

# 評価項目別スコアを用いたコスメアイテム推薦手法

奥田 麻美<sup>†</sup> 上田真由美<sup>††</sup> 中島 伸介<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> 京都産業大学大学院 先端情報学研究科 〒603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山

<sup>††</sup> 流通科学大学 経済学部 〒651-2188 兵庫県神戸市西区学園西町 3-1

<sup>†††</sup> 京都産業大学 情報理工学部 〒603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山

E-mail: <sup>†</sup>†1888033@cc.kyoto-su.ac.jp, <sup>††</sup>Mayumi\_Ueda@red.umds.ac.jp, <sup>†††</sup>†nakajima@cc.kyoto-su.ac.jp

あらまし 近年、商品に対するレビュー情報を閲覧可能な口コミサイトが多く存在し、多くの人が商品購入時にレビュー情報を参考にしている。特にコスメアイテムにおいては、直接肌に使用するものであるためユーザが自分の肌に合わないアイテムの購入を避けたいという傾向が他の商品に比べてより顕著であると考えられる。そこで、我々は個々のユーザにとって真に有用なコスメアイテムの推薦システム構築を目指している。このようなシステムの実現のために、本稿ではユーザレビューとコスメアイテムとの特徴量比較によるコンテンツベースでのアイテム推薦を行う手法について検討する。評価項目別スコアを用いて被推薦ユーザのアイテムレビューと他アイテムとの比較を行うことで、ユーザにとって真に有用なコスメアイテムの推薦を可能とするような手法を提案する。

キーワード コスメ, レビュー, アイテム推薦, アイテム比較, コンテンツベース, レビュー共有

## 1. はじめに

近年、商品に対するレビュー情報を共有することが可能なユーザ投稿型レビューサイトが数多く構築されている。コスメアイテムにおいても、@cosme [1] をはじめとしたコスメに関するポータルサイトが構築されており、多くのユーザに利用されている。しかしながら、コスメアイテムはユーザ毎の好みや使用感が大きく異なり、自分にとって真に参考になるレビューを効率的に閲覧し、適切なコスメアイテムを発見することは容易でない。特にコスメアイテムは直接肌に付けるものであり、また高価な商品も多いため、ユーザ自身の肌の状態や好みに合うアイテムを選びたいという傾向が顕著である。

したがって、個々のユーザの好みだけでなく、使用感の似たユーザを価値観の共有可能な類似ユーザとして見つけ出し、各ユーザにとって真に有用なコスメアイテムの推薦を実現することの意義は非常に高いと考える。そこで、我々はこれまでコスメアイテムの推薦手法として、協調フィルタリングによる推薦に取り組んできた。一般的な協調フィルタリングにおいて、アイテムに対する評価値を用いて類似ユーザ判定を行う場合、ユーザ間で複数の共通アイテムに対する評価値が必要となる。しかしながら、コスメアイテムの数は膨大であると共に、個人が利用するコスメアイテムはほんの数種類であることが多いと考えられ、共通アイテムの評価値を十分に確保することは難しい。この問題を解消するため、評価項目別スコアを用いたコスメアイテムクラスタリングを行うことで、共通アイテムに対する評価値ではなく、アイテム群をクラスタ化し、共通クラスタに対する評価値に基づく類似ユーザ判定手法に取り組んできた。しかし、予測していたよりもコスメアイテムクラスタリングの妥当性判断が困難であり適切なクラスタリング手法の発見が困難であることがわかった。このことより我々は、コスメアイテム(化粧水)に関して、明確なクラスタリングが困難であると考

えた。また、クラスタ数やクラスタリング手法によりアイテムの分類結果が容易に変化すること等より、クラスタリング結果を協調フィルタリングに適用することが容易ではないということが考えられる。

そこで、本研究ではコスメアイテムの推薦手法として、協調フィルタリングではなくコンテンツベースでの推薦手法の提案を行う。コンテンツベースでの推薦手法として、評価項目別スコアを用いたユーザレビューとコスメアイテムの比較を行うことで、ユーザのレビューに基づいたコスメアイテムの推薦を行う。なお、評価項目別スコアの算出は、先行研究として行った、コスメアイテムに対する評価項目別レビュー自動スコアリング方式 [7] を用いる。

以下、2章にて関連研究について述べる。3章にて評価項目別自動スコアリングについて説明し、4章にて評価項目別スコアを用いたコスメアイテム推薦手法について述べるさらに、5章で評価実験について述べる。最後に6章でまとめと今後の課題を述べる。

## 2. 関連研究

レビュー情報を扱うサイトがインターネット上に多く存在している。Amazon.com [2] や価格.com [3] などさまざまな商品を取り扱うサイトや、レストラン情報を提供する食べログ [4] などが有名である。また、近年では美容系のレビュー情報を扱うサイトも多く存在しており、美容院やサロンなどの情報を取り扱うホットペーパービューティー [5] やコスメ・美容情報を取り扱う@cosme などが有名である。@cosme の運営会社によると、2019年6月時点で月間3.1億ページビュー、メンバー数が5,600,000人、総クチコミ件数が約16,000,000件と報告されており [6]、多くのユーザに利用されていることがわかる。

レビュー情報を扱うサイトが広く普及したことで、レビューを分析する研究が多く行なわれている。我々の先行研究でも、

@cosme から収集した化粧水に関するレビューを分析し、コスメアイテムに対する評価表現辞書の作成を行い、それを用いた評価項目別レビューの自動スコアリング方式の開発を行っている [7].

中辻らは、アイテムの内容をアイテムに与えられているメタデータをもとに表現している。さらに、ユーザの記述したレビューを用い、アイテムのメタデータの属性値に対して sentimental analysis を行っている。アイテムだけでなく与えられたメタデータに対し形容表現が関連付けられたか否かの分析を行うことで、ユーザがアイテムに対しどのような感性を持って評価を下しているかを解析している [8]. アイテムに対する評価のみでなく、アイテムに対し与えた形容表現も共通するユーザを類似ユーザとして取り扱えるため、多様なクラスに所属するアイテムを精度よくユーザに推薦できると述べている。本研究では、コスメアイテムを対象としており、アイテムそのものの評価により好みに合うか否かを推定するのみでなく、アイテムの使用感がユーザ自身にとって適切か否かについても推定したうえで、類似ユーザの判定を行う。

古澤らは、サービス選定に QoS (Quality of Service) に加えて過去に使用したサービスの評価値を用いることで、主観的、客観的両方の品質を考慮した Web サービスの推薦を行うことを目的とし、ユーザの嗜好に合わせた推薦システムを提案、検証している [9]. この取り組みでは、類似ユーザの抽出に UDDI リポジトリに蓄えられたサービスデータ (QoS) と評判リポジトリに蓄積された評判データから、協調フィルタリングにより処理を行い、推薦対象とする Web サービス群を作成している。本研究では、コスメアイテムに対する評価項目別の評価値を用いることで、ユーザの嗜好にあったアイテムの提案のみでなく、アイテムの使用感の似た類似ユーザの判定を行う。

中辻らは、被推薦ユーザがまだ評価した事の無いドメインのアイテムを精度良く推薦可能とする手法を提案している [10]. ユーザのアイテムへの評価値をそのアイテムを含むクラスへの評価値として反映させることにより、アイテムのみでなくクラスへの評価の一致性も用いてユーザ間の類似度を計算できる。それにより、ユーザの所持するアイテム数が少ない場合においてもユーザ間の類似度を適切に計算できると述べている。また、ドメイン特化ユーザグラフ (Domain-specific-user graph: DSUG) を構築する際のユーザ類似度計算法として、アイテムの一致性のみに基づく手法よりも、タクソノミに基づく手法の方が、精度が大きく向上することも確認している。本研究では、評価項目別スコアの平均値によるコスメアイテムのクラスタ分類を行い、同一アイテム群のあるアイテムに対して似た評価をするユーザ同士を類似ユーザと判定することでデータが少ないという問題を解決する。

伊藤らは、全ユーザの嗜好傾向から書くユーザの相対的な嗜好を把握する手法を用い、推薦制度の向上を試みている [11]. 主成分分析を行うデータについて、推薦対象ユーザのアイテムに対する評価データだけでなく、全ユーザの全アイテム評価を用いることで、全員の評価傾向の中での対象ユーザの特徴を推測することにより精度の向上を図っている。

伊藤らは、アソシエーションルールを用いた協調フィルタリングについて、ユーザベースとアイテムベースの推薦システムに対する比較・検討を行っている [12]. 基本的には、アイテムベースが精度が高いこと、データが密な場合には、すべての指標においてユーザベースが優れていることを確認している。

### 3. 評価項目別自動スコアリング

本研究で提案しているユーザレビューとコスメアイテムの比較を行う際には、ユーザレビュー、コスメアイテムそれぞれに対する評価項目別のスコアが必要となる。しかし、従来のレビューサイトでは、各アイテムに対する総合評価としてスコアが付与されていることが多い。そこで、本研究では先行研究 [7] で取り組んでいる評価項目別の得点を用いる。本章では、評価項目別自動スコアリングについて述べる。

#### 3.1 評価表現辞書の概要

評価項目別自動スコアリングはコスメアイテム評価表現辞書を用いて行う。本節では、評価項目別自動スコアリングを行う際に用いる評価表現辞書について述べる。辞書の構築は、レビューのテキスト情報及びそのスコアを分析し、高頻度で出現する表現を各アイテムに対する評価表現として辞書に登録する。また、「香りがすごくいい」と「すごく香りがいい」といった表現を同一のものとして扱うため、キーワードの共起に基づく評価表現辞書とした。

#### 3.2 評価項目別辞書に基づく自動スコアリング方式

本節では、前節で述べた評価表現辞書 3.1 を用いた評価項目別自動スコアリング方式について述べる。

自動スコアリングは、図 1 に示すようにコスメアイテムに対するレビューテキストに含まれる評価表現に対して、評価表現辞書に格納されたスコアを付与することで実現する。この際、1 つの評価項目に対して複数の評価表現が含まれている場合、それぞれの評価表現に付与されたスコアの平均値をその評価項目に対するスコアとする。図 1 では、評価項目「うるおい/浸透」に対して、2 つの評価表現が含まれるため、それぞれのスコアから算出した平均値を評価項目「うるおい/浸透」に対するスコアとしている。

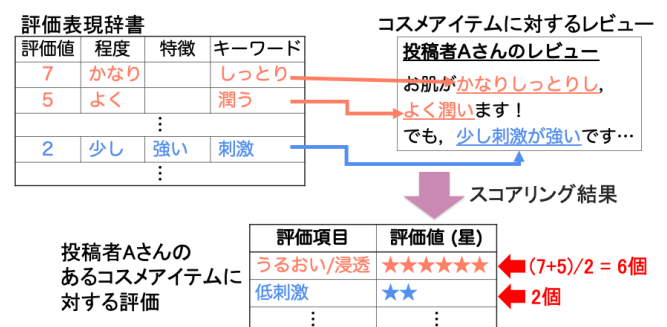


図 1 評価項目別自動スコアリング例

### 4. 評価項目別スコアを用いたコスメアイテム推薦手法

本章では、評価項目別スコアを用いたコンテンツベースでの

コスメアイテム推薦手法について述べる。我々は、真に有用なコスメアイテムを推薦するためには、ユーザの好みや使用した際の感じ方等の価値観に合ったアイテムを発見することが重要であると考えている。そこで本稿では、先行研究[7]により得点付けをした評価項目別スコアを用いて、ユーザのレビューとコスメアイテムの特徴量比較に基づいたコスメアイテム推薦手法の提案をする。

#### 4.1 提案手法の概要

本節では、提案手法の概要について述べる。図2に提案手法の概要図を示す。この図では、ユーザ1がアイテムAに対して“Very Good!”と高評価を与えている。この場合、ユーザ1のアイテムAに対するレビューに対して評価項目別自動スコアリングにより評価項目別のスコアを付与し、これと似た評価が与えられているアイテムBをユーザ1に推薦する。ユーザ1が高評価としているアイテムAと似ている評価が与えられているアイテムBを推薦することにより、ユーザ1はアイテムBに対しても高評価を与えようとする。すなわち、アイテムBもユーザ1にとって高評価と成り得るアイテムであると考えられる。



図2 評価項目別スコアを用いたコスメアイテム推薦の概要

#### 4.2 評価項目別スコアを用いたレビューとアイテムの特徴量の比較

本節では、評価項目別スコアを用いたユーザレビューとコスメアイテムの特徴量の比較について述べる。

以下の手順によって、被推薦ユーザレビューとコスメアイテムの比較を行う。

- (1) 被推薦ユーザの高評価アイテムに対するレビューについて評価項目別スコアを付与する。
- (2) あるアイテムに対する全ユーザからの評価項目別スコアの平均値をそれぞれ求める。
- (3) 上記で求めたユーザレビューの評価項目別スコアとアイテムの評価項目別スコアを基に比較を行う。

各手順の詳細について述べる。(1) 被推薦ユーザが記述している全レビューの中で、高評価を与えているアイテムについてのレビューに対し評価項目別自動スコアリングを用い評価項目別スコアを付与する。なお、化粧水を推薦する場合は、化粧水に対するレビューの評価項目別スコアを算出する等、推薦するアイテムと同様のアイテムカテゴリのものについて評価項目別スコアを算出する。(2) あるコスメアイテムのレビュー群に対して、評価項目別自動スコアリングによりスコアを付与する。それら全てのスコアの平均値を評価項目ごとに求める。つまり、アイテムに対してレビューを行った全ユーザの評価項目別スコア

それぞれの平均値を得ることができる(図3)。これを、あるコスメアイテムの評価項目別スコアとする。(3) 上記(1)、(2)で求めた評価項目別スコアを基にユーザレビューとコスメアイテムの比較を行う。

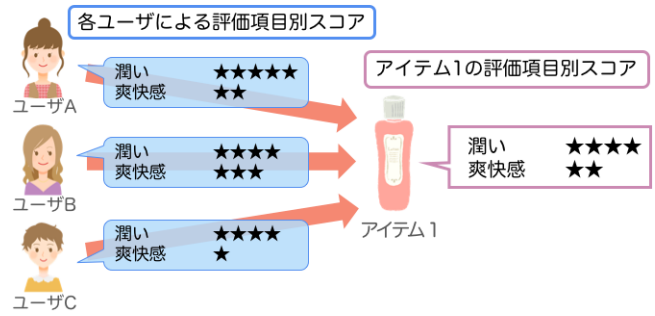


図3 コスメアイテムの評価項目別スコア例

#### 4.3 従来手法によるレビューとアイテムの比較

本節では、ユーザレビューとコスメアイテムの特徴量の比較を行う際に用いる従来手法について述べる。今回は、tf-idfを従来手法とした。

提案手法と同様に、以下の手順によって、被推薦ユーザレビューのtf-idf値とコスメアイテムのtf-idf値を算出し、比較を行う。

- (1) 被推薦ユーザの高評価アイテムに対するレビューについてtf-idf値を付与する。
- (2) あるアイテムに対する全ユーザからのtf-idf値の平均値をそれぞれ求める。
- (3) 上記で求めたユーザレビューのtf-idf値とアイテムのtf-idf値を基に比較を行う。

なお、特徴量の比較を行う際には、全レビュー中でストップワードを除く頻出上位の単語についてtf-idf値に基づいたベクトルを抽出した。

### 5. 予備実験

提案手法である評価項目別スコアを用いたコスメアイテム推薦が有用であることを検証することを目的に行った。

被験者には、現在使用している、または使用したことのあるお気に入りのコスメアイテムに対するレビューを1件記述してもらった。その後、レビューを基に10アイテムを被験者に提示し、提示したアイテムに対してユーザが購入したい順にランキングの付与を行ってもらった(図4)。なお、対象アイテムは「化粧水」とし、推薦アイテムの内訳は、提案手法を用いた推薦アイテム1個、従来手法を用いた推薦アイテム1個、ランダムで抽出したアイテム8個の合計10アイテムとした。この組み合わせを1パターンとして、全5パターンをユーザに提示した。

#### 5.1 推薦アイテムの抽出

本節では、被推薦ユーザに対して推薦するアイテムの抽出について述べる。推薦する対象アイテムは化粧水100個とし、各アイテムにつき100件のレビュー文に対する評価項目別スコア、tf-idfを算出した。なお、化粧水の評価項目は以下の10件とする。

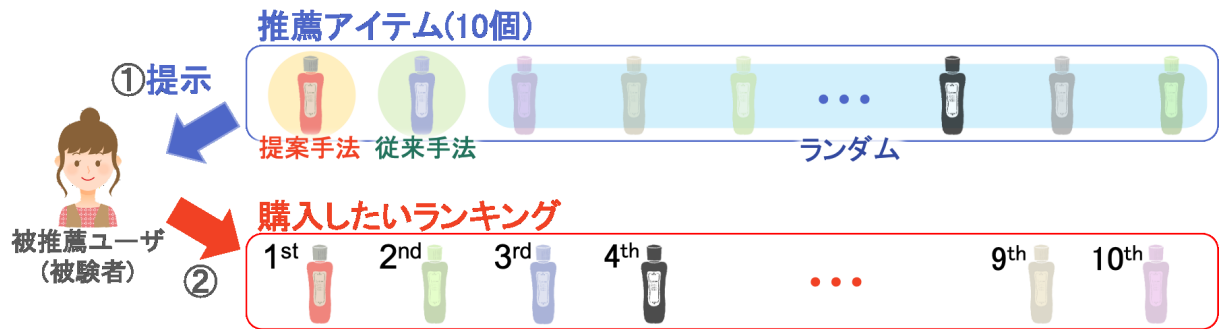


図 4 コスメアイテムの提示

- 香り
- うるおい／浸透
- 美白／UV
- 毛穴・角質ケア／高クレンジング
- 爽快感／顔のテカリ防止
- サラサラ ⇄ トロトロ
- 低刺激
- 肌荒れ対策
- エイジングケア
- コストパフォーマンス

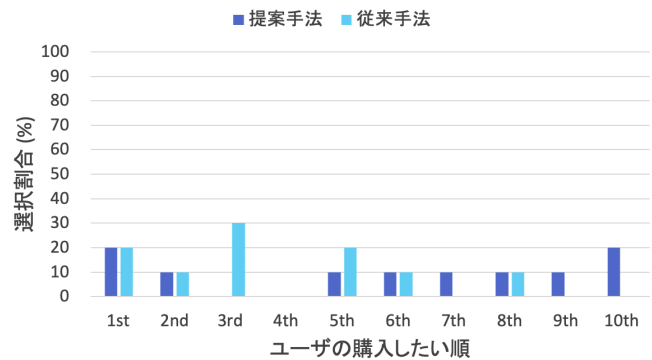


図 5 各順位で推薦アイテムが占める割合

また、tf-idf を基にしたレビューのベクトル化は、推薦アイテムの全レビュー (100 アイテム × 100 レビュー = 10,000 件) 中でストップワードを除く単語より出現回数上位 8305 単語について tf-idf 値に基づいたベクトルを抽出した。なお、全レビュー中出现回数上位の単語の抽出には、MeCab を用いてレビュー文を分割し、名詞、動詞、形容詞、形容動詞、副詞を取り出した。

評価項目別スコア、tf-idf を用いてベクトル化を行なったのち、被推薦ユーザが記述したレビュー文 1 件と各アイテムとの特徴量の比較を行った。比較を行った結果を基に各手法の特徴量の似ている上位アイテムをそれぞれ推薦アイテムとした。また、ランダムで抽出したアイテムに関しては各手法における特徴量の似ている上位 10 件のアイテム (最大 20 アイテム) を除くアイテムより抽出した。

## 5.2 アイテム推薦の妥当性評価

本節では、ユーザに付与されたランキングより、提案手法でのアイテム推薦の妥当性の評価を行った。妥当性評価のため、提案手法での推薦アイテムが従来手法での推薦アイテムよりもランキング上位に選択された割合を算出した。

結果を図 5 に示す。縦軸が、ユーザがその順位で選択したアイテムの割合を示し、横軸がユーザの購入したい順 (1 位 ~ 10 位) を示す。図より、ユーザの購入したい順の 1 位、2 位においてそれぞれ同じ割合で提案手法、従来手法を用いて推薦されたアイテムが選択されていることがわかる。しかし、3 位以降に選択されたアイテムは従来手法で推薦されたアイテムの方が提案手法で推薦されたアイテムよりも上位に選択されている割合が少し多いという結果となった。

この結果より、推薦アイテムが上位に選択されず複数の順位で選択されていることがわかる。レビューのみの情報でユーザ

レビューとコスメアイテムの特徴量の比較を行っているため、ユーザが重視する評価項目がレビューにあまり記述されていない、評価項目別自動スコアリングを行う際に用いた評価表現辞書が不足していること等により、ユーザの購入したいと思えるアイテムが推薦されなかった可能性が考えられる。また、今後は、被験者に対してのアイテム提示方法や結果の評価方法等の検討も必要であるとする。

## 5.3 ベクトル削減による推薦アイテムの変化

今後、提案手法と従来手法 (tf-idf) を組み合わせてレビュー文のベクトル化を行う際に、tf-idf におけるベクトルの変更により特徴量比較の効率化を図ることができると考えている。そこで本節では、tf-idf における次元数を変更することによる推薦アイテムの変化を検証した。予備実験と同様のデータを用い、被推薦ユーザのレビューとアイテムの特徴量を比較する際に用いるベクトルに関して次元数の変更を行った。次元数は、推薦アイテムの全レビュー (100 アイテム × 100 レビュー = 10,000 件) 中でストップワードを除く単語より出現回数上位のものから決定した。

図 6 は、次元数をそれぞれ変更し、あるユーザに対して推薦アイテムとして抽出されたアイテムの一覧を示す。なお、各次元で特徴量の似ているアイテムを降順で示す。この図より、特徴量の似ている上位 10 個のアイテムは次元を変更することで多少順位が前後することはあるが、どの次元においても上位 10 個内に抽出された。他ユーザの推薦アイテムを確認しても同様の結果が見られた。よって、ベクトルの次元数を削減することにより効率化を図ることは可能ではないかと考えられる。

類似度順位	8305 次元	6342 次元	4604 次元	3076 次元	2037 次元	1589 次元	1303 次元
1	A	A	A	A	A	A	A
2	B	B	B	B	B	E	E
3	C	C	D	E	E	B	F
4	D	D	C	D	F	F	J
5	E	E	E	C	C	C	H
6	F	F	F	F	D	H	B
7	G	H	H	H	H	G	C
8	H	G	G	G	J	J	G
9	I	J	J	J	G	D	D
10	J	I	I	I	I	I	I

図 6 次元数変更により抽出された推薦アイテム

## 6. ま と め

本稿では、レビュー情報のみで得た評価項目別スコアを用いたコンテンツベースによるコスメアイテム推薦を提案した。予備実験として、ユーザのレビューとコスメアイテムとの特徴量を比較を行い、比較結果に基づいてアイテムの推薦を行うことで提案手法と従来手法の比較を行った。今後は、ベクトル抽出方法の改良、評価表現辞書の改良により推薦精度の向上が期待できると考える。また、実験においては被験者に対してのアイテム提示方法や結果の評価方法等の検討も必要であると考ええる。

## 謝 辞

株式会社アイスタイル様にコスメアイテムに関するレビューデータをご提供いただいた。また、本研究の一部は、JSPS 科研費 19K12243 および 17H01822 による。ここに記して謝意を表す。

## 文 献

- [1] @cosme, <http://www.cosme.net>
- [2] Amazon.com, <https://www.amazon.com>
- [3] 価格.com, <http://kakaku.com>
- [4] 食べログ, <https://tabelog.com/>
- [5] ホットペッパービューティー, <https://beauty.hotpepper.jp/>
- [6] @cosme サイトデータ資料< 2019 年 6 月>, 株式会社アイスタイル, <https://www.istyle.co.jp/business/sitedata.pdf> (2019 年 12 月 20 日 アクセス)
- [7] 松波 友稀, 上田 真由美, 中島 伸介, 階上 猛, 岩崎 素直, John O'Donovan, Byungkyu Kang, コスメアイテム評価表現辞書を用いた評価項目別レビュー自動スコアリング方式, DEIM Forum 2016 論文集, B1-1, 2016.
- [8] 中辻 真, 近藤 光正, 田中 明通, 内山 匡, アイテムに係る形容表現を用いたユーザ類似度測定, 人工知能学会全国大会論文集, 3C4-02, 2010.
- [9] 古澤 悠, 杉木 優太, 菱山 玲子, 複数ユーザの評判を考慮した Web サービス推薦エージェントの提案人工知能学会全国大会論文集, 2E2-1, 2011.
- [10] 中辻 真, 藤原 靖宏, 内山 俊郎, ユーザグラフ上のランダムウォークに基づくクロスドメイン推薦, 人工知能学会全国大会論文集, 27 巻 5 号 D, 2012.
- [11] 伊藤 ゆかり, 波多野 賢治, 松本 尚宏, 明示的な嗜好評価を活用した商品推薦システムの実装とその評価, 情報処理学会第 73 回全国大会, 4M-1, 2011.
- [12] 伊藤 寛明, 吉川 大弘, 古橋 武, アイテム推薦のためのアソシエーションルールを用いた類似ユーザの抽出に関する基礎的検討, 情報処理学会第 75 回全国大会, 2P-8, 2013.