

コスメ推薦におけるレビュー無記述評価項目のスコア推定方式の提案

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

[†] 京都産業大学 コンピュータ理工学部 〒 603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山

^{††} 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: [†]g1644763@cc.kyoto-su.ac.jp, ^{††}{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、インターネットを介して膨大な量の情報が手に入るようになった。そのため、膨大な量の情報から必要な情報を効率的に提供するため、情報推薦に関する研究が盛んに行われている。我々は、コスメアイテムに着目し、個々の利用者の肌質や使用感を考慮した情報推薦を実現するため、評価項目別スコアの算出と、これを用いた類似ユーザ判定によるレビュー推薦手法の開発に取り組んでいる。我々は、投稿されたレビュー文から評価項目別スコアの算出を行っているが、レビュー文に十分な記載がない場合はスコア算出できない評価項目が存在することになり、ユーザの好みを高精度に推定することが困難であった。そこで、本稿ではレビュー文書内の無記述評価項目に対し、自動でスコアを推定する手法を提案する。さらに、利用者の評価傾向を分析することで、個々の利用者にとって重要となる評価項目の推定し、個々の利用者の価値観を重視したコスプレビュー推薦手法を提案する。

キーワード コスメアイテム, レビュー分析, クチコミ分析, レビュー推薦, スコア自動推定

1. はじめに

近年、化粧品市場は拡大傾向にあり、今後も順調に拡大されるとみられている。また、スマートフォンの普及によってネットショッピングの利用者、支出総額も年々増えており、化粧品をネットショッピングで購入する人も増加傾向にある[1]。その際多くの人々がレビューサイトを参考に化粧品についての情報を収集している。しかしながら、既存のレビューサイトでは各アイテムに対するスコアである総合評価値が付与されてのみで、肌質・使用感・こだわりなどの価値観を共有するレビューかどうかはレビュー文を確認するまでわからない。レビュー文の数も膨大であるため直感的に価値観を共有するレビュー文かどうかの判断は容易ではない。

以上を踏まえ、我々は、既存のコスメに関するレビューサイトで用いられているコスメアイテムの効果を表現する項目を参考にして、“化粧水”に対する評価項目を設定し、レビュー文から“うるおい効果”、“美白効果”、“毛穴・角質ケア効果”といった各評価項目に対する評価値を算出する自動スコアリング方式の開発に取り組んでいる。[3]

レビュー文から自動で評価項目別スコアを算出することは、膨大なレビューの中から価値観の共有が可能なユーザを見つけ出す際に有用であると考えられる。しかし、自動スコアリング手法では、投稿されたレビュー文から評価項目別スコアを算出しているため、レビュー文に十分な記載がなく、レビュー文に記述していない評価項目に関してはスコアリングできず、ユーザの好みを高精度に推定することが困難である。

そこで本稿では、無記述評価項目に対してスコアを推定する手法を提案する。さらに、利用者の評価傾向を分析することで、

個々の利用者にとって重要となる評価項目の推定し、個々の利用者の価値観を重視したコスプレビュー推薦手法を提案する。

以下、2章では関連研究との比較を述べ、3章ではコスメアイテムに関するレビュー推薦システムについて説明する。更に4章で無記述評価項目に対するスコア推定の評価実験について述べ、最後に5章でまとめと今後の課題を述べる。

2. 関連研究

様々な商品を取り扱うオンライン通販サイトである Amazon.com [5] や PricePrice [6]、またレストラン情報を提供する食べログなどレビュー情報を扱うサイトが有名である。更に近年では、アルゴリズムに着目した研究に加えてレビューデータの提示方法に関する研究についても研究者達は注目している [8]。

また、コスメ・美容に特化したサイトである @cosme 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 500 万人、総レビュー数が 1400 万件と報告されており [7]、多くの女性がコスメ・美容に関した情報を @cosme 経由でやり取りしていることがわかる。

@cosme では、様々なブランドのコスメアイテムが掲載されており、コスメアイテム別のブランド比較が容易にできる。ユーザは、レビュー投稿時に総合評価として 7 段階で評価しており、また、会員登録の際に年齢と肌質を記録するカルテ機能があり、自分の年齢や肌質が同じユーザによるレビューを検索するなど、目的に応じてレビューを検索することが可能である。

レビュー情報とユーザの意思決定に関する研究がいくつか行われている。中邨らの研究では、化粧品サイト @cosme と、コスメ・化粧品の通販サイト COSME.COM を対象とし口コミが

どの程度売り上げに影響を与えるのかを分析している [11]. この研究から、口コミが多い場合は売り上げ先行型、値段が高いものは口コミ先行型の傾向にあるという結果が得られた. 山田らの研究では、口コミの文章に含まれる感情情報を抽出し可視化した口コミ感情可視化システムを提案している [12]. このシステムにより、ユーザが従来のマップよりもユーザが訪問したいと思えるスポットを選択できることがわかった. いずれの研究もレビュー情報がユーザの購買意欲や意思決定に影響していることがわかる.

また、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われている.

アンケートの自由記述文などの自由回答欄で言及されている膨大なテキストの中から評判に関する発言を抽出して、書き手の意図を扱う研究 [13] や、商品レビューから語彙構文パターンを使って購買意図の抽出を行う研究 [14] が取り組まれている.

入江らはレビュー情報をもとにレストラン利用者の評価観点に焦点を当て、共通の評価観点でレビューされることが多い店舗を、違いの類似競合店舗として推薦する推薦方法を提案している [18].

吉田らは Paragraph Vector モデルをユーザレビューに用い、生成した特徴ベクトルとユーザの入力したキーワードを用いた主観的特徴を考慮した観光スポット検索システムの提案をしている [19]

我々の先行研究でもレビュー投稿者がアイテムに対して感じた効果機能タグを推薦するために、自動スコアリング手法により算出された評価項目別スコアを用いた効果機能タグ推薦の提案や [9], クラスタや評価項目別スコアを用いた類似ユーザ判定方式の提案をしている [4] [10]

John O' Donovan らは日本語圏、韓国語圏、英語圏の3つの異なる文化的背景のグループがコスメ製品レビューのための関連する5つの説明インタフェースを評価した研究結果を発表している [20]. この研究からは、韓国語圏、日本語圏は英語圏よりも複雑なUIを選び、より年齢の高い人は文化的背景に関わらず化粧品の選択に対してより多くの機能を好む. また属性ベースの説明が星の総合評価よりも好まれ、評価傾向は日本人が格段に高く評価する傾向にあり、さらに女性が男性よりも高く評価する傾向にあることが分かっている.

Pham らは、least square method を用いてホテルのレビューを対象とし、評価視点毎にスコアを推測する手法と最も重要な評価視点を推測する手法を提案している [21]. この手法では、レビュー内に評価視点に関する内容がない場合でも全ての評価視点に対する評価点を常に推測している.

上述の通り、コスメおよびその他のアイテムに対するレビュー分析を行う研究が数多く行われているが、本研究にて実施している、レビューに無記述の情報に焦点を当てたコスメ推薦におけるレビュー無記述評価項目のスコア推定方式に関する研究開発は行われていない.

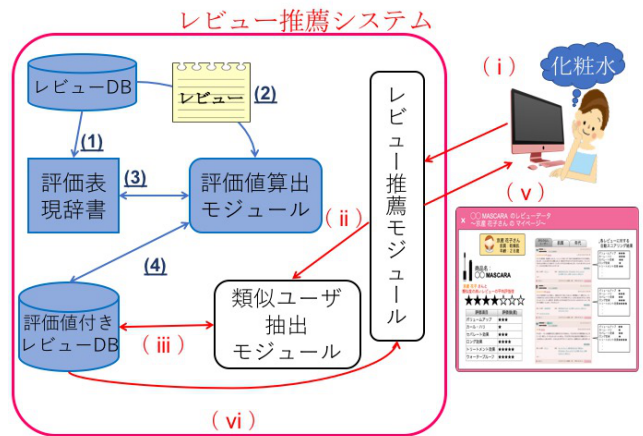


図1 コスメレビュー推薦システムの概要図

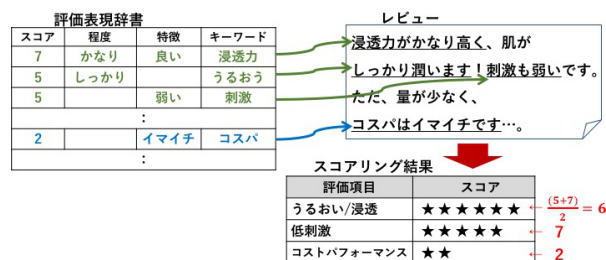


図2 未知データに対する自動スコアリング処理の手順

3. コスメアイテムに関するレビュー推薦システム

3.1 概要

我々は、個々のユーザにとって真に有用なレビューを推薦するコスメレビュー推薦システムの実現を目指している (図1). 赤字 (i)~(v) がレビュー推薦処理の内容を表し、その実現に必要なレビュー自動スコアリング処理を青字 (1)~(4) で表す. 以下に各処理の手順を示す.

レビュー推薦処理では、ユーザのレビュー要求 (i) により、システムは類似ユーザの抽出を開始する (ii). 類似ユーザ抽出モジュールは、評価値付きレビュー DB から抽出した評価値付きのレビューデータおよび投稿ユーザ情報を用いて類似ユーザの判定を行う (iii). その後、類似ユーザによって投稿されたレビューを、評価項目別スコアを付与した形式でユーザに提供する (vi, v).

自動スコアリングは、図2に示すように、外部から取得したレビューテキスト内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によって実現する. この際、一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.

評価表現辞書の構築には、実際にレビュー投稿サイトに投稿されたデータから、その効果を表す特徴的な表現を収集し、スコアを付与することによって、評価表現辞書を構築した. 先行研究 [3] では「化粧水」に対する評価表現辞書を構築し、自動ス

一般的な手法 ($n \times m$)

User(n)	アイテム1	...	アイテムm
A	1	...	3
B	2	...	5
C	3	...	1
:	:	:	:

m

n

評価項目別スコアを用いた手法 ($n \times m \times 10$)

User(n)	アイテム1						...	アイテムm					
	潤い	美白	刺激	...	毛穴	荒れ	...	潤い	美白	...	毛穴	荒れ	
A	5	6	-	...	6	5	...	-	3	...	2	1	
B	4	5	7	...	4	3	...	4	3	...	3	3	
C	5	7	5	...	-	7	...	4	1	...	-	3	
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	

$m \times 10$

n

図 3 類似度算出に関する一般的な手法と評価項目別スコアを用いた手法の比較

コアリング処理の妥当性を検証した。ここで構築した“化粧水”に対する評価表現辞書には、1332 種類の評価表現を格納しており、約 81%の精度で自動スコアリングを行うことができる。

類似ユーザの抽出には、自動スコアリングシステムより得た評価項目別スコアを用いる。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、評価項目別スコアを用いた手法では、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 10 である時、 $n \times m \times 10$ の評価行列を用いる (図 3 参照)。ただし、評価値は 0~7 の数値尺度をとる。評価項目別スコアを用いた手法により、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える。

しかし、レビュー文に記述されていない評価項目に対するスコア (スコアの付与が不可能な評価項目) には、スコア 0~7 の中心値 3.5 を付与している。

3.2 無記述評価項目に対するスコア推定方式

本節では無記述評価項目に対するスコア推定方式について説明する。3.1 節にて述べた自動スコアリングシステムから得た結果は、レビュー文に記述してある評価項目に関するスコアのみであるため、ユーザの好みを十分に推定することは困難である。そこで、評価項目ベースの協調フィルタリングによって、ユーザがレビュー文に記述していない評価に対する評価項目別スコアの推定を行う。例を図 4 に示す。この図では、ユーザ A はアイテム 1 に対して「潤い」と「香り」に関する評価をレビュー内に記述している。他のユーザ B、ユーザ C、ユーザ D はアイテム 1 に対して「潤い」や「香り」の他に「美白」に関

アイテム 1 に対するレビューデータ					
	レビュー	潤い	香り	...	美白
推定されるユーザ A	香りが良く、とてもしっとりするので気に入ってます！	6	7	...	推定
ユーザ B	香りに癒されます。保湿力が高い上に美白効果もありました	6	5	...	4
ユーザ C	この香り大好き！乾燥もしないし、肌がワントーン上がった気がする！	5	7	...	3
ユーザ D	少し美白効果あり。乾燥は全くしない。香りは100点。	6	6	...	3

図 4 無記述評価項目別スコアの推定

する評価をレビュー内に多数記述がある場合、ユーザ A はレビューに書いていない「美白」に対しても評価を持っているのではないかと考える。無記述評価項目のスコア推定には、評価項目ベースの協調フィルタリングを用いる。従来は無記述評価項目のスコアに中間値の 3.5 を与えることで対応していたが、提案するスコア推定により、より高精度な類似ユーザ判定を目指す。

3.3 重要評価項目の重みを考慮したレビュー推薦方式

本節では重要評価項目の重みを考慮したレビュー推薦方式について説明する。多くのレビューでは複数の評価項目に対して評価を記述している。例えば、「保湿力がとても高い！刺激はあまりない。でも香りは少し苦手。」というレビューでは「潤い」、「低刺激」、「香り」に対して評価を述べている。このようにユーザはレビューを記述する際にいくつかの評価項目に対して記述する傾向があるが、その中でも総合評価値を決定づける評価項目、つまり重要評価項目をユーザは持っていると考ええる。例を図 5 に示す。この図では、ユーザ A がアイテム 1~アイテム 4 に対してレビューを記述している。ユーザ A はアイテム 1 に対



図 5 重要評価項目の推定

して総合評価値 6 の高評価を与えている。アイテム 1 を高評価した理由は、評価項目別自動スコアリング結果から、評価項目別スコアが 7 と最も高い「潤い」に対する評価が影響を与えていると考えられる。つまり、ユーザ A がアイテム 1 を評価する際、「潤い」を重視したと考える。また、ユーザ A はアイテム 2 に対して総合評価値 3 の低評価を与えている。アイテム 2 を低評価した理由は、評価項目別自動スコアリング結果から、評価項目別スコアが 2 と最も低い「潤い」に対する評価が影響を与えていると考えられる。つまり、ユーザ A がアイテム 2 を評価する際、「潤い」を重視したと考える。このように重要視している評価項目をユーザのこだわりと推定し、その評価項目の重みを考慮したユーザ間の類似度を算出する。これにより、従来よりもより好みの似たユーザによるレビューを見つけ出すことが可能となる。

評価項目の重みを考慮した非類似度算出手法について説明する。あるアイテムに対するユーザ p とユーザ q の非類似度を算出する時、各評価項目別スコアを i （化粧水の場合、評価項目別スコアが 10 項目存在する為 $i = 0 \sim 9$ ）、ユーザ p の評価項目別スコアを p_i 、ユーザ q の評価項目別スコアを q_i とする。この時、通常のユークリッド距離を用いた場合、

$$\sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_i - q_i)^2}$$

の式でユーザ間の類似度が算出される。提案手法である、被推薦ユーザが重要視している評価項目に重みをつけた場合では、重み係数を w_i とすると、

$$\sqrt{w_1(p_1 - q_1)^2 + w_2(p_2 - q_2)^2 + \dots + w_i(p_i - q_i)^2}$$

の式でユーザ間の類似度の算出が可能となる。これにより、従来よりもよりユーザが重要視する評価項目への重みを考慮した類似度算出によるコスメレビュー推薦方式の開発が可能になると考える。重み係数である w_i の設定については今後検討し

ていく。

4. 無記述評価項目に対するスコア推定の評価実験

4.1 実験手法

提案手法と従来手法の各手法による類似ユーザ判定精度の比較により、提案手法の有用性を確認する。提案手法では、ユーザがレビュー文に記述していない評価項目に対し、評価項目ベースの協調フィルタリングによって推定した評価項目別スコアを特徴ベクトルとして類似ユーザ判定を行う。従来手法では、ユーザがレビュー文に記述していない評価項目に対してはスコア 0~7 の中心値 3.5 とした評価項目別スコアを特徴ベクトルとして類似ユーザ判定を行う。

実験データ

5 種類のアイテム（化粧水）全てにレビュー投稿しているユーザ 80 人分のレビューデータを使用した。

評価方法

提案手法と従来手法の 2 つの手法による評価項目別スコア（特徴ベクトル）を用いてユーザ間の類似度を算出し、推薦アイテムに対する総合的な評価を表す総合評価を分析することにより、提案手法と従来手法の比較を行う。例を図 6 に示す。図 6 で示した、アイテム A とアイテム B に対する提案手法と従来手法の各手法による評価項目別スコアを用いたレビュー類似度に基づくユーザ間の類似度を算出する。同様に、アイテム C に対する総合評価に基づくユーザ間の類似度を算出する。算出した 2 つの類似度の相関係数により、提案手法と従来手法の比較を行う。

4.2 結果と考察

表 1 提案手法と従来手法の相関比較

アイテム数	従来手法	提案手法
2 個	-0.0335	-0.0034(+0.03)
3 個	-0.0478	-0.0152(+0.03)

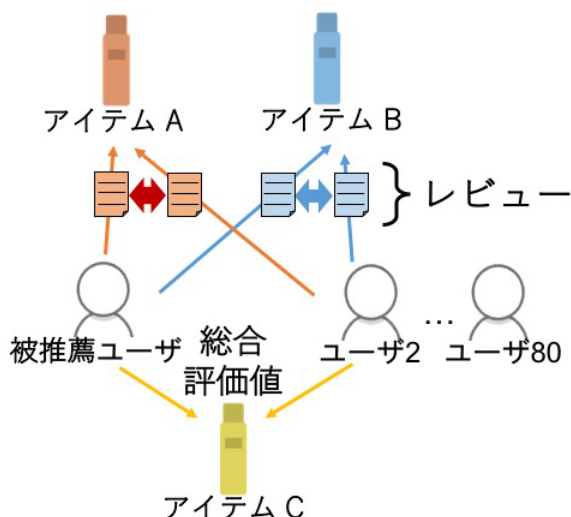


図 6 提案手法と従来手法の比較方法

表 1 に従来手法と提案手法の各手法にて算出した相関係数の値を示す。表 1 より、相関係数に関しては従来手法に比べ提案手法の方が若干高い値を示しているものの、全体的な相関係数が低い結果となった。したがって今回の実験では、共通のアイテムに対して似た評価項目別スコアを持つユーザ同士、別のアイテムに対しても似た評価を持つという仮説を実証する結果を得ることはできなかった。今回は評価項目別スコアを用いたユーザ間類似度を、総合評価値に基づくユーザ間類似度によって評価している。共通のアイテムに対して各評価項目に似た評価を与えていても、最終的な総合評価値の基準はユーザによって異なるため相関が出なかったのではないかと考える。例えば、2 人のユーザ A,B があるアイテムに対して「潤い」6,「コスパ」2 と共通の評価項目別スコアを持っていたとする。この時、総合評価値がユーザ A は 6, ユーザ B は 3 となる場合がある。これは総合評価値を決める際に、ユーザ A はコスパを意識していないのに対し、ユーザ B はコスパを意識しているのではないかと考えられる。このような総合評価値を決める時の基準はユーザの年齢、肌質等の属性値によって異なるを考える。また、評価項目の中には肌に直接影響する刺激や潤いなどの項目と好みを表す香りなどの項目が混ざっている。これらの項目を分けて協調フィルタリングを行う必要があると考える。さらに、ユーザによって評価が厳しい傾向にある人と評価を甘くつける傾向がある人が混在していると考え。この場合も分けて推定することで推定精度向上につながるのではないかと考える。今後はユーザの属性値や評価傾向を考慮することで、判断の基準が似たユーザに絞ることができ、より高精度な類似ユーザ判定が可能となると考える。

5. まとめと今後の課題

本稿では無記述評価項目に対してスコアを推定する手法を提案した。さらに、利用者の評価傾向を分析することで、個々の利用者にとって重要となる評価項目の推定し、個々の利用者の価値観を重視したコスメレビュー推薦手法を提案した。無記述

評価項目に対するスコア推定に関しては従来手法との比較による評価実験を行った。従来手法に比べ提案手法では高い相関係数が得られる結果となったが、全体的な相関係数が低い結果となった。今回の実験では各ユーザの評価値のみ用いているということから、今後は肌質や年齢など個々のユーザの属性を考慮することで類似ユーザ判定精度の向上に繋がると考える。また、今回は提案手法と従来手法の各手法によるユーザ間類似度と総合評価値に基づくユーザ間類似度の相関を用いて提案手法の妥当性を検証した。今後は評価項目のブランクの少ないユーザのデータを用いて、実際は付与されているスコアを欠損値と仮定し、正解データと比較することでスコア推定の精度を検証する。さらに、重み付き非類似度算出手法に用いる重み係数となるパラメータについても今後検討していく。

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] 総務省,『家計消費状況調査平成 30 年 10 月分』
- [2] @cosme, <http://www.cosme.net>
- [3] Yuuki Matsunami, Mayumi Ueda, Shinsuke Nakajima, Takeru Hashikami, John O'Donovan, and Byungkyu Kang, "Mining Attribute-Specific Ratings from Reviews of Cosmetic Products", *Transactions on Engineering Technologies (International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2016)*, pp. 101-114, Springer, 2017.
- [4] Asami Okuda, Yuki Matsunami, Mayumi Ueda and Shinsuke Nakajima, "Finding Similar Users Based on Their Preferences against Cosmetic Item Clusters", *The 19th International Conference on Information Integration and Web-based Applications & Services (iiWAS2017)*, pp. 154-158, December, 2017.
- [5] Amazon.com, <https://www.amazon.com>
- [6] 価格.com, <http://kakaku.com>
- [7] @cosme サイトデータ資料<2017 年 6 月>, 株式会社アイスタイル, <http://www.istyle.co.jp/business/uploads/sitedata.pdf>, (2018 年 12 月 17 日 アクセス)
- [8] Byungkyu Kang, Nava Tintarev and John O'Donovan, "Inspection Mechanisms for Community-based Content Discovery in Microblogs" *IntRS'15 Joint Workshop on Interfaces and Human Decision Making for Recommender Systems* (<http://reccs.ist.tugraz.at/intRS2015/>) at *ACM Recommender Systems 2015*. Vienna, Austria. September 2015.
- [9] 松波友稀, 上田真由美, 中島伸介, コスメアイテムに対する項目別スコアを用いた効果タグ推薦手法の提案. 第 10 回 Web とデータベースに関するフォーラム (WebDB Forum 2017), DE2017-22(2017-09), pp.139-144, 2017.
- [10] 奥田麻美, 松波友稀, 上田真由美, 中島伸介, コスメアイテム推薦のための類似ユーザ判定方式. 第 10 回 Web とデータベースに関するフォーラム (WebDB Forum 2017), DE2017-23(2017-09), pp.144-150, 2017.
- [11] 中嶋良樹. "化粧品サイトを対象にした口コミと売上に関する分析研究.", 経営情報学会 全国研究発表大会要旨集 一般社団法人 経営情報学会 2011 年秋季全国研究発表大会. 一般社団法人 経営情報学会, 2011.
- [12] 山田朋輝, 高山毅. "口コミを利用した感情可視化マップシステム.", 第 79 回全国大会講演論文集 2017.1 (2017): 785-786.
- [13] Kanayama, Hiroshi, and Tetsuya Nasukawa. "Textual demand analysis: detection of users' wants and needs from

opinions.” Proceedings of the 22nd International Conference on Computational Linguistics-Volume 1. Association for Computational Linguistics, 2008.

- [14] 石野亜耶, 村上浩司, 関根聡. “商品レビューからの購買意図の抽出とそれを用いた商品検索システムの構築”, 言語処理学会第20回年次大会 (NLP2014), 2014年3月.
- [15] John O’Donovan, Vesile Evrim, Paddy Nixon and Barry Smyth, “Extracting and Visualizing Trust Relationships from Online Auction Feedback Comments,” *International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI’07)*, Hyderabad, India, January 2007.
- [16] Ivan Titov and Ryan McDonald, “A Joint Model of Text and Aspect Ratings for Sentiment Summarization,” *46th Meeting of Association for Computational Linguistics (ACL-08)*, Columbus, USA, pp.308-316, 2008.
- [17] 姚佳, 井戸田博樹, 原田章. “インターネットのレビューが購買行動に及ぼす影響 -女子学生の化粧品購買のアンケート調査から-”, 経営情報学会 2014 年春季全国研究発表大会, 2014 年 6 月.
- [18] 入江政行, 佐々木一, 坂田一郎. “Yelp レビュー情報における潜在的トピックを用いた類似・競合店舗の特定.” 研究報告知能システム (ICS) 2018.14 (2018): 1-6.
- [19] 吉田朋史, 北山大輔, 中島伸介, 角谷和俊. “ユーザレビューの分散表現を用いた主観的特徴の意味演算による観光スポット検索システム”. In 第9回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2017) (No. P6-5).
- [20] John O’Donovan, Shinsuke Nakajima, Tobias Hllerer, Mayumi Ueda, Yuuki Matsunami, Byungkyu Kang, “A Cross-Cultural Analysis of Explanations for Product Reviews”, Proceedings of the Joint Workshop on Interfaces and Human Decision Making for Recommender Systems (IntRS 2016) co-located with ACM Conference on Recommender Systems (RecSys 2016), pp55-58, September 2016.
- [21] Duc-Hong Pham, Anh-Cuong Le, Thi-Kim-Chung Le, “A least square based model for rating aspects and identifying important aspects on review text data,” *In Proceedings of the 2nd National Foundation for Science and Technology Development Conference on Information and Computer Science*, pp.265-270, 2015.