ユーザの好みに基づく音楽アーティスト推奨システム

Music Artist Recommendation System Based on User's Tastes

岡田 吉史^{*,†} 澤井 政宏^{‡,§} 楠 芳之^{*,¶} 長島 知正^{‡,||}

Yoshifumi OKADA Masahiro SAWAI
Yoshiyuki KUSUNOKI and Tomomasa NAGASHIMA

Web 上のオンラインショップの増加に伴い、ユーザの嗜好性に基づいて商品や情報を推奨するシステムが提案されている。しかしながら、それらは個々のユーザが、商品や情報のどの特徴や性質に着目して好んでいるか、すなわち“嗜好理由(こだわり)”を考慮するものではなかった。

本研究では、音楽アーティスト推奨を例に、ユーザの“好きなアーティスト”と“その嗜好理由”に基づき、ユーザの好みに合うと思われるアーティスト推奨法を提案し、その実装システムの開発を行った。本システムは、同時に好まれるアーティスト(と、それらに対する嗜好理由)の関係を表す相関ルールを格納したデータベースを持つ。本論文では、テストクエリを用いた評価実験をととして、1) 嗜好理由の導入がアーティストのランキング精度に効果的に働くこと、2) 従来の相関ルールに基づく推奨手法に比較して高い推奨精度を持ち、3) 少ない計算量で推奨可能である、ことを示す。

It is important to develop information systems which are capable of recommending user information or items reflecting user's individual tastes. We propose a music artist recommendation system that provides user with music artists who are the candidates being fit with user's tastes, and are derived from inference based on “favorite music artists” and “reasons to prefer them”. Our system consists of an interface for recommendation and a database storing association rules that are patterns of relations among music artists who are liked by people concurrently. The characteristic of our system is to consider individual differences of reasons to prefer music artists in the recommendation processes. The performance of our system shows that reasons to prefer music artists have an effect on ranking recommended music artists, and that our system is superior to other systems in the recommendation accuracies and computational time.

1 はじめに

近年、Web 上のオンラインショップ^{[1][2]}の増加に伴って、個人の趣味嗜好に合った商品や情報(以下、アイテムと呼ぶ)の推奨を目的とするシステムが提案されている^[3-5]。そのような推奨システムは、ユーザ毎の各アイテ

ムに対する評価点(例えば5段階評価など)のプロファイルや購買履歴などのログ情報を蓄積したデータベースを持ち、そこから推奨要求ユーザと興味や嗜好が似た他のユーザを探し、その人たちが好んでいるアイテムを推奨する。しかし、ユーザ間の嗜好の類似性は、ユーザのアイテムの選好履歴(どのアイテムをどの程度好んできたか)から計算されており、個々のユーザがアイテムのどのような特徴や性質に着目して好んでいるかについては考慮されてこなかった。

* 室蘭工業大学サテライト・ベンチャー・ビジネス・ラボラトリー

Satellite Venture Business Laboratory, Muroran Institute of Technology

† okada@mail.svbl.muroran-it.ac.jp

‡ 室蘭工業大学 情報工学科

Computer Science and Systems Engineering, Muroran Institute of Technology

§ sawai@sunta.csse.muroran-it.ac.jp

¶ kusunoki@mail.svbl.muroran-it.ac.jp

|| nagasima@epsilon2.csse.muroran-it.ac.jp

一般に、複数ユーザが同じアイテムを同程度に好む場合でも、それらユーザの“嗜好性”，すなわち嗜好理由や評価基準は多かれ少なかれ異なっている．既存の推奨システムは，個々のユーザの感性的相違を表していると考えられる，アイテムへの“こだわり”の理由を区別できないため，実際には嗜好性が全く異なっているユーザを，好み似ていると判断する可能性がある．より個人の嗜好に合わせたアイテム推奨を実現するためには，ユーザの選好履歴のみでは不十分であり，アイテムの持つ様々な特徴に対する嗜好理由の個人差を考慮することが必要と考えられる．

本論文では，音楽アーティスト（以下アーティスト）推奨を例にとり，ユーザの“好きなアーティスト”と“その嗜好理由”に基づいて，ユーザの好みに合ったアーティストを推奨する方法を提案し，その実装システムについて述べる．我々は多数の人々によって同時に好まれるアーティストの関係を相関ルールで表し，さらに，それらの相関ルールにアーティストに対する嗜好理由を表す情報を導入する．相関ルールは，共起関係に着目して膨大なデータに内在する規則性を表現するための記述形式であり，例えば，スーパーマーケットのPOSデータ（トランザクションデータベース）から同時に売れる商品（アイテム）のパターンを分析するために用いられている^[6]．本論文で提案するシステムは，1) 相関ルールに基づくアーティストの嗜好パターン（以下，アーティスト相関ルールと呼ぶ）を格納したデータベースと，そこから2) ユーザの好みに合う候補アーティストを検索して提示する推奨モジュールから構成される．以下，本論文では，2章で相関ルールに基づくアーティスト推奨について述べ，3章ではアーティスト相関ルールデータベースの構築方法とアーティストの推奨方法（推奨モジュールの処理内容）を説明する．4章では本システムの実行例を示し，5章において本システムの推奨精度および計算量に関する評価結果と考察を述べる．6章は本論文のまとめである．

2 相関ルールに基づくアーティスト推奨

前章で述べたように，従来の推奨システムの多くは，ユーザ毎の嗜好情報として選好履歴を用いているが，本システムは，人々によって同時に好まれる傾向が高いアーティストを相関ルールで記述し，これに基づいてユーザの好みに合うと思われるアーティストを導出する．以下，2.1節では一般的な相関ルールの定義を述べ，2.2節ではアーティスト相関ルールについて説明する．2.3節では相関ルールに基づくアーティスト推奨の利点を述べる．

2.1 相関ルール

アイテム全体の集合を $I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$ ，トランザクションデータベースを $D = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ とする．各トランザクション t_j は，アイテム集合 I の部分集合である．導出される相関ルールは $X \Rightarrow Y$ ($X, Y \subseteq I$, $X \cap Y = \emptyset$) で表される．ここで，相関ルールの左辺 X を条件部，右辺 Y を結論部と呼ぶ．相関ルールは，支持度 (support) および確信度 (confidence) と呼ばれる2つのパラメータを持ち，これらの値によりルールの重要性が見積もられる．支持度と確信度は，それぞれ以下の式で表される．

$$\text{支持度} = \frac{X \text{ と } Y \text{ を共に含むトランザクション数}}{D \text{ 中の全トランザクション数}} \quad (1)$$

$$\text{確信度} = \frac{X \text{ と } Y \text{ を共に含むトランザクション数}}{X \text{ を含むトランザクション数}} \quad (2)$$

相関ルールマイニングは，予めユーザによって指定される最小支持度と最小確信度を満たす全ての相関ルールを見つけることであり，以下の2つのステップで行われる：

- 1) 最小支持度を満たすアイテムの組合せを全てを見つける．これらを頻出アイテム集合と呼ぶ．
- 2) 頻出アイテム集合から最小確信度を満たす

す相関ルールを全て求める。

第1ステップでは、トランザクション数が多くなると組合せ可能なアイテムのバリエーションが増えるため、ルールの支持度の計算量も爆発的に増大する。第2ステップは、第1ステップで得られた頻出アイテム集合に対するフィルタ処理に過ぎないため計算負荷は比較的少ない。このため、第1ステップの処理を効率化するための研究が盛んに行われている。中でも Agrawal らが提案した Apriori アルゴリズム^[7]は、現在最も広く利用されているアルゴリズムであり、本研究でもこれを用いる。

2.2 アーティスト相関ルール

アーティスト相関ルールは、例えば “{ Artist1 & Artist2 } $\Rightarrow$ { Artist3 }; 支持度 = 0.05, 確信度 = 0.7” のように表される。これは、“Artist1, Artist2, Artist3 の3人のアーティストを好む人は全体の5%であり、さらに Artist1 と Artist2 を好む人の70%は Artist3 を好んでいる”ことを意味する。これにより、ユーザが Artist1 と Artist2 を好むならば、Artist3 も好む可能性が高いと考え、Artist3 を推奨アーティストとしてユーザに提示する。我々は、上記のようなルールにアーティストに対する嗜好理由を表す情報を導入し、ユーザの嗜好性をより詳細に反映した相関ルールへ拡張する(3章参照)。

2.3 相関ルールを用いたアーティスト推奨の利点

2.3.1 推奨システムとの親和性

アーティスト間の関係を相関ルールで記述することにより、アーティストに対する嗜好パターンを直感的に理解しやすい形式で表現し、また、ユーザに推奨するアーティストを容易に導出することができる。また、ユーザが結論部に相当するアーティストをどの程度好むかを支持度と確信度により見積もることが

できるため、推奨アーティストのランキング指標として利用できる。このように相関ルールは、推奨アーティストの導出やランキングを行う上で都合が良く、推奨システムとの親和性も高い。

2.3.2 オンライン推奨での計算時間

現在、最も有名な推奨システムである GroupLens^[3]では、ユーザ間の嗜好性の類似度は、アイテムに対する評価点を記述したユーザプロファイル間の相関係数を用いて計算される。この方法は高い推奨精度を持つことが知られているが、ユーザ間の相関はユーザからの推奨要求の後にしか計算できないため、オンラインでの計算量が多い。この計算量はデータベース中の人数が増えるほど多くなる。一方、本研究は、アーティスト間の相関ルールをオフラインで生成するため、データベース規模によらずオンラインでの計算量が少なく済む。

3 方法

本研究では、アーティスト嗜好を調査するためのアンケートを実施し、これに基づいてアーティスト相関ルールのマイニングおよび、それらを格納するデータベース(アーティスト相関ルールデータベース)の構築を行った。以下、3.1節では本研究で行ったアンケート調査について述べ、3.2節においてアーティスト相関ルールデータベースの設計方法について説明する。3.3節では、このデータベースを用いたアーティストの推奨方法について説明する。

3.1 アーティスト嗜好に関するアンケート調査

アーティスト嗜好を特徴付ける要因を調べるため、25人の男女を対象として“好みのアーティスト”および、それらの“アーティストを好む理由”に関する事前アンケートを行った。“好みのアーティスト”については回答者がア

表 1 アーティストを好む 19 個の理由
(カッコ内は具体例)

声質, 音域, 歌い方, メロディ (やさしい, 力強い), テンポ (曲の速度), リズム (パーカッションのパターン), 調 (曲の明るさ), 拍子 (3/4 拍子), 歌詞, 楽器の音色, 楽器の奏法, ジャンル, 顔, スタイル, ファッション, 性格, 人生観, パフォーマンス, ジャケット

アンケート調査時に好んでいるアーティストもしくは過去に好んでいたアーティスト名を記入してもらった。また, “アーティストを好む理由” については, それらのアーティストのどのような点に惹かれているか (例えば, 楽曲のメロディやアーティストの容姿など) を自然言語で具体的に記入するよう指示した。我々は, このアンケート調査によって, 回答者から得られた好みの理由を人手によって整理し, 最終的に表 1 に示されるような 19 個の嗜好理由に分類した。ここで, 後述のアンケート調査において特に具体例を挙げて教示した嗜好理由については, その一例を括弧内に示した。表 1 において, いくつかの嗜好理由は楽曲の特徴を表すものだが (例えば, “メロディ” や “テンポ” など), 楽曲は個々のアーティストの個性を特徴付ける要因であり, 間接的に個人のアーティスト嗜好にも関わっていると考えられることから, ここではアーティストを特徴付ける要因として扱った。以下, 本論文では, それらの楽曲に関する特徴を含めた 19 個の嗜好理由を, アーティスト嗜好を特徴付ける要因と見なす。

次に, 18 歳から 46 歳までの男女 295 人 (男性 235 人, 女性 60 人) を対象として, 事前アンケートと同様に, “好みのアーティスト” および, それらの “アーティストを好む理由” を調査するアンケートを行った。ただし, “アーティストを好む理由” については, 表 1 の 19 個の理由から該当するものをチェックするよう回答者に指示した。これ以降, 本論文では, このアンケート調査を事前アンケート調査と区別して, 単にアンケート調査と呼ぶ。アンケート調査結果のうち, 238 件を次節で述べ

るアーティスト相関ルールデータベースを作成するためのトレーニングセットとして用い, 残りの 57 件を 5 章で述べるシステムの評価実験のためのテストセットとして利用する。

3.2 アーティスト相関ルールデータベース

3.2.1 前処理

アーティスト相関ルールのマイニングに先立ち, 前節の 238 件のアンケート調査結果を図 1(左) に示されるような数値データに変換した。図 1(左) におけるアーティスト ID は各アーティストに一意に与えられる番号である。また, 各アーティストに対する嗜好理由を 19 次元のベクトルとして表現する。ベクトルの各次元は表 1 の 19 個の嗜好理由に対応し, 各次元の要素は回答者に選択された場合に 1, そうでない場合には 0 を持つ。以下, このベクトルを *Taste Vector* と呼ぶ。2 章で述べた相関ルールの定義に従い, 図 1(左) のようなアンケートの集計結果をトランザクションデータベースと見なすと, トランザクションは各回答者のアンケート結果に, アイテムはトランザクションに含まれるアーティスト (アーティスト ID) に対応づけられる。

3.2.2 嗜好理由を導入したアーティスト相関ルール

図 1(左) のような要素をもつトランザクションデータベースから, アンケート回答者によって同時に好まれる傾向にあるアーティストの相関ルールを抽出する。図 1 の右上図に抽出されるアーティスト相関ルールの例を示す。本研究では, 最小支持度 = $1/\text{全トランザクション数}$, 最小確信度 = 0.0 に設定し, 2 名以上の回答者から支持されるアーティスト相関ルールを全て抽出した。さらに, 相関ルールを構成するアーティストがアンケート回答者にどのような理由で好まれているかを表現するため, 相関ルールに *Taste Vector* を導入する。例として, 3 人のアーティスト (*Artist1*, *Artist2*, *Artist3*) で構成される次の

図1 アンケート調査結果 (左) とアーティスト相関ルールの例 (右)

相関ルール

$$\{ Artist1 \& Artist2 \} \Rightarrow \{ Artist3 \} \quad (3)$$

が抽出された場合、相関ルールの条件部および結論部に含まれるアーティストに対して各々の *Taste Vector* を付加し、以下のような形式で相関ルールを記述する (図1の右中図):

$$\begin{aligned} & \{ Artist1: TasteVector1 \\ & \quad \& Artist2: TasteVector2 \} \\ & \Rightarrow \{ Artist3: TasteVector3 \} \end{aligned} \quad (4)$$

この相関ルールは、*Artist1* と *Artist2* をそれぞれ *Taste Vector1* および *Taste Vector2* の理由で好む人は、*Artist3* を *Taste Vector3* の理由で好むことを意味する。ただし、計算機上では、3.3 節で述べる推奨モジュールが *Taste Vector* に基づく検索ルールのランキングを行う便宜上、全ての相関ルールは図1の右下図に示されるようにアーティスト部と *Taste Vector* 部に分けて記述される。

ここで、(3) のようなアーティスト嗜好パターンを持つ回答者が多数存在する場合には、それらの回答者間で個々のアーティストに対する嗜好理由が異なる場合がある。このような場合、*Taste Vector* の部分のみが異なる相関ルールが複数生成されるが、本研究ではそれらを別個の相関ルールであると見なす。

3.2.3 データベース設計

相関ルールの条件部に同じアーティスト ID を持つもの同士を同一のファイルに分類し、それらのファイルを格納するためのデータベースを作成した。データベースに格納されるファイルの名称は、条件部に含まれるアーティスト ID に応じて決定される。例えば、前項の (4) のような相関ルールを格納するファイルは、条件部に含まれるアーティスト名を用いて “*Artist1_Artist2.txt*” と名付けられる。このように、相関ルールの条件部のアーティストに応じてファイルを分類することにより、推奨モジュール (次節参照) によるルールの検索時間を減らすことができる。

3.3 推奨方法

前節で構築したデータベースからユーザの好みに適合するアーティストを検索して提示する、以下の推奨モジュールを開発した。図2は、推奨モジュールが行う処理の概要図である。推奨モジュールは、ユーザからのクエリ (推奨要求) として “好きなアーティスト” と “嗜好理由” を受け取ると、それらを “アーティスト ID” と “*Taste Vector*” に変換する。次に、ユーザの指定したアーティスト ID を条件部に持つ相関ルールを格納したファイルをデータベースから検索する。これにより、ユーザと同じアーティストを好む人から得られたルール

図 2 推奨モジュールの処理の概要図

のみが検索される。以下、検索されたファイルに格納される相関ルール群を検索ルールと呼ぶ。最後に、ユーザの指定した *Taste Vector* と検索ルールの条件部が持つ *Taste Vector* を用いて、嗜好理由の類似度 (*Similarity*) を次式により計算する：

$$Similarity = \frac{Count_{both}}{Count_{either\ or\ both}} \quad (5)$$

ここで、 $Count_{both}$ はユーザの指定した *Taste Vector* と検索ルールの条件部の *Taste Vector* の各次元において、両方の値が1である個数、 $Count_{either\ or\ both}$ は一方または両方の値が1である個数を表す。高い *Similarity* を持つ検索ルールは、ユーザと嗜好理由の似

た人から得られた相関ルールであり、そのような人が好むアーティストはユーザにも好まれる可能性が高いと考えられる。そこで、本研究では *Similarity* の高い順に検索ルールの結論部に含まれるアーティストをランク付けする。ただし、同じ *Similarity* を持つ検索ルールが存在する場合には、確信度 (confidence) の高い方を上位にランキングする。これにより、ユーザの好みに合うアーティストほど、より上位にランキングされることが期待される。

4 実行例

3章で説明した方法に基づき、Java 言語を用いてシステムの実装を行った。図3は本シ

(a) カテゴリ選択

(b) アーティスト選択

(d) 検索ルール

(c) 嗜好理由の選択

(e) 推奨結果表示

図 3 本システムのスクリーンショット

システムのユーザインターフェースおよびアーティスト推奨画面のスクリーンショットである。ユーザはブラウザを介して、以下の手順で推奨要求を行う：

- 1) 好きなアーティストの頭文字 (邦楽) もしくはジャンル (洋楽, クラシック) を選択する
- 2) 好きなアーティストの名前を選択する
- 3) 複数の好みのアーティストがいる場合には、1) と 2) の処理を繰り返す
- 4) 1) から 3) までに指定したアーティスト

表 2 テストクエリとして使用したアーティスト名

B'z, 宇多田ヒカル, CHEMISTRY, Mr. Children, aiko, 浜崎あゆみ, ゆず, 平井堅, 175R, Every Little Thing

毎に嗜好理由を選択する

- 5) 推奨モジュール実行ボタンを押し、結果を表示させる

以下、ユーザの好きなアーティストが“宇多田ヒカル”であり、“声質”, “音域”, “歌い方”を

好んでいる場合を例に本システムの使用方法について説明する．ユーザはまず，図 3(a) のウィンドウにおいて“宇多田ヒカル”の頭文字である“[邦楽:あ行]”を選択し，図 3(b) のウィンドウから“宇多田ヒカル”を選択する．次に図 3(c) のウィンドウにおいて“声質”，“音域”，“歌い方”にチェックを入れ，推奨モジュール実行ボタン（“送信する”ボタン）を押す．その結果，図 3(d) に示されるような検索ルールの表示ウィンドウが得られる．このウィンドウにおいて“推奨アーティスト”ボタンを押すと，図 3(e) に示されるような推奨結果が表示される．ただし，図 3(d) のウィンドウにおいて，結論部に同じアーティストを含む検索ルールが複数存在する場合（例えば Dreams Come True や B'z），その中で *Similarity* (図 3(d) における“sim”) が最も高い検索ルールのみが残され，それ以外の検索ルールは削除される．ただし，最大の *Similarity* を持つ検索ルールが複数ある場合には，最大の確信度 (図 3(d) における“conf”) を持つ検索ルールのみを残す．最終的に残った検索ルールは *Similarity* および確信度に基づいてソートされ，図 3(e) のウィンドウにおいて結論部のアーティストがランキング表示される．

5 システム評価実験

本章では，テストクエリを用いて本システムの性能評価実験を行う．以下，5.1 節では，本実験で扱うテストクエリについて説明する．5.2 節において推奨ランキングにおける *Taste Vector* の効果を検証し，5.3 節では，本システムと同じく相関ルールに基づく推奨システムである AR-CRS (Association Rules for Collaborative Recommender System)^{[4][5]} との推奨精度の比較を行う．5.4 節では，オンライン推奨およびオフラインでのデータベース構築に要する計算量について議論する．

5.1 テストクエリ

3 章のアンケート調査で回答数の多かった

上位 10 名のアーティストをテストクエリとして用いる．表 2 にテストクエリとして使用したアーティスト名を示す．我々は，3 章で用意した 57 件のテストセットから，各テストクエリを含むアンケートを 1 枚ずつ抜き出してテストアンケートとした．こうして得られた 10 枚のテストアンケートには，テストクエリ以外にアンケート回答者の好きなアーティストが複数記入されている．ここでは，各テストアンケートにおいてテストクエリを除く個々のアーティストをターゲットと呼ぶ．テストクエリを与えた時にターゲットが上位にランキングされるならば，実際のシステムの利用においても，ユーザにとって未知の好みのアーティストが上位にランキングされる可能性が高いと考えられる．以下，本章ではテストクエリに対するターゲットの推奨精度に基づいてシステムの評価実験を行う．

5.2 推奨ランキングにおける *Taste Vector* の効果

本システムの大きな特徴は，ユーザの指定した嗜好理由 (*Taste Vector*) に基づいて推奨アーティストをランキングする点にある．これによりユーザの好みに合ったアーティストほど上位にランキングされると期待される．ここでは，テストクエリを用いて推奨ランキングにおける *Taste Vector* の効果を検証する．

5.2.1 評価方法

テストクエリを与えた時のターゲット推奨順位の合計値により，システムの推奨ランキング精度を見積もる．つまり，ターゲットの推奨順位の合計値が小さいほど，システムの推奨ランキング精度が高いと考える．我々は，本システムの *Taste Vector* に基づくランキング精度を評価するため，相関ルールの確信度を用いたランキング精度との比較を行う．ここで，確信度に基づくランキング法とは，検索された相関ルールの確信度が高い順に結論部のアーティストを提示する方法である．

表 3 各テストクエリに対するターゲットの推奨順位合計

テストクエリ	推奨順位合計	
	<i>Taste Vector</i>	確信度
B'z	102	112
宇多田ヒカル	183	179
CHEMISTRY	63	73
Mr. Children	30	43
aiko	75	78
浜崎あゆみ	61	46
ゆず	80	114
平井堅	32	41
175R	46	48
Every Little Thing	77	76

5.2.2 結果

表 3 に 10 個のテストクエリに対するターゲット推奨順位の合計値を示す。表中の下線を引いた値は、各テストクエリに対するターゲットの推奨ランキング精度が高い方(ターゲット推奨順位の合計値が小さい方)を示している。結果として、7 個のテストクエリにおいて本システムの推奨ランキング精度が勝っており、*Taste Vector* がターゲットのランキングに有効に機能していると考えられる。

確信度はトレーニングセット中での相関ルールの統計的な重要度を表しているに過ぎないため、ランキング結果が必ずしも個々のユーザ(テストアンケートの回答者)の好みを反映するとは限らない。一方、本システムは検索された相関ルールの持つ *Taste Vector* とユーザの指定した *Taste Vector* との類似度にしたがってランキングを行う。従って、ユーザの嗜好理由を直接ランキングに反映できるため、ユーザの好みに合ったアーティストをより上位にランキングできると考えられる。

5.3 AR-CRS との推奨精度の比較

AR-CRS は相関ルールに基づく推奨システムとして、Lin らによって提案された^{[4][5]}。彼等は、アイテム相関法、ユーザ相関法、アイテム相関-ユーザ相関を融合した方法の 3 つの手

法を提案しており、中でも、ユーザ相関法はこれらの手法で最も高い推奨精度を持ち、さらに、GroupLens^[3]の推奨精度を大幅に上回ることを示している。そこで本節では AR-CRS のユーザ相関法(以下、AR-CRS)を比較対象として、本システムの性能評価を行う。

5.3.1 評価方法

評価指標として、情報検索システムの標準的な性能評価基準である適合率 (precision) と再現率 (recall) を用いる。ここで、各テストクエリに対するターゲット数を R とする。また、テストクエリに対して推奨された全アーティスト数を n 、正しく推奨されたターゲット数を r とする。この時、適合率は r/n 、再現率は r/R で定義される。つまり、適合率は推奨されたアーティストのうち正しく推奨されたターゲットの割合であり、再現率はテストクエリに対するターゲットのうち正しく推奨されたターゲットの割合を表す。評価は、全てのテストクエリに対する適合率および再現率を平均し、再現率-適合率グラフ^[8]を作成することにより行う。再現率-適合率グラフとは、横軸に再現率を 0.1 刻みの 11 個の点 (0.0, 0.1, ..., 1.0) でとり、それに対する適合率を縦軸にプロットしたグラフである。このグラフが右上に位置するほど性能(推奨精度)が高いと見なす。

5.3.2 結果

図 4 に再現率-適合率グラフを示す。なお、図には本システムと AR-CRS の他に、5.2 節で述べた確信度に基づくランキング法の再現率-適合率グラフも示した。ここで、いずれのグラフも再現率が 1 に達していないのは、ターゲットを含む相関ルールが最小支持度に満たないためにマイニング処理において除去されたか、あるいはターゲットがデータベースに存在していない(トレーニングセットに無い)ケースがあったためである。図に示されるように、本システムは再現率-適合率グラフを用いた推奨精度において、AR-CRS や確信度に基づくランキング法を上回る結果となった。

図4 再現率-適合率グラフ

5.4 計算量に関する議論

図5は、本システム、AR-CRS および GroupLens におけるオンライン推奨に要する計算量の比較結果である。ここでは、計算量として推奨時におけるデータベースへのアクセス回数を用いた。各システムのデータベースは3.1節の238件のアンケートデータをもとに作成した。図5の横軸はアンケートの回答者数(50, 100, 150, 200, 238人)、縦軸は5.1節の10個のテストクエリを各システムに与えた時の平均アクセス回数である。図5に示されるように、本システムの計算量はAR-CRSに比較して格段に小さいことがわかる。これは、AR-CRSが推奨時にリアルタイムに相関ルールマイニングを行う必要があるのに対し、本システムでは予めオフラインでアーティスト間の相関ルールを生成し、オンラインでは推奨ルールの検索に要する計算時間で済むためである。GroupLensとの比較では、計算量はさほど変わらないが、これは、アンケートで最も回答者数が多かったアーティストをテストクエリとしたためである。アンケートで回答者数が多いアーティストを条件部に持つルールは、回答者数が少ないアーティストと比較して多く存在する傾向があり、推奨時のデータベースへのアクセス数が多くなってしまふ。これは本システムにとって最も不利な状況での比較を意味している。そこで、テストクエリ以外のアーティストも考慮に入れた

図5 オンライン推奨における計算量

場合に、図5の横軸に示したユーザ数で生成される平均ルール数を計算した。その結果、それぞれ平均で7, 9, 9, 10, 11個であり、いずれもGroupLensのアクセス数に比較して十分小さな値となった。これは、本システムがGroupLensよりも、ユーザ数に対する計算量の増加が緩やかであることを示している。

一方、オフラインでのデータベース構築に必要な計算量については、AR-CRSとGroupLensについては0であるのに対し、本システムではアーティスト相関ルールのマイニングに必要な計算量を要する。例えば、本論文で使用了238件のアンケートデータを対象とした場合の計算時間は、1.6秒(Pentium IV, 3.2GHz, 1.0GB RAM)であった。しかし、ここで扱ったような少ないデータ数では現実的な時間内で計算可能だが、データ数が数千・数万オーダーの場合にはオフライン計算量の負荷が深刻な問題となってくる。また、本システムでは新たなユーザを追加する度に相関ルールデータベースを再構築するための計算が必要となることが欠点である。

6 まとめ

本論文では、ユーザの好きなアーティストとその嗜好理由に基づいて、ユーザの嗜好性に合ったアーティストを推奨するシステムを

提案した。本システムの評価実験から、アーティストに対する嗜好理由をクエリに取り入れることで、ターゲットをより上位にランキングできること、また、相関ルールに基づく推奨システムである AR-CRS との性能比較において、本システムの方が高い推奨精度を持つことを示した。さらに、本システムは、AR-CRS や GroupLens よりもオンライン推奨における計算量が少ないことを示した。

一方、本研究で使用した 19 個の嗜好理由は事前アンケートに基づいて我々が手作業で決定したもので、それらが実際に個人の嗜好を特徴付ける要因として妥当かどうかの検証は行っていない。アーティスト嗜好に関わる特徴量を心理学的あるいは統計的分析をとおししてさらに吟味し、推奨技術に取り入れていくことは今後の課題である。また、実装システムはクエリの入力毎に嗜好理由を要求するため、ユーザが入力すべき項目が多くなってしまうことが大きな問題となる。そのようなユーザの負担を軽減するためには、例えば、入力アーティストのみからユーザの嗜好プロファイル(入力アーティストに対する嗜好理由)を推定する機構を導入するなどの工夫が必要になるであろう。

ユーザの感性にあった推奨を行う上で、ユーザがアイテムに抱いている印象を考慮することは非常に重要な観点である。矢野らは、人がアイテムを観察・評価し、取捨選択するまでの段階的なプロセスを、「ザラザラした」、「かわいい」のような印象語を用いてモデル化(イメージ語ネット^[9])し、推奨システムへの適用を試みている。一方、本論文では、ユーザがアイテムの“どの”側面を評価して好んでいるか、すなわち、「リズム(が好き)」、「顔(が好き)」といったユーザの感性を反映する具体的な嗜好理由の個人差を考慮した推奨方法を提案した。

アーティストに限らず香水や絵画など、様々なコンテンツに対する嗜好性には、個人の感性が大きく関与していると考えられる。近年、オンラインショッピングの普及に伴い、インターネット上で購入できる商品の種類や数が

急激な増加を見せている。そのような膨大かつ多種多様な商品から、本論文で述べたような、ユーザの感性的な嗜好性に基づいて商品推奨を行う技術の開発は、今後ますます重要になると思われる。

参考文献

- [1] “Amazon.co.jp”, <http://www.amazon.co.jp/> (2005 年 2 月 21 日参照)
- [2] 「楽天市場」, <http://www.rakuten.co.jp/> (2005 年 2 月 21 日参照)
- [3] Resnick, P.; Iacovou, N.; Suchak, M.; Bergstorm, P. and Riedl, J.: “GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews”, Proc. ACM Conf. on computer Supported Cooperative Work, Chapel Hill, North Carolina, pp.175-186, 1994
- [4] Lin, W.; Alvarez, S. A. and Ruiz, C.: “Collaborative Recommendation via Adaptive Association Rule Mining”, Proc. Web Mining for E-Commerce Workshop, Boston, 2000
- [5] Lin, W.; Ruiz, C. and Alvarez, S. A.: “A New Adaptive-Support Algorithm for Association Rule Mining”, Technical Report WPI-CS-TR-00-13, Department of Computer Science, Worcester Polytechnic Institute, 2000
- [6] Agrawal, R.; Imielinski, T. and Swami, A.: “Mining Association Rules between Sets of Items in Very Large Databases”, Proc. ACM, SIGMOD, Int. Conf. Management of Data, Washington, D.C., pp.207-216, 1993
- [7] Agrawal, R. and Srikant, R.: “Fast Algorithms for Mining Association Rules in Large Databases”, Proc. 20th Int. Conf. Very Large Data Bases, Santiago, Chile, pp.487-499, 1994
- [8] Harman, D. K.; editor: “Overview of the Third Text Retrieval Conference

(TREC-3)”, National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg, MD, 1995

ョンシステムの構築」, 情報処理学会論文誌, 44, SIG08(TOD18), pp.46-53, 2003

- [9] 矢野絵美;北野有亮;末吉恵美;篠原勲;ピ
ンヤポンシニーナット;加藤俊一:「消費者
の感性モデルを利用したレコメンデーション

(2005 年 2 月 24 日受付)

(2005 年 7 月 21 日採択)