

コスメ推薦のためのアイテムクラスタリング手法

奥田 麻美[†] 松波 友稀[†] 上田真由美^{††} 中島 伸介^{†††}

[†] 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

^{††} 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

^{†††} 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: [†]{i1888033,i1788223}@cc.kyoto-su.ac.jp, ^{††}Mayumi_Ueda@red.umds.ac.jp,

^{†††}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アイテム及びレビュー情報を提供することが可能なシステムの構築を目指している。このようなシステムの実現には、価値観の共有が可能となるユーザを発見することが必要である。価値観の共有が可能となるユーザとは、同一のアイテムに対して似た評価を行っているユーザであると考えられる。しかし、コスメアイテムの数は膨大であり各ユーザの使用アイテム数は多くはないため、共有のアイテムに対して評価をしているユーザ数を確保することは困難である。そこで、本稿ではコスメアイテムのクラスタリング手法を検討する。これにより、ユーザ間で同一アイテムに対しての評価がない場合においても同一クラスターのアイテム評価値を用いたユーザ間類似度の算出が可能となる。

キーワード コスメ、レビュー、ユーザ間類似度、クラスタリング、アイテム推薦、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、真に参考になるレビューを効率的に取得し、適切なアイテムを推薦するためには、個々のユーザの好みだけでなく、肌の状態やコスメアイテムの使用感についても類似するユーザを探し出す必要がある。すなわち、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。

以上を踏まえ、我々は、価値観の共有が可能となるユーザを発見することを目的とし、コスメアイテムに関するユーザ間の類似度を算出する手法の開発を目指す。一般的には、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、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複数確保することは難しい。

そこで本研究では、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ー化し、共通クラスターに対する評価値に基づく類似ユーザ判定手法を提案する。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 [8] を用いる。

以下、2章にて関連研究について述べる。3章にて類似ユーザ判定方式について説明し、4章にてコスメアイテムのクラスタリング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 [3] や価格.com [4] 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 [5] 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 [6] 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、2018年6月時点で月間3.1億ページビュー、メンバー数が5,000,000人、総クチコミ件数が約14,000,000件と報告されており [7]、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 [8].

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 [9]。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 [10]。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 [11]。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 [12]。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 [13]。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. 類似ユーザ判定手法

本章では、類似ユーザ判定手法に関して述べる。

3.1 提案手法の概要

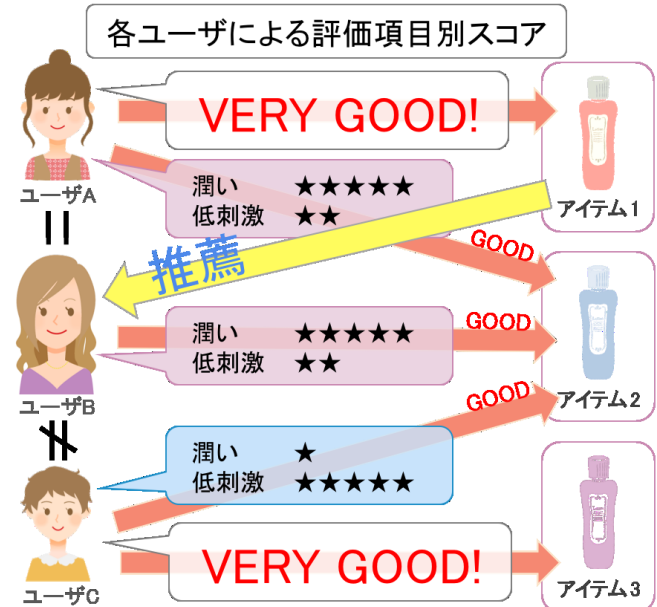


図1 類似ユーザ判定手法を用いたコスメアイテム推薦の概要

我々は、真に有用なレビューを推薦するためには、価値観を共有しうるユーザによるレビューを発見することが重要と考える。そこで本稿では、先行研究[8]により得点付けをした評価項目別スコアを用いて、類似ユーザを判定する手法の提案を目的とする。

図1に概要図を示す。この図では、ユーザA、ユーザB、ユーザCがアイテム2に対して“Good”と評価している。また、ユーザAがアイテム1に対して、ユーザCがアイテム3に対して“Very Good!”と評価している。ここで、ユーザBに対して新規のアイテムを推薦する場合、既存の手法では、ユーザAが“Very Good”と判断しているアイテム1と、ユーザCが“Very Good”と判断しているアイテム3を同等に扱うことが考えられるが、我々の手法では、評価項目別のスコアを考慮し、ユーザAとユーザBを類似ユーザと判定し、ユーザAが“Very Good”と判断しているアイテム1を推薦することとする。ユーザCは総合評価の観点からはユーザBと類似しているが、評価項目別に見た際に評価が異なるため、価値観を共有することができないユーザであると判断し、アイテム3は推薦対象としない。

3.2 類似ユーザ判定手法

本節では、類似ユーザ判定方式について述べる。提案手法では、コスメアイテムのクラスタリングにより分類された各クラスに対する評価項目別スコアを参照する。

通常、ユーザが各アイテムに対して評価値を付与している

ケースで協調フィルタリングを行う際には、ユーザ数 n 、アイテム数 m となり、 $n \times m$ の評価行列を用いて、類似度を算出している。しかし、提案手法では、各アイテムに対して複数の評価項目に対する評価値がそれぞれ付与されている。すなわち、ユーザ数 n 、アイテム数 m 、1つのアイテムに対する評価項目数 l である時、 $n \times p$ の評価行列を用いる。ただし、 $p = m \times l$ とする。例えば、図2では、3人のユーザが2つのクラスタに対して評価を行っている。クラスタを1つのアイテムとして考えると、この時、一般的な手法では、3行2列の評価行列となるのに対し、我々の提案手法では、各アイテムに対して10項目の評価項目に関して評価値を付与しているため、3行(2×10)列の評価行列となる。ただし、評価値は0~7の数値尺度をとる。本手法により、アイテムに対する単一の評価値の相関ではなく、各アイテムの複数評価項目に対する評価値の相関を確認することができるため、従来の方法よりも精度の高い類似ユーザの判定が可能であると考えられる。

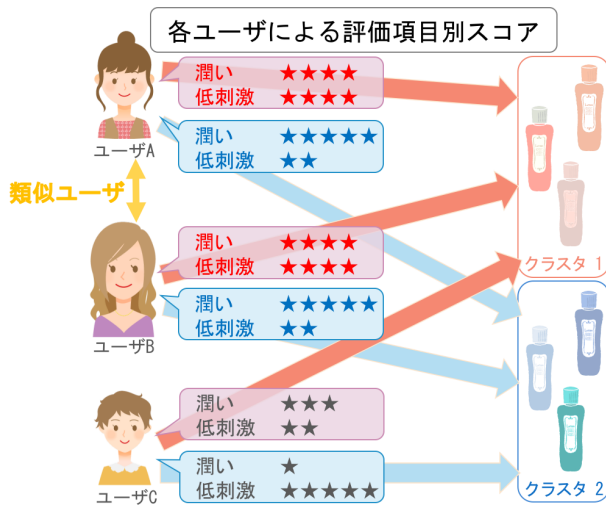


図2 類似ユーザ判定方法

4. コスメアイテムのクラスタリング手法

本節では、コスメアイテムのクラスタリングについて述べる。一般的に、類似ユーザとは、同一アイテムに対して似た評価をするユーザ同士のことであると考えられる。しかし、コスメアイテムには膨大な数が存在するため、共通のコスメを使用し、似た評価を行っているユーザを見つけ出すことは非常に困難である。そこで、評価項目別スコアの平均値によるコスメアイテムの分類を行い、同一アイテム群に対して似た評価をするユーザ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。

4.1 コスメアイテムクラスタリングの概要

以下の手順によってコスメアイテムの分類を行う。

- (1) 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。
- (2) 平均値の似たアイテムを集め、クラスタを作成する。

各手順の詳細を以下に述べる。(1) あるアイテムのレビューに対して、評価項目別自動スコアリングによりスコアを付与す

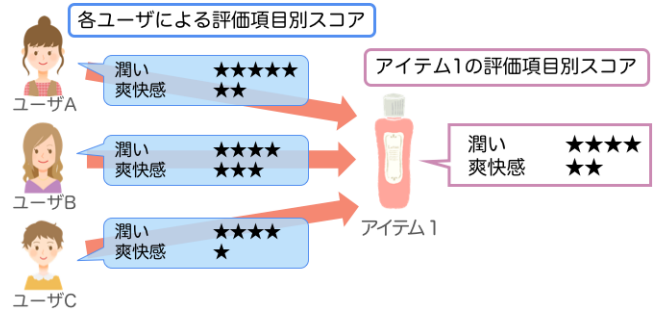


図3 コスメアイテムの評価項目別スコア例



図4 コスメアイテムのクラスタ分類例

る。それら全ての評価項目別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)。(2)(1)で求めた平均値を用い、似た評価のアイテムクラスタ群を作成する。例えば、図4では、クラスタ1は潤い/浸透、美白/UV、低刺激の項目の評価が高く、毛穴・角質ケア、爽快感の項目があまり高くないアイテムのクラスタになっている。また、クラスタ2は、毛穴・角質ケア、爽快感の項目の評価が高く、潤い/浸透、低刺激の項目の評価が低いアイテムのクラスタとなっている。今回は「化粧品」を対象としており、先行研究[8]に従って評価項目は10項目とした。

4.2 クラスタリング手法

コスメアイテムのクラスタ分類には、階層的手法の最短距離法、最長距離法、群平均法、ward法、重み付き平均法、非階層的手法のk-means法を用いた(表1)。階層的手法は最も距離が近く似ているアイテム同士をまとめていく手法であり、非階層的手法はあらかじめクラスタ数を決めておき決めたクラスタ数になるようにまとめていく手法である。なお、どの手法においても距離はユークリッド距離を使用した。

5. 評価実験

提案手法である、コスメアイテムのクラスタリングの妥当性検証を目的とした評価実験を行った。共通アイテムに対して評価を行っているユーザのレビューデータを用いてユーザ類似度を算出し、クラスタリング手法の比較を行った。図5は、ユーザ類似度算出に用いたレビューデータの組み合わせを示す。

対象とするコスメアイテムとしては「化粧水」を採用し、33個のアイテムについてクラスタリングを行なった。なお、化粧

表 1 クラスタリング手法の特徴

手法	特徴
ward 法	クラスタ内での分散が最も小さくなるよう、結合を順次決定する。 計算量が多いが分類感度が良い。
最短距離法	結合前に近かった方のクラスタまでの距離を結合後のクラスタまでの距離とする。
最長距離法	結合前に遠かった方のクラスタまでの距離を結合後のクラスタまでの距離とする。
群平均法	2 つのクラスタに属している各アイテム間全ての距離を求め、それらの平均値をクラスタ間の距離とする。
重み付き平均法	求めたいクラスタとの距離の平均とそれ以外の全てのクラスタとの距離を用いて重み付けを行う。
k-means 法	非階層的手法。クラスタ数をあらかじめ k 個に決め、クラスタの中心点をランダムに k 個決める手法。

	化粧水l (レビュー数)	化粧水m (レビュー数)	化粧水n (レビュー数)	レビュー人数 (合計レビュー数)
パターン 1	item 0 (144)	item 2 (125)	item 4 (127)	119 (396)
パターン 2	item 8 (135)	item 9 (132)	item 14 (135)	130 (402)

図 5 ユーザ類似度算出に用いたレビューの組み合わせ

水の評価項目は以下の 10 件とする。

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

各コスメアイテムの特徴量は、各レビュー文書を対象に取得した評価項目別スコアを用いる。なお、評価項目別スコアの取得には、先行研究で開発した評価項目別自動スコアリング手法[8]を適用することで得る。

以下、5.1 節にてアイテムクラスタリング結果について説明し、5.2 節にて類似ユーザ判定方式の妥当性検証について述べる。

5.1 アイテムクラスタリング

上述したコスメアイテムのクラスタリング方式およびその結果について述べる。アイテムクラスタリングの際に使用する各コスメアイテムの特徴量 (10 次元) は、各レビュー文書に対して、評価項目別自動スコアリング手法[8]を適用することで取得する。今回は@cosme レビュー 5000 件のうち 30 件以上のレビューが記述されているアイテムのものについて、評価項目別

自動スコアリング手法を適用し、実験を行った。なお、30 件以上のレビューがあったアイテムは 33 個であった。また、評価不能の場合のスコアは、0~7 の中間値である 3.5 とした。各アイテムの評価項目別に平均値を計算することで、各アイテムの特徴量 (10 次元) を取得し各手法によるクラスタリングを行った。さらに、評価項目別スコアではない特徴量として各アイテムに関する商品説明のテキスト、レビュー文のテキストをそれぞれベクトル化し、同様に各手法によるクラスタリングを行った。

図 7~11 は、評価項目別スコアを用いた各階層的手法の結果をそれぞれデンドログラムで示したものである。図 13~17 は、テキストを用いた各階層的手法の結果を同様に示したものである。なお、デンドログラムの色ごとに同じクラスタであると仮定している。階層的手法では、クラスタ数の変更は結果を確認してからでも可能であるため、今回は約 6 クラスタ以上に分類されるよう色分けをしている。

評価項目別スコアを用いた際の結果 (図 7~11) を見ると、最短距離法 (図 8)、群平均法 (図 10)、重み付き平均法 (図 11) では独立しているアイテムが多いため良い手法とは言い難い。同様にテキストを用いた際の結果 (図 13~17) を見ると、最短距離法 (図 14) ではクラスタ数が少ないため良い手法とは言い難い。

さらに、非階層的手法である k-means 法の結果を図 12(評価項目別スコア)、図 18(テキスト) に示す。k-means 法ではクラスタリングを行う前にクラスタ数を指定する必要がある。図 12、図 18 では 6 個のクラスタに分類した際の結果を示す。

5.2 ユーザ類似度算出による妥当性検証

本節では、本研究で提案するコスメアイテムクラスタリングの妥当性についてユーザ類似度を算出することにより検証する。ユーザ類似度の算出は、第 3 章にて説明した手法に基づき、評価項目別自動スコアリング手法[8]にて得られたスコアを用いて行う。クラスタリングを行う際に用いたレビューとは異なる組み合わせのユーザレビュー (図 5) を使用し、ユーザ類似度を算出する。なお、今回はユーザ類似度はユークリッド距離とする。それぞれのパターンに属する各アイテムの評価項目別スコアから全ユーザ間の類似度を求めた。ユーザ A とユーザ B 間の類似度が異なるアイテム 1, 2 のどちらにおいても同様であれば、それらのアイテム (1, 2) は類似する、つまり同じクラスタのアイテム同士であると考ええる。図 6 はそれぞれのアイテムで求めた類似度の差を平均したものである。結果より、パターン 1 では、item 0 と item 2、パターン 2 では、item 8 と item 14 が似たアイテム同士であると考えられる。

クラスタリングの結果 (5.1 節) より、パターン 1 の item 0 と item 2 が同じクラスタに分類されている手法は、評価項目

パターン 1				パターン 2			
	item 0	item 2	item 4		item 8	item 9	item 14
item 0		0.186	0.230	item 8		0.192	0.176
item 2	0.186		0.209	item 9	0.192		0.190
item 4	0.230	0.209		item 14	0.176	0.190	

図 6 : 3つの組み合わせのうち最もユーザに与える印象が似ているアイテム同士

図 6 類似度の差

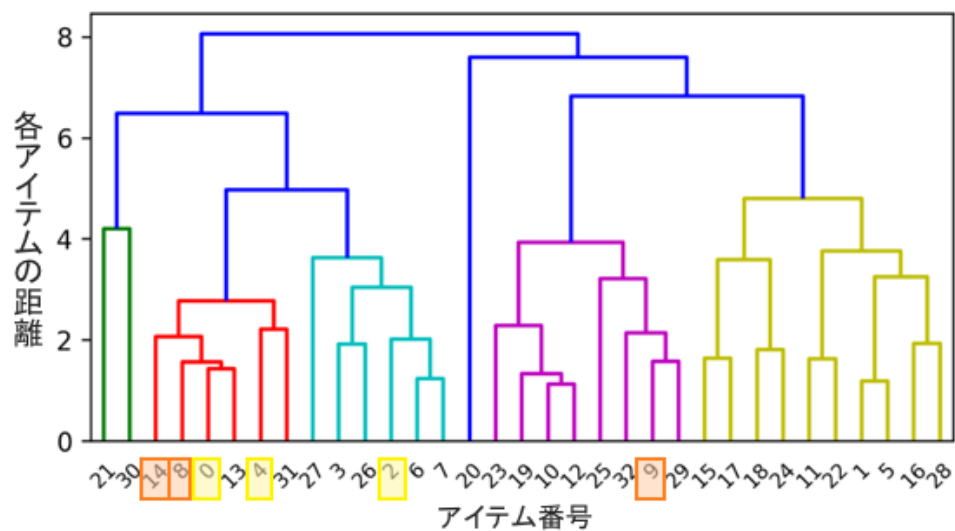


図 7 評価項目別スコアを用いた ward 法の場合

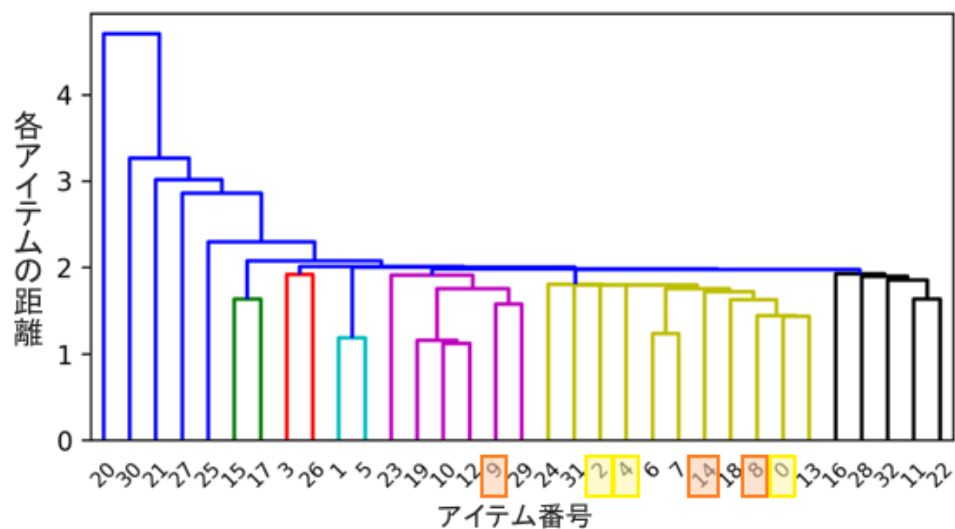


図 8 評価項目別スコアを用いた最短距離法の場合

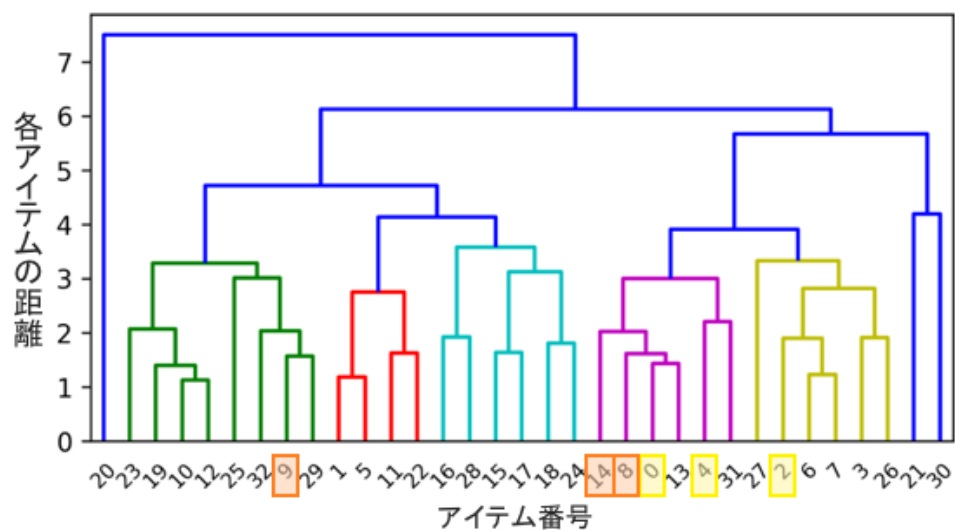


図 9 評価項目別スコアを用いた最長距離法の場合

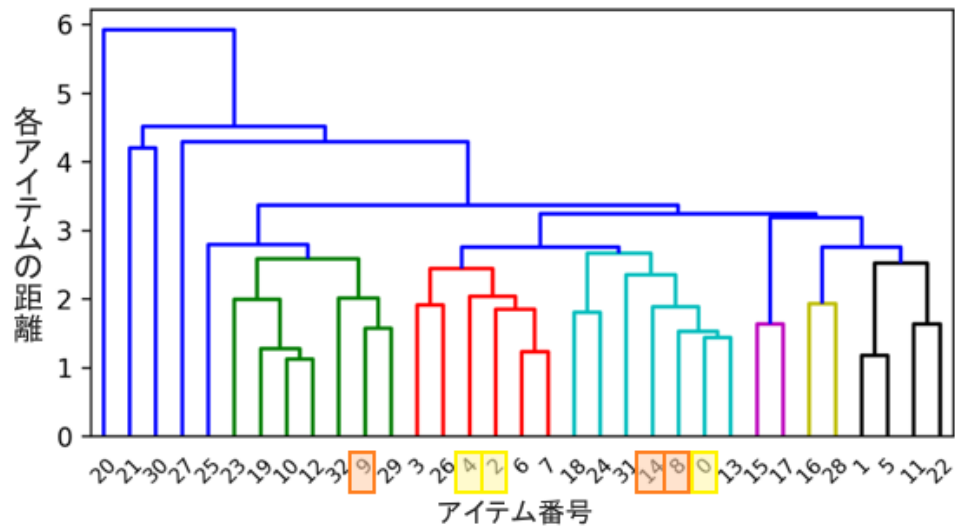


図 10 評価項目別スコアを用いた群平均法の場合

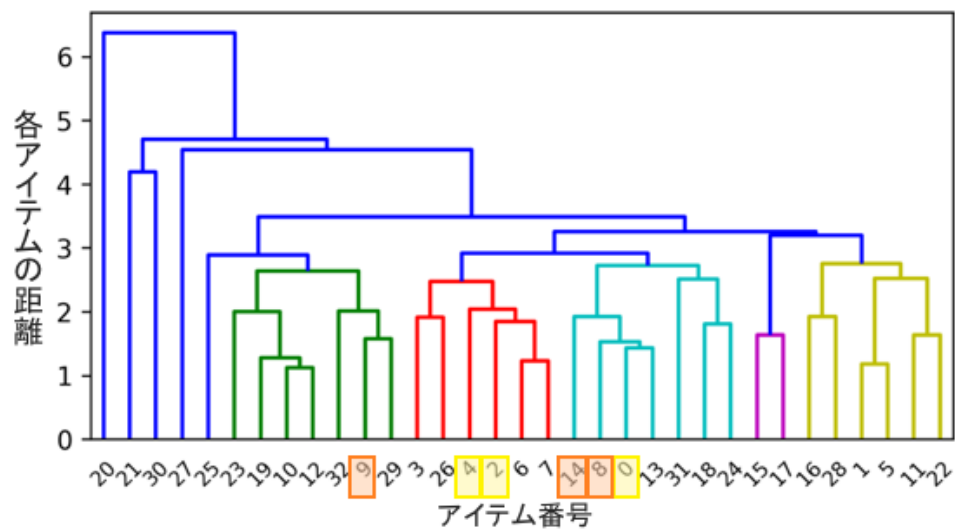


図 11 評価項目別スコアを用いた重み付き平均法の場合

cluster	0								1	2								3								4								5							
item ID	0	8	13	14	18	25	31	20	1	5	16	22	24	28	9	10	12	19	23	29	2	4	6	7	11	26	27	32	3	15	17	21	30								

図 12 評価項目別スコアを用いた k-means 法の場合

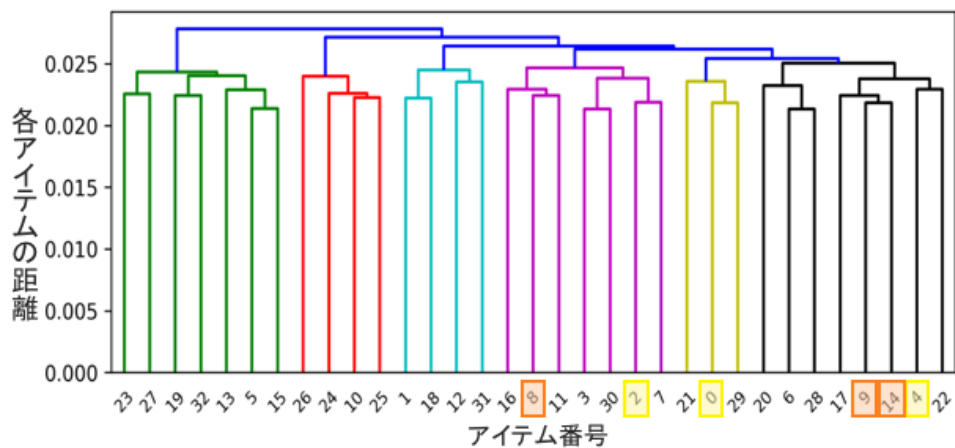


図 13 テキストを用いた ward 法の場合

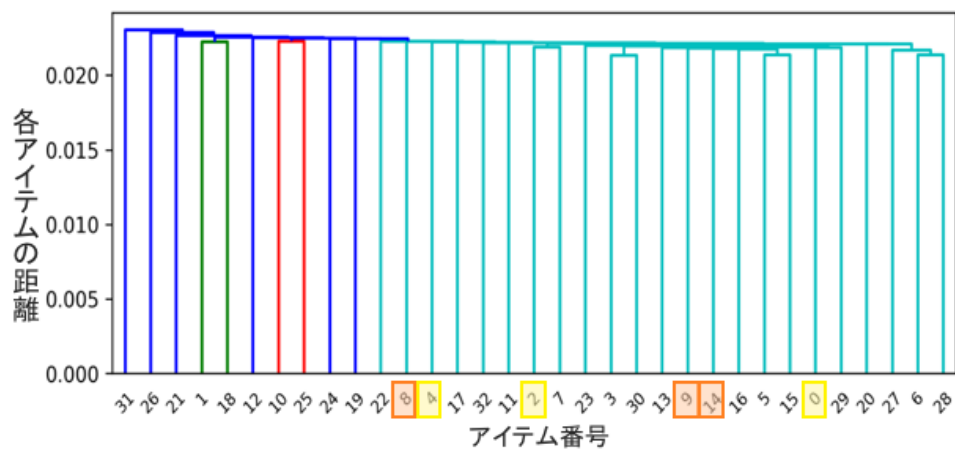


図 14 テキストを用いた最短距離法の場合

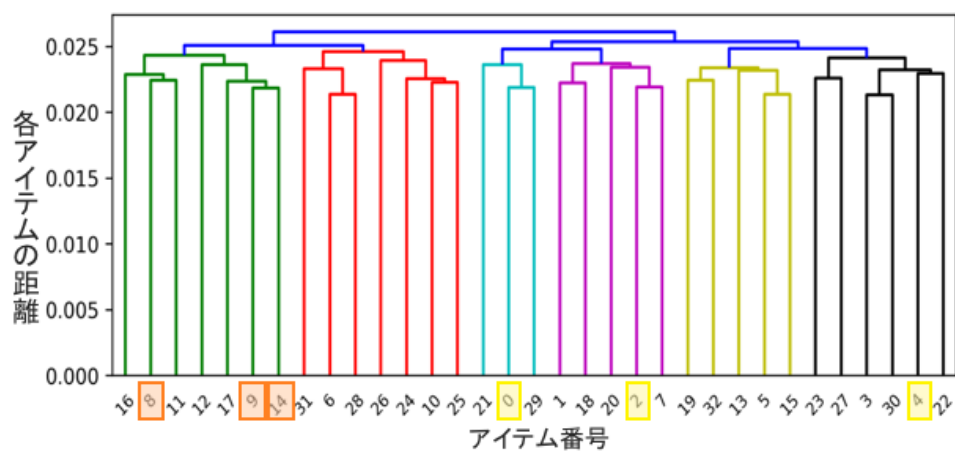


図 15 テキストを用いた最長距離法の場合

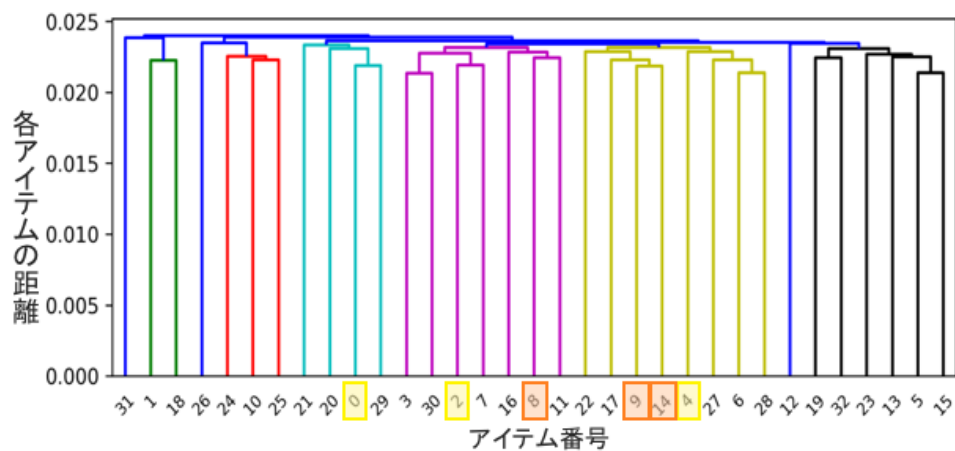


図 16 テキストを用いた群平均法の場合

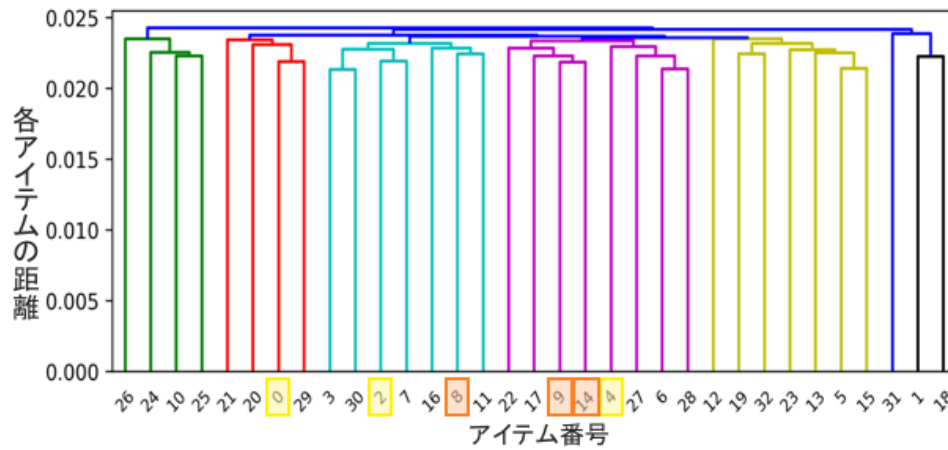


図 17 テキストを用いた重み付き平均法の場合

cluster	0	1	2	3	4	5
item ID	13 19 27 32	6 10 24 25 26	4 5 8 11 12 15 16 20 23 31	9 14 17 22 28	0 21 29	1 2 3 7 18 30

図 18 テキストを用いた k-means 法の場合

別スコアを用いた際は最短距離法 (図 8) が当てはまり、テキストを用いた際も最短距離法 (図 14) が当てはまるがクラスタ数が少なすぎる。パターン 2 の item 8 と item 14 が同じクラスタに分類されている手法は、評価項目別スコアを用いた際は全手法 (図 7～12) が当てはまり、テキストを用いた際は最短距離法 (図 14)、最長距離法 (図 15)、k-means 法 (図 18) が当てはまった。

また、評価項目別スコアを用いた階層的な手法の結果を示したデンドログラム (図 7～図 11) を見ると、パターン 1 のアイテムの距離が比較的近いため閾値をうまく設定することにより全て同じクラスタに分類することができる。このことより、item 0、item 2、item 4 の評価項目別スコアは似ているものであると考えられる。

デンドログラムの結果 (5.1 節) と合わせると、テキストを用いたクラスタリング手法より評価項目別スコアを用いたクラスタリング手法の方が良い結果となった。クラスタリング手法としては、評価項目別スコアを用いた ward 法、最長距離法、k-means 法の手法がコスメアイテムのクラスタリングに妥当性があると考えられる。

6. ま と め

本稿では、ユーザ間で同一アイテムに対しての評価がない場合においても同一クラスタのアイテム評価値を用いたユーザ間類似度の算出を可能とするため、コスメアイテムのクラスタリング手法を検討した。また、評価項目別スコアのみでなく、商品説明などのテキストを用いたクラスタリング手法との比較も行った。

今後は、さらに多くのアイテムデータを用いて評価実験を行い、提案手法で用いたクラスタリング手法の有効性および類似ユーザ判定手法の有効性を検討をしていく。また、評価項目別スコア、商品説明・レビュー文のテキストの 3 つの特徴量およ

び、肌質や年代等のユーザ情報を組み合わせたクラスタリング手法も検討する。

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 16K00425 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] MAQUIA, <https://maquia.hpplus.jp/cosme/>
- [3] Amazon.com, <https://www.amazon.com>
- [4] 価格.com, <http://kakaku.com>
- [5] 食べログ, <https://tabelog.com/>
- [6] ホットペッパービューティー, <https://beauty.hotpepper.jp/>
- [7] @cosme サイトデータ資料<2018 年 6 月>, 株式会社アイスタイル, <https://www.istyle.co.jp/business/uploads/sitedata.pdf>, (2018 年 12 月 15 日 アクセス)
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.