

情報流過程におけるユーザ種別を考慮した 協調フィルタリング方式の検討

遠藤 雅和[†] 廣田 啓一[†] 山室 雅司[†]

情報流過程に関与するユーザは、行動特性の違いにより複数のユーザ種別に分類され、ユーザ種別ごとに情報取得形態は異なることが報告されている。本稿では、ユーザの興味対象のばらつきや興味の高さに着目してユーザ種別を判定し、各ユーザの情報取得形態に適した情報のレコメンドを可能とする協調フィルタリング方式について検討する。

Collaborative Filtering Method according to the user characteristic in information distribution process

MASAKAZU ENDO, KEIICHI HIROTA and MASASHI YAMAMURO

It is reported that the users involved in information distribution process can be classified by the differences of the action characteristics and that the information acquisition forms differ according as the user characteristics. In this paper, we notice a variety of interests that users have, and we propose the collaborative filtering method which makes it possible to recommend suitable information to each users.

1. はじめに

ネットワーク通信基盤の発展に伴い、www や Mail Magazine, P2P ファイル共有ソフトを利用したエンドユーザ同士のコンテンツ交換など、ネットワーク上の情報源が急増している。情報源の増加は、ユーザの多様な情報収集を可能とするが、その反面、莫大な情報の中から有益な情報を見つけることを困難にする。

ユーザが有益な情報を発見する方法のひとつに協調フィルタリングがある。協調フィルタリングは、嗜好が類似する他者をフィルタと考えた情報フィルタリング方式であり、現在多くのレコメンドシステムに導入され、その効果が期待されている。しかしながら、より精度の高いレコメンドを実現するためには、嗜好以外のユーザの特性についても考慮する必要がある。これまでに、嗜好以外のユーザ特性として、情報の分野ごとの得意不得意や、個々のユーザの情報ニーズ等を協調フィルタリングに取り込む研究が行われている^{1),2)}。

我々は先に、ユーザの有益なコンテンツ情報発見を支援するコミュニティシステムを開発し、評価実験を行った³⁾。実験結果の分析から、ユーザを興味レベルの違いから複数のユーザ種別に分類すると、それぞれの種別で、他者からの情報取得の形態に違いが生じる事を確認した。

本稿では、協調フィルタリングのレコメンド精度を

高めるために、嗜好以外のユーザ特性として、ユーザの興味レベルをもとに判定されるユーザ種別に着目する。上記実験結果を踏まえ、各ユーザ種別の情報取得形態に適した情報レコメンドを可能とする協調フィルタリング方式について検討する。

2章では、社会心理学分野での報告をもとに、本稿におけるユーザ種別の想定について説明する。3章で、開発したコミュニティシステムの評価実験の概要について述べた後、実験ログからの被験者のユーザ種別判定と、各ユーザ種別の情報取得形態について整理する。4章以下で、整理した各ユーザ種別の情報取得形態を、従来の協調フィルタリングに取り込む方法を提案し、簡易的なシミュレーションにより、提案手法の効果について調査する。

2. ユーザ種別の想定

コミュニティに関わるユーザは、一般にコミュニティ内で積極的に発言を行う Active User と、ROM (Read Only Member) と呼ばれる情報提供には関わらず、提示された情報をもっぱら取得して利用するだけの Silent User とに大別される。

Silent User の動向に関しては、社会心理学の分野において様々な研究が重ねられており、宮田ら⁴⁾ は Silent User のコミュニティ参加が阻害される要因として、以下の2つの事象を指摘している。

【事象1】 まわりの意見に影響されない強い少数派 (ハードコア) は、自分がまわりの意見と異なる

[†] NTT サイバーソリューション研究所
NTT Cyber Solutions Laboratories

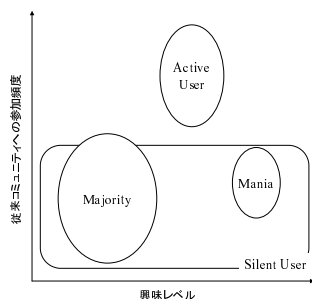


図 1 想定するユーザ種別とコミュニティへの参加頻度

少数派に属すると考え、発言行動の確率が低まる

【事象 2】 話題に対する知識が低い層は、知識が高い層よりも情報負荷を高く感じ、自分から情報を得ようという行動が抑制される

これらの事象は、Silent User と Active User の興味レベルの違いに起因する事象であると考えられる【事象 1】は、Active User よりも興味レベルが高く、従来コミュニティに参加することに価値を感じないユーザに起こりやすい事象であり【事象 2】は、Active User よりも興味レベルが低く、コミュニティへの参加に対して不安を感じるユーザに起こりやすい事象である。Active User および【事象 1】に該当するユーザは、興味レベルが標準より高いと考えられるため、大多数のユーザは Active User よりも興味レベルの低い【事象 2】に該当すると考えられる。

以上を考慮し、本稿ではコミュニティにおけるユーザ種別として図 1 に示すような、興味レベルの違いによって分類される 3 つのユーザ種別を想定する。従来のコミュニティにおける発言者を「Active User」、Active User よりも興味レベルが高い Silent User を「Mania」、Active User よりも興味レベルが低い Silent User を「Majority」とする。

各ユーザ種別の興味特性は表 1 のように推測できる。Mania は特定の対象に対して継続的かつ明確な興味を示し、他者の興味に対する関心が低い。Active User は周囲の意見に敏感な、他者との情報交換を積極的に行うユーザであるため、興味対象は短期的には明確であるが、周囲の動向に合わせて変化しやすいと考えられる。Majority は自己の興味対象が不明確であるため、他者の影響を受けやすく、興味を持つ対象は多様であると考えられる。

表 1 各ユーザ種別の興味特性

	興味対象の多様性	興味の突発性	他者興味への関心
Mania	特定対象に集中	継続的	低い
Active User	短期的には集中	突発的	高い
Majority	多様	突発的	-

3. コミュニティ実験

我々は、前章の想定をもとに Silent User のコミュニティ参加を促進し、コミュニティ内での有益な情報発見機会を増加させるコミュニティシステムを開発した。一般ユーザを対象としたシステムの実験運用を行い、実験結果を分析した。

3.1 システム概要

システムの詳細については [3] に譲るが、主機能は以下の 4 機能である。

コミュニティ可視化機能

自分と同時刻に同属性 (タイトル, アーティスト等) のコンテンツを再生するユーザを、ユーザアイコンとして表示する。嗜好の類似したユーザとの出会いを支援し、ユーザのコミュニティ参加障壁を軽減させる。

コンテンツ利用履歴の開示機能

アイコン表示されたユーザが過去に再生したコンテンツ情報をリスト表示し、リストからのコンテンツダウンロードを可能にする。嗜好の類似する他者からの有益なコンテンツ情報の発見を支援すると共に、ユーザ嗜好の判断材料となるコンテンツ利用履歴情報を開示することにより、知らない相手とのコミュニケーションを開始しやすい環境を提供する。

リアルタイムランキング表示機能

コンテンツの再生者数をランキング表示し、ランキングからのコンテンツダウンロードを可能にする。利用者全体のコンテンツ再生動向から、流行の情報をリアルタイムに把握することができる。

コミュニケーションツール

アイコン表示されたユーザとのコミュニケーションツールとしてチャットとメッセージャーを用意し、嗜好の類似するユーザ同士の情報交換を可能にした。

3.2 実験方法

システムの有効性を評価するため、2003 年 3 月に評価実験を行った。被験者は音楽嗜好者を中心に一般募集を行い、20 代を中心に 10 ~ 30 代の 20 名が実験に参加した。全被験者を一室に集め、約 120 分間システムの実験運用を行った。対象コンテンツは音楽とし、79 アーティスト 1192 タイトルを用意した。音楽コンテンツは、事前に調査した各被験者が普段視聴している楽曲と、それ以外の無作為に選択した楽曲の 2 種類を準備した。前者は、ユーザがサービス開始時に所有しているコンテンツと仮定し、実験運用開始時に調査結果に沿って各被験者に配布した。後者は、音楽ポータルサイト等で配信されるコンテンツと仮定して実験用 Web サイトに配置し、実験中全被験者からのアクセスを可能とした。

実験運用中のユーザの行動履歴を操作ログとして記録した。また、実験終了後に全被験者に対するアン

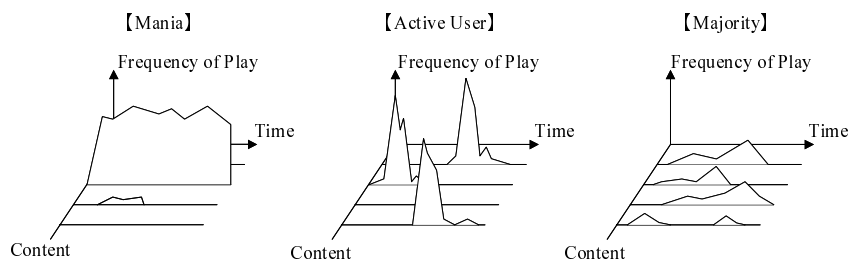


図 2 被験者のコンテンツ再生特徴イメージ

ケートおよび、無作為に抽出した一部の被験者を対象にグループインタビューを実施し、システムの効果やツールを利用した感想についてのヒアリングを行った。

3.3 実験結果の分析

実験ログをもとに、被験者を各ユーザ種別に分類した上で、ユーザ種別ごとの行動特性を観察する。

3.3.1 被験者の分類

ユーザの興味レベルをもとに被験者を、Mania, Active User, Majority に分類する。実験ログから得られるデータ中、ユーザの興味特性が現れるデータとしてコンテンツ再生回数に注目した。各被験者ごとに、「興味対象の多様性」および「興味の突発性」を判断するため、コンテンツ再生回数をコンテンツ軸と時間軸に分けてプロットすると、被験者のコンテンツ再生形態には、大きく図 2 に示すような 3 タイプが観察された。表 1 で示した各ユーザ種別の興味特性に対応付けると、図 2 中、特定のコンテンツのみを集中的に再生している左図が Mania、様々なコンテンツを短期的に集中して再生する中図が Active User、多様なコンテンツをまんべんなく再生している右図が Majority のコンテンツ再生形態であると考えられる。全被験者中、Mania のコンテンツ再生形態をとる被験者が 1 名、Active User が 3 名、Majority が 16 名であった。

以上の結果は、山田⁵⁾が報告している社会学の分野における同様のユーザ分類結果と、人数比や興味特性について、ほぼ合致しており、社会的な面からも妥当な分類結果であると考えられる。

3.3.2 被験者行動の分析

表 2 は、実験ログから観察される各ユーザ種別の行動特徴である。表中の各値はユーザ種別ごとに、各項目に該当する操作回数を平均した値である。

他者興味への関心を表す行為である履歴閲覧の回数については、周囲の動向に敏感である Active User が

表 2 ユーザ種別ごとの機能平均操作回数

ユーザ種別	履歴閲覧回数	チャット発言総数	コミュニティ当りの発言数	ランキング閲覧回数
Mania	9	68	22.67	203.0
Active User	84.67	82	20.27	180.7
Majority	33.25	41.44	9.38	320.4

最も多く、自己の興味が明確で他者の意見に対する関心が薄い Mania は極端に少ない。チャット発言総数に関しては、従来コミュニティの積極的発言者である Active User が、他種別に比べて多い。しかしながら、コミュニティ当りの発言回数（チャット発言総数を参加したコミュニティ数で割った値）で見ると、Mania の値が最も高い。これは、Mania が自分の嗜好に合ったコミュニティを選択し、その中のユーザと情報交換を行っていることを示唆している。Majority はランキング情報の閲覧回数が多く、全ユーザの統計情報から、広く受け入れられているメジャーな情報を参考にする傾向が見られる。

次に、実験後のヒアリングで得られた各ユーザ種別の代表的な発言を以下に示す。

Mania ユーザの発言

- 興味のないコミュニティには行こうと思わない
- マイナーな曲で出会った人には親近感が沸く

Active User の発言

- 履歴は話のきっかけになってよい
- 人と話すことを期待している。一人だと寂しい

Majority ユーザの発言

- いろいろな人の意見を聞けるのがよい
- 履歴を通して知らなかった音楽に出会えた

Active User には、他者との会話行為そのものに対する要望が多く、Mania は、Majority とは逆にマイナーな情報に価値を感じている傾向が見られる。

3.4 分析結果のまとめ

以上の分析から、ユーザの興味レベルは、各ユーザの「興味対象の多様性」および「興味の突発性」から推定可能であり、興味レベルの違いをもとにユーザを分類すると、2 章で述べたような 3 つのユーザ種別が存在することがわかった。

さらに、ユーザ種別の違いにより、他者からの情報取得形態の特徴も異なることが観察された。特に Mania と Majority には表 3 に示すような、有益な情報源と考える情報取得先に関して、著しい差異が見られた。従来コミュニティの発言者である Active User は、コミュニケーション行為そのものに対する要求が高く、コミュニケーション相手に関して特徴は見られ

表 3 Mania と Majority の情報取得形態

ユーザ種別	情報取得形態
Mania	マイナーな対象で嗜好の一致するユーザからの情報に価値を見出す
Majority	既に広く受け入れられているメジャーな情報を参考にする

なかった。

4. ユーザ種別を考慮した協調フィルタリング方式の提案

他者が持つ情報の中から有益な情報を発見するシステムのひとつに、協調フィルタリングシステムがある。協調フィルタリングでは、有益な情報の取得先となる他者を、嗜好の類似度を用いたユーザマッチングによって決定する。

しかしながら、我々は前章で、ユーザの情報取得形態が興味レベルの違いによっても異なることを確認した。そこで本稿では、より精度の高いレコメンドを行うためには、嗜好の類似度だけでなく、ユーザの興味レベルを考慮したユーザマッチングが必要であると考へ、従来の協調フィルタリングに対し、ユーザの興味レベルによって分類されるユーザ種別を反映させる方式を提案する。今回は情報取得形態に特徴のあった Mania と Majority に焦点を絞り、Active User への対処については考えないこととする。

4.1 要件定義

協調フィルタリングは、大きく以下の 3 つの処理から成り立つ⁶⁾。

User Modeling ユーザの行動から、ユーザ嗜好を定量的なベクトル User Profile として抽出する処理

Match Making 各ユーザの User Profile からユーザ間の類似度を算出する処理

Score Prediction 個々のユーザに応じて推薦対象の情報に対する評価予測を計算する処理

Score Prediction で高い評価予測を得た対象をユーザに推薦する。User Profile を抽出するために記録したユーザの行動データを評価表とよび、一般に、推薦対象の各情報に対するユーザの主観評価や、アクセス頻度等を得点化し⁷⁾、ユーザ vs 対象の配列として扱う。

協調フィルタリングに、表 3 で示す Mania および Majority の情報取得形態を反映させるためには、

【要件 1】レコメンドの要求元であるユーザのユーザ種別を判定し、

【要件 2】判定したユーザ種別の情報取得形態に合った他者とのマッチング

を行う必要がある。

4.2 アプローチ

本稿では、上記 2 要件を実現するためのアプローチとして、図 3 で示すように、従来手法の User Modeling

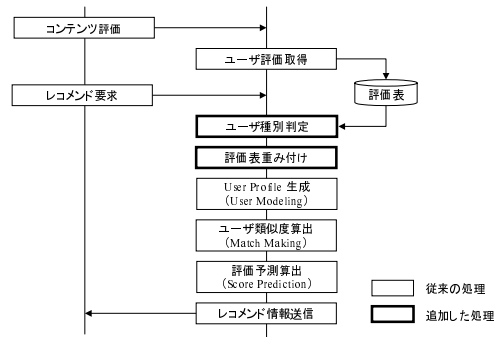


図 3 提案手法の処理フロー

の前処理として以下の 2 処理を追加する。

【処理 1】ユーザ種別判定処理

【処理 2】ユーザ種別と対象の普及度合に応じた評価の重み付け処理

レコメンド要求ユーザのユーザ種別を、ユーザの行動データをもとに判定し、判定されたユーザ種別が (1)Mania の場合は普及度の低いマイナーな対象で、(2)Majority の場合は普及度の高いメジャーな対象で嗜好が一致する他ユーザとの類似度が高くなるように、評価表の各評価得点に重み付けを行う。User Modeling, Match Making, Score Prediction の各処理には、既存の協調フィルタリングアルゴリズムを利用し、レコメンド結果をユーザに返送する。

以下、追加した各処理について説明する。

4.2.1 ユーザ種別判定

ユーザ種別の判定を機械的に行うためには、ユーザの興味レベルを定量化する必要がある。本稿では、ユーザの興味レベルを表す指標値として興味の集中度合：IC (Interest Centrality) を導入する。IC は、ユーザが特定の対象に対してどれだけ強い拘りを持っているかを表す指標値であり、Mania が最も高い値をとり、以下 Active User, Majority の順に低下していく値とする。

前記の実験結果から、「興味対象の多様性」および「興味の突発性」を定量化した値をもとに IC を算出する。「興味対象の多様性」および「興味の突発性」を定量化した値を、それぞれ DI (Diversity of Interest), BI (Burst Interest) として、以下議論を進める。

IC の算出には、図 2 のような各対象に対するユーザ評価の時間的遷移を表すデータが必要である。データの収集期間 T を任意の時間 dt で $M(=T/dt)$ 等分した際の各時間帯ごとのユーザ評価を収集し、 $t(=1, 2, \dots, M)$ 番目の時間帯における、対象 $i(=1, 2, \dots, N; N: 対象の総数)$ の評価得点を S_{it} と表現する。

DI は興味対象のばらつきを表す指標であるから、データの収集期間内の各対象に対する評価の分散として、式 (1) で表すことができる。

$$DI = \frac{\sum_{i=1}^N \left(\sum_{t=1}^M S_{it} - \overline{\sum_{t=1}^M S_{it}} \right)^2}{N} \quad (1)$$

BI は、興味の発生から終了までが短期的かどうかを表す指標であり、各対象に対する評価の時間的変化の大きさを平均した値として、式 (2) で定義する。

$$BI = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{T}{\sum_{t=1}^M (S_{it} - \overline{S_{it}})^2}}{N} \quad (2)$$

DI は、対象ごとの評価の差異が大きいほど大きな値をとる指標であり、Mania, Active User, Majority の順に大きな値をとる。BI は、ある対象への興味が突発的あるいは短期的であるほど大きな値をとる指標であり、Active User, Majority の値が、Mania のそれと比較して大きな値をとる。DI と BI の特徴から、IC を式 (3) で定義する。

$$IC = \frac{DI}{BI} \quad (3)$$

IC は、N や dt 等のパラメータにより、その絶対値が変動する値であるため、IC の絶対値からユーザ種別の判定を行うことはできない。そのため、各ユーザ種別の人数構成比等を考慮したクラスタ分析や、コミュニティでの発言数などの IC 以外の付加情報により、ユーザ種別を判定する必要がある。

4.3 評価の重み付け処理

Mania と Majority の情報取得形態を考慮して、全ユーザの評価得点に重み付けを行う。レコメンド要求ユーザが Mania の場合は、マイナーな嗜好で著しく一致するユーザからの情報を好むことから、普及度の低いマイナーな対象の評価得点に対して大きな重みを付与する必要がある。対象 i に対するユーザ評価値を $S_i (= \sum_{t=1}^M S_{it})$ 、対象 i の普及度を M_i とし、重み付与後の対象 i に対する評価 S'_i を、式 (4) で表す。

$$S'_i = \frac{S_i}{M_i} \quad (4)$$

レコメンド要求ユーザが Majority の場合は、世の中に広く受け入れられた情報を好むことから、普及度の高いメジャーな対象の評価得点に対して大きな重みを付与する必要がある。 S'_i を式 (5) で算出する。

$$S'_i = S_i M_i \quad (5)$$

各対象の普及度 M_i の具体的な取得方法に関して、今回、対象名を `goo`⁸⁾ のウェブ検索でキーワード検索した際の検索ヒット数とした。

5. シミュレーション

ユーザの興味レベルの違いが、協調フィルタリング

のレコメンド結果にどのように影響するかを調べるために、提案手法と従来手法について、コミュニティシステムの実験ログを用いたシミュレーションを行い、その結果を比較する。

5.1 アルゴリズム評価方法

実施したコミュニティ実験は協調フィルタリングの評価を目的としたものではない。そのため、コミュニティ実験で得られたログデータから、協調フィルタリングの評価に必要なデータに対応する値を抽出する必要がある。協調フィルタリングのアルゴリズム評価は、実際のユーザ評価と協調フィルタリングで算出した評価予測がどれくらい一致しているかで決定する。すなわち、評価に必要なデータは、実際のユーザ評価と、評価予測値算出のための評価表である。

実験中、ユーザが 3.1 の機能を利用して未知のコンテンツを取得した状態を、新しい情報がレコメンドされた状態だと見なし、全てのケースに対して、その時点における取得コンテンツの評価予測値を算出する。実際のユーザ評価は、取得したコンテンツを、取得後に楽曲終了まで再生したか否かで、それぞれ“1”か“0”の 2 値とした。

本シミュレーションでは、ユーザ評価が 0 と 1 のコンテンツそれぞれに対して、従来手法および提案手法を用いて評価予測値を算出する。ユーザ評価が 0 のコンテンツと、1 のコンテンツの評価予測値を比較する事により、手法の評価を行う。

本シミュレーションにおける推薦対象は、実験に利用した音楽のアーティストとする。アーティスト i の時間帯 t の評価 S_{it} は、ユーザのコンテンツ再生総数と、アーティスト i のコンテンツを時間帯 t に再生した回数 P_{it} との割合として、式 (6) で算出した。

$$S_{it} = \frac{P_{it}}{\sum_{t=1}^M \sum_{i=1}^N P_{it}} \quad (6)$$

5.2 ユーザ種別判定

$M=50$ として全被験者の IC を算出したところ、図 4 に示す度数分布の結果が得られた。3.3 での分類結果と同様、IC が 0.5 以下のユーザ群が Majority, 0.9 以

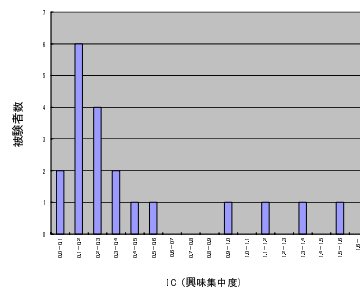


図 4 全被験者の興味集中度分布

上のユーザのうち最も IC の高いユーザが Mania, それ以外の 3 ユーザが Active User であった.

5.3 結果の考察

従来手法として, 様々な協調フィルタリング研究の基本アルゴリズムとなっている GroupLens⁹⁾ をとりあげ, 提案手法と従来手法の評価予測精度を比較する. 提案手法における User Modeling, Match Making, Score Prediction の各処理についても GroupLens のアルゴリズムを適用した.

図 5 に, 実際のユーザ評価が 0 と 1 のそれぞれのケースについて, 提案手法と従来手法の評価予測値の時間的遷移を示した. 図 5 中, 点線と実線は, それぞれ従来手法と提案手法の評価予測を表している. また, 図中 ○ と × はそれぞれ, 実際のユーザ評価が 1 であるデータおよび, 0 のデータを示す. 表 4 は, 提案手法と従来手法の評価予測値の平均を Mania と Majority にわけて示したものである.

表 4 ユーザ種別ごとの評価予測精度

	GroupLens		提案手法	
	評価 1	評価 0	評価 1	評価 0
Mania	0.3173	0.3078	0.2482	0.4680
Majority	0.0971	0.1486	0.0793	0.0701

図 5 からは提案手法の評価予測に明確な効果は見られなかった. ユーザ種別ごとに見ると, Majority の結果に関して, 従来手法では, ユーザ評価 0 の評価予測値がユーザ評価 1 の評価予測値を上回っているのに対し, 提案手法では, 評価予測値の大小関係が正しく予測されており, Majority に対しては提案手法が有効である可能性があると言える. 逆に Mania に関しては, 提案手法では, ユーザ評価 0 の評価予測値がユーザ評価 1 の評価予測値を上回っており, 提案手法が有効であるとは言えない.

本結果は, コミュニティ実験で Mania と判定された被験者が極めて少数であるため, Mania の情報取得形態についての考察が不十分であったことや, シミュレーションデータが協調フィルタリングの評価を目的としたデータでなかったことが原因であると考えられる. 今後, 提案手法の評価実験および分析を重ね, 各ユーザ種別の情報取得形態について, さらなる考察を

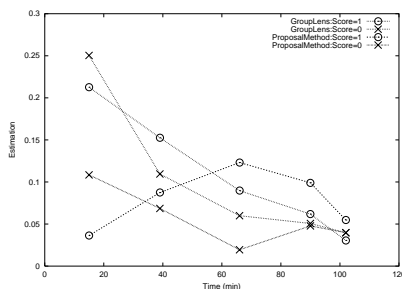


図 5 提案手法と従来手法の評価予測精度

進める予定である.

IC のユーザ種別間の閾値決定, 対象普及度取得について, 適切な方法が取れていなかったことも, 良好な結果が得られなかった原因であると考えられる. IC の閾値については, 機械学習による動的な閾値決定手法等のアプローチから適切な決定方法を検討する. 対象普及度に関しては, 適用する環境に応じて, 検索エンジンのヒット件数のような一般的な普及度だけでなく, 特定のコミュニティでの対象に関する情報流量を測定するといった方法を採用する等の検討が必要である.

6. まとめ

本稿では, ユーザの興味レベルをもとに分類される Mania, Active User, Majority の 3 つのユーザ種別を想定し, 著者らが先に開発したコミュニティシステムの実験結果をもとに, ユーザ種別の妥当性を確認した上で, 各ユーザ種別の情報取得形態を整理した. Mania と Majority の情報取得形態を, 従来の協調フィルタリングに反映する方式を提案し, 提案手法の実現に必要な (1) 興味レベルの定量化手法 (2) ユーザ種別と対象の普及度合に応じた嗜好の重み付け手法について検討を行った. 提案手法の効果を調査するために, コミュニティ実験結果を用いた簡易的なシミュレーションを行い, 結果を考察し, 今後の課題を提示した.

参考文献

- 1) 船越, 大黒: 利用者の得意分野を考慮した内容に基づく協調フィルタリング, 電子情報通信学会論文誌 Vol.J83-D-I No.11 (2000)
- 2) 大久保, 杉崎, 井上, 田中: WWW 検索ログに基づく情報ニーズの抽出, 情報処理学会論文誌 Vol.39 No.07-022 (1996)
- 3) 遠藤, 廣田, 大竹, 山田: コンテンツ属性情報を利用したコミュニティ形成方法の評価, GN 研究会 47-7 (2003)
- 4) 宮田, 柴内, 鈴木: コンピュータネットワーク上の商品情報の伝播過程と消費行動, 平成 8 年度吉田秀雄記念事業財団助成研究集 第 30 次 103-111 (1997)
- 5) 山田英夫: 競争優位の 規格 戦略 エレクトロニクス分野における規格の興亡, ダイヤモンド社 (1993)
- 6) 福原知弘: 協調フィルタリングに関する研究動向, <http://db-www.aist-nara.ac.jp/tomohif/Docs/cofil.pdf>
- 7) 三浦, 島: www サーバアクセス履歴からのユーザモデルの構築, 情報処理学会第 52 回全国大会 4Aa-3 (1996)
- 8) <http://www.goo.ne.jp>
- 9) P.Resnick: GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews, Proc of ACM Conf on Computer Supported Cooperative Work(SCSW94)175-186 (1994)