結果に対する評価は除外した．また，同じ検索結果に対して異なる評価を与えた場

*1 システム A, B とシステム C では平均値に開きがある．そこで，平均値の差の検定 (有意水準 5%) を行ってみたが，有意ではなく，被験者グループ間の揺れと考えられる．

表 4 初回検索時の検索精度（平均適合度）

システム	平均値	標準偏差	評価回数
A (10 モデル)	3.38	1.28	106
B (20 モデル)	3.39	1.36	99
C (適応なし)	3.69	1.09	97

表 5 文を再度入力した際の検索精度（平均適合度）

システム	平均値	標準偏差	評価回数
A (10 モデル)	3.73	1.24	92
B (20 モデル)	4.02	1.16	96
C (適応なし)	3.70	1.10	97

表 6 同じ検索結果に対する 2 回目の評価と最初の評価の差

評価の差	-3	-2	-1	0	1	2	3
頻度	1	2	19	107	30	15	2
割合 (%)	0.6	1.1	10.8	60.8	17.0	8.5	1.1

表 7 被験者が作成した文（一部）

めちゃめちゃ迫力のある曲 / 清々しくて爽やかな曲 / 軽快でコミカルな曲 / 超崇高な曲 / スーパー感動する曲 / メリハリがあり情熱的な曲 / 重厚で荘厳で厳粛な曲 / しっとりとした叙情的な曲 / 結構落ち着いた曲 / 力強くダイナミックな曲 / 百パーセント心が癒される曲 / 美しく悲しい、透明な曲

合は、最初の評価を優先し、2 回目の評価を最初の評価で置き換えた。

表 4 と表 5 を比べてみると、システム B (提案システム) の初回検索時の検索精度と 2 回目の検索精度には統計的に有意な差があるが (有意水準 1%)、他の 2 つのシステムにはない (有意水準 5%) ことがわかる。よって、提案手法 (システム B) は有効であると言える。

ここで、同じ検索結果 (第 1 位候補曲) に対する評価の変化を表 6 にまとめる。表 6 は、楽曲から受ける印象の状況依存性、すなわち検索文脈や心的状態の変化により、同じ楽曲に対しても異なる印象を受ける場合があることを示唆しており、より高精度な個人適応を実現するためには、解決すべき課題と考える。

ここで、参考資料として、被験者が作成した文の例を表 7 に示し、用いられた印象語、程度語の異なり数を表 8 に示す。

表 8 被験者が作成した文に用いられた印象語・程度語

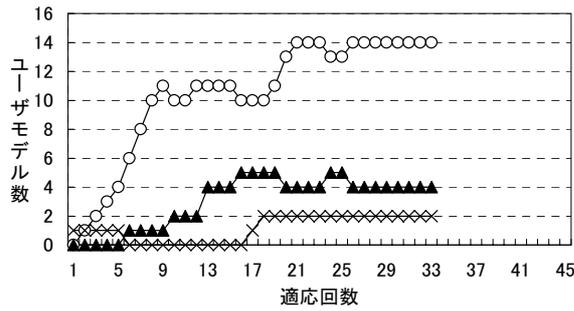
システム	異なり数		印象語、程度語の例 (頻度 5 以上を抜粋)
	印象語	程度語	
A	74 語	30 語	コミカルな / 心が癒される / 透明な / 明るい / とても
B	66 語	20 語	元気の出る / 迫力のある / 美しい / 古典的な / 力強い / 綺麗な / とても
C	63 語	47 語	明るい / 軽快な / 幻想的な / 情熱的な / 落ち着いた / 力強い / だいぶ / とても / 適度に

さて、システム B (提案システム) を用いた被験者 10 名を対象に、各ユーザモデルにおける個人適応値の推移を調べたところ、推移パターンとして、ユーザモデル (全 20 個) の半分以上が高適応 (4.0 以上) となったパターン A (2 名)、半分以上が中適応 (3.0 以上) となったパターン B (2 名)、半分以上が低適応 (3.0 未満) となったパターン C (2 名)、高適応、中適応、低適応がバランスしたパターン D (4 名) の 4 パターンが観測された。それぞれの推移パターンの例を図 3 に示す。

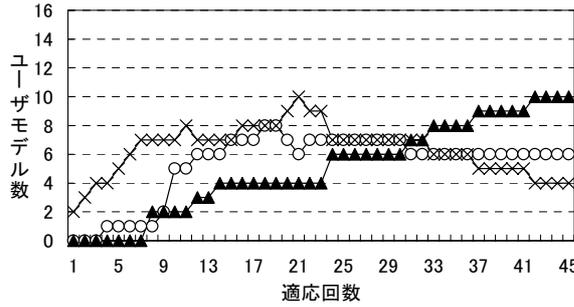
クラスタリングの考え方、すなわち距離が大きいものを異なるクラスタに、距離が小さいものを同じクラスタに分類するという考え方からすると、あるユーザに適するユーザモデルは、個人適応が進むにつれて、1 つもしくはごく少数のユーザモデルに絞られていくものと予想されたが、実際にはそうはなっていない。推移パターン A では高適応なユーザモデルが多数を占めているし、他の推移パターンでもまだ 5~7 このユーザモデルが高適応と位置づけられている。その原因がどこにあるのか、単に適応回数が少ないからなのか、検索対象となる楽曲数が少なかったためなのか、それとも 20 このユーザモデルでは新規ユーザに対し適したユーザモデルを見つけれないのか、といったことを明らかにしていく必要がある。今後の課題としたい。

6 まとめ

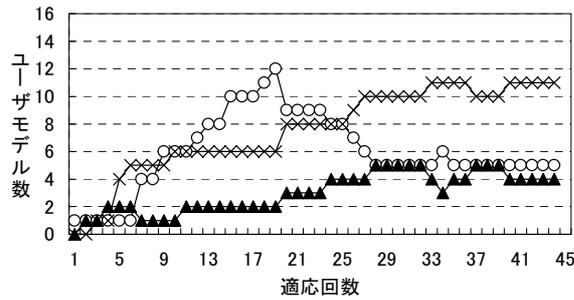
同じ楽曲を聴取しても受ける印象は人によって異なる。そこで、本稿では、被験者 100 名に楽曲 80 曲の印象を評価してもらい、評価の仕方 (= 印象の受け方) が似た人どうしをクラスタ分析手法を用いてグルーピングするとともに、それぞれのグループに適したユーザモデル (楽曲の印象を数値化するための式、ならびに数値化した結果) を構築し、未知のユー



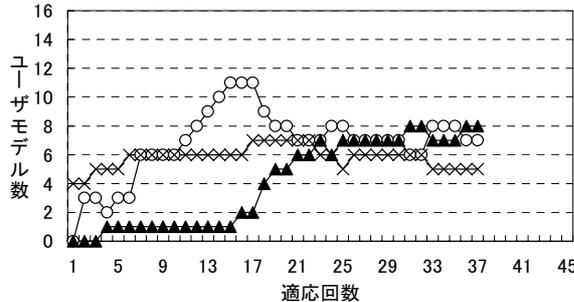
(a) 推移パターン A の例



(b) 推移パターン B の例



(c) 推移パターン C の例



(d) 推移パターン D の例

記号「○」、「△」、「×」は、それぞれ高適応、中適応、低適応のユーザモデルを示す。

図3 ユーザモデル個人適応値の推移パターン

ザがどのグループに属するか、すなわちどのユーザモデルが適しているかを決定するための個人適応手法を提案した。そして、別の被験者 30 名による性能評価実験を通して、その有効性を検証した。

今後の課題として、先行研究と同様、印象語についての認識に対する個人差に対処する必要があると考

えている。また、検索文脈や心的状態の変化に伴い印象の受け方も変化することから、実用システムを構築するためには、より柔軟な個人適応手法を考えていく必要がある。

参考文献

- [1] 椋木雅之, 美濃導彦, 池田克夫, 対象物スケッチによる風景画像検索とインデックスの自動生成, 信学論 (D-II), Vol.J79-D-II, No.6, pp.1025-1033, 1996.
- [2] 園田智也, 後藤真孝, 村岡洋一, WWW 上での歌声による曲検索システム, 信学論 (D-II), Vol.J82-D-II, No.4, pp.721-731, 1999.
- [3] 小杉尚子, 小島明, 片岡良治, 串間和彦, 大規模音楽データベースのハミング検索システム, 情処学論, Vol.43, No.2, pp.287-298, 1999.
- [4] 河辺和宏, 江澤義典, 平嶋宗, 豊田順一, 官能の差異を考慮したユーザモデル・チューニング法, 情処研報, Vol. ヒューマンインタフェース 45-1, pp.1-8, 1992.
- [5] 栗田多喜夫, 加藤俊一, 福田郁美, 坂倉あゆみ, 印象語による絵画データベースの検索, 情処学論, Vol.33, No.11, pp.1373-1383, 1992.
- [6] 清木康, 金子昌史, 北川高嗣, 意味の数学モデルによる画像データベース探索方式とその学習機構, 信学論 (D-II), Vol.J79-D-II, No.4, pp.509-519, 1996.
- [7] 辻康博, 星守, 大森匡, 曲の局所パターン特徴量を用いた類似曲検索・感性語による検索, 信学技報, Vol.SP96-124, pp.17-24, 1997.
- [8] 木本晴夫, 感性語による画像検索とその精度評価, 情処学論, Vol.40, No.3, pp.886-898, 1999.
- [9] 佐藤聡, 小川潤, 堀野義博, 北上始, 感情に基づく音楽作品検索システムの実現に向けての検討, 信学技報, Vol.SP2000-137, pp.51-56, 2001.
- [10] 池添剛, 梶川嘉延, 野村康雄, 音楽感性空間を用いた感性語による音楽データベース検索システム, 情処学論, Vol.42, No.12, pp.3201-3212, 2001.
- [11] 熊本忠彦, 太田公子, 印象に基づく楽曲検索システム: Nグラム統計量の利用, 情報技術レターズ, Vol.1, No.LD-6, pp.63-64, 2002.
- [12] Tadahiko Kumamoto, Design and Implementation of Natural Language Interface for Impression-based Music-retrieval Systems, Proc. of International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems, KES2004, LNAI3214, Springer, pp.139-147, Wellington, New Zealand, 2004.
- [13] 菅民郎, 多変量統計分析, 現代数学社, 京都, 2000.