

推薦アイテムの品定め支援のための共感レビュー提示手法

南 大智[†] 牛尼 剛聡^{††}

[†]九州大学大学院芸術工学府 〒815-8540 福岡県福岡市南区塩原 4-9-1

^{††}九州大学大学院芸術工学研究院 〒815-8540 福岡県福岡市南区塩原 4-9-1

E-mail: [†]minami@kyudai.jp, ^{††}ushiyama@design.kyushu-u.ac.jp

あらし 莫大な数のアイテムの中から自分の好みに合ったアイテムを探すために推薦システムは有用である。多くのユーザは、アイテムが推薦された後、推薦されたアイテムが、自分の好みに合うかについて品定めを行う。品定めの際に参考となる情報の一つとして、レビューが挙げられる。しかし、オンラインレビューサイトには莫大な数のレビューが投稿されているため、効率的なレビューの閲覧が難しいという問題がある。本研究では、ユーザが共感できるレビュー者の意見は、品定めにおいて高い価値を持つと考え、対象ユーザが推薦アイテムの品定めを行う際に、対象ユーザにとって共感できるレビューを上位に提示することによって、効率的な品定め支援を行う。具体的には、対象ユーザの既知のアイテムに対するレビューへのフィードバックを入力として、レビュー者に対する嗜好を推定し、対象ユーザにおけるレビュー者の価値に基づいて未知のアイテムに対するレビューを並び替えて提示する。また、被験者実験によって、提案手法の有効性を検証する。

キーワード レビュー推薦, Doc2Vec, Word2Vec, 協調フィルタリング, 著者推定

1. はじめに

近年、インターネットの普及に伴い、EC サイトやブログ、SNS などの様々な Web サービスが登場し、インターネットを介して商品の購入や調査などを行うことが一般的になった。また、インターネット上に存在するアイテムの数も増加している。例えば、2017 年 3 月の時点で、日本における代表的な EC サイト「楽天市場」[1] には約 1 億 9000 万点の商品が存在する [2]。また、特定のカテゴリのアイテムも莫大な数が存在し、Google Books では、2010 年 8 月 5 日時点での書籍総数は 1 億 3000 万冊としている [3]。このような「情報過多」は近年の重要な課題となっており [4]、ユーザが自分の好みに合うアイテムを発見することは困難である。多くの Web サービスでは、その問題を解決するために、情報推薦機能を提供している場合が多い。

推薦システムは莫大な数のアイテムの中から効率的に自分の好みに合ったアイテムを絞り込むことができる点で有用である。しかし、ユーザは推薦された全てのアイテムを購入するわけではなく、推薦されたアイテムが本当に自分の好みに合うかどうかについて、品定め（購入検討）を行うことが多い。ユーザが未知のアイテムの品定めを行う際に、アイテムに対する感想や説明が書かれている口コミ情報、すなわちレビューは有用な情報である。しかし、オンラインレビューサイトに投稿されているレビューの数は莫大であるため、効率的にレビューを閲覧することは難しいという問題がある。実際、Amazon などのオンラインレビューサイトで商品を購入する際に、8 割のユーザはレビューを最大でも 10 件程度しか読まないとされている [5]。また、投稿されているレビューはユーザにとって役に立つレビューばかりではなく、中にはユーザにとって役に立たないレビューも存在する場合がある。そこで、オンラインレビューサ

イトにおける協調フィルタリングによる推薦アイテムを品定めする際、ユーザが判断をしやすい順序でレビューを提示することによって、効率的な品定め支援を行うことを考える。本研究では、ユーザが共感できるレビュー者の意見が、品定めの際に高い価値を持つと考え、ユーザにとって共感できるレビューを上位に提示する手法を提案する。

本論文の構成は以下のとおりである。

まず、第 2 章でレビューを利用した情報推薦とレビューランキング手法について、関連研究を挙げ、本研究の新規性について説明し、第 3 章では、先行研究として行った、レビュー者に対する信頼度に基づく協調フィルタリング手法の概要を説明し、第 4 章では提案手法の具体的な説明を行い、第 5 章で実験の手法および結果、第 6 章でまとめを述べる。

2. 関連研究

2.1 レビューを利用した情報推薦

近年、レビューを利用した情報推薦に関する研究は多く行われている [6–17]。レビューを利用した推薦の方向性として主に以下の 3 点がある [18]。

- ユーザの好みに関する情報を抽出することでデータの希薄さの問題に対応する。
- コールドスタート問題に対応する。
- ユーザのコンテキストや潜在的な嗜好因子など評価値以外の推薦に有用な情報をレビューから導出する。

レビューを利用してユーザの嗜好を抽出し情報推薦を行う研究として、林ら [19] はユーザが書いたレビューからユーザの嗜好として興味語とその極性を抽出し、興味語が含まれ極性が一致するレビューをもつ映画を推薦することで、ユーザの好みに

合った推薦を行う手法を提案している。

一般的に、上記のような情報推薦に関する研究は、アイテムの効率的な選別を支援するためにアイテムを推薦し、推薦アイテムがどれだけ対象ユーザの好みに合っているかという点を評価しているが、アイテムを推薦した後の価値判断の支援は行っていない。本研究では、推薦アイテムが提示された後に、ユーザが行うと予想される品定め行為を支援することで、アイテムの効率的な選別を支援する。また、ユーザが過去に選択したアイテム全てに対してレビューを入力させることでユーザの嗜好を獲得するアプローチは、ユーザへの負担が大きい点で現実的ではない。そこで、本研究ではアイテムのレビューに対するフィードバックを用いて、間接的に、ユーザの嗜好を推定するアプローチをとる。

2.2 レビューランキング手法

Amazon では、レビューが役に立ったかについての投票ボタンを設置しており、投票に基づいてレビューの品質を決定している。しかし、Amazon のレビュー全体のうち約 10 % 程度しか評価されていない [20]。また、古いレビューは多くの投票を集め、上位に表示されるが、まだ票を持っていない新しいレビューは役に立たないと考えられている [21]。また、多くのポジティブな投票を得たレビューは、より多くのポジティブな投票を集めやすい。これらの問題を解決するために、レビューの品質スコアを推定する研究が行われている [22]。また、レビューなどのテキスト情報の信頼性に関して、さまざまな研究が行われてきた [23-26]。これらの研究では、スパムなど、不当なレビューの投稿を行う悪意を持った投稿者を問題視しており、「スパムであるか否か」「虚偽の投稿であるか否か」ということに注目している。レビューのランキングやフィルタリングに関する研究は、レビューの客観的な価値に関するものが多く、「対象ユーザにとって有益であるか」や「対象ユーザが好感を抱くか」など、レビューに対する個人的な嗜好についてはあまり議論されていない。本研究においては、個人的な観点からのレビューの価値について着目する。

3. レビュー者に対する信頼度に基づく協調フィルタリング

ユーザベース協調フィルタリングは一般的に、「同一のアイテムを選択したユーザ同士はアイテム選択における嗜好が似ている」という仮定に基づいてユーザアイテム評価行列からユーザの類似性を計算している。例えば、オンラインレビューサイト「読書メーター」[27] では、ユーザが読んだ書籍を登録できるため、登録データの分析によって求められるユーザ同士の類似性を基にして書籍の類似性を推定し、ユーザが興味を持った書籍に基づいて、そのユーザが興味を持つ可能性が高いと考えられる書籍を推薦する。

しかし、書籍をはじめ、さまざまな物事を見たり考えたりするとき、人はそれぞれの立場から評価や考察を行う。個人の感性の違いによって、その物事の捉え方は異なる場合が多い。オンラインレビューサイトにおいては、ユーザがアイテムをどのように捉えているかは、そのユーザが投稿したレビューに表

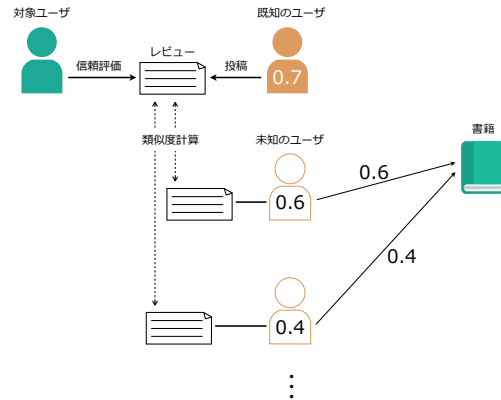


図 1 信頼を利用した推薦システム

れる。同一アイテムに対するレビューであっても、それぞれのレビューの話題には違いが見られる場合が多い。例えば、漫画書籍に対するレビューの場合、絵についての評価をするレビュー者もいれば、ストーリーについての評価をするレビュー者もいる。このことから、ユーザが共感できるレビュー者ばかりではなく、時には共感できないレビュー者も存在することが考えられ、同一アイテムを選択したユーザ同士であっても、嗜好の類似性が低い場合がある。そこで、書籍を対象としたオンラインレビューサイトにおける協調フィルタリングを利用した書籍情報の推薦の際に、ユーザのレビュー者に対する好みに基づいて、レビューの重みを変更して推薦書籍の計算を行うことで、推薦精度を向上させることが可能である [28]。図 1 は、信頼情報を用いた推薦システムの概要図である。具体的には、まず、ユーザが選択した書籍に関するページにおいて、その書籍に対して投稿されたレビューを表示する。ユーザはレビューを読み、個々のレビュー者に対して支持するかどうかについての評価を入力する。評価されたレビュー者の特徴とまだ評価されていないレビュー者の特徴との間で類似度を計算することで、ユーザが未知であるレビュー者に対する信頼度を推定する。レビュー者の特徴は、あらかじめ学習した Doc2Vec [29] を用いて、投稿した文書をベクトル化として表現する。そして、各レビュー者に対する信頼度をレビュー者の重みとして、推薦書籍の計算および提示を行う。

書籍 b_1 を選択した時の、ユーザ u に対する書籍 b_2 の予測評価値は、以下の式で求める。

$$\text{Pred}(u, b_1, b_2) = \sum_{r \in \mathbf{R}(b_1)} (\text{trust}(u, r) \times \text{read}(r, b_2)) \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{R}(b)$ は書籍 b に対してレビューを投稿したレビュー者集合を表し、 $\text{trust}(u, r)$ はユーザ u にとってのレビュー者 r の信頼度を表す。また、 $\text{read}(r, b)$ は、レビュー者 r が書籍 b を読んだかどうかによって値が決まる。

$$\text{read}(r, b) = \begin{cases} 1 & (\text{読んだ}) \\ 0 & (\text{読んでいない}) \end{cases} \quad (2)$$

書籍 b_1 を読んだレビュー者集合のうち、書籍 b_2 を読んだレビュー者の信頼度の合計値がユーザ u に対する書籍 b_2 の予測評価



図2 インターフェース上での評価の入力例

値となり、これにより、ユーザの信頼度を考慮した協調フィルタリングによる推薦を行う。

4. 提案手法

4.1 既知アイテムに対するレビューの評価

図2は、オンラインレビューサイトにおけるレビューに対する評価の入力インターフェースの例を表す。対象ユーザはこのインターフェースを用いて、既知のアイテムのレビューに対する評価を入力する。この図において、レビュー文の右下に表示されている二つのアイコンが評価の入力ボタンであり、「支持」と書いてあるアイコンはポジティブな評価、「不支持」と書いてあるアイコンはネガティブな評価を入力するために利用する。また、レビューに対する評価が「支持」と「不支持」のどちらでもない場合は、どちらのアイコンもクリックしないことで、中立の表現とする。システムはユーザから入力された各レビューへの評価を、ユーザプロフィール情報として登録する。

4.2 評価済みレビューに対する価値推定

4.1章で得られた評価情報に基づいて、ユーザが評価したレビューに対する価値を推定する。ユーザはレビューが投稿したレビューに対する評価を行う。しかし、1件のレビューからレビュー者を正しく評価できるとは限らないという問題がある。一般的に、レビュー者は1つのアイテムに対してだけではなく、様々なアイテムに対してレビューを投稿しており、それぞれのレビューには、レビュー者ごとの個性が反映されると考えられる。しかし、様々なアイテムに対するレビューを投稿する中で、レビュー者が普段は投稿しないような内容のレビューを投稿することも考えられる。例えば、ユーザが負の評価を入力したレビューについて、そのレビューの著者であるレビュー者があまり投稿しないような内容のレビューだった場合、そのレビュー者の他のレビュー全てがユーザにとって価値が低いとは言えない。

本節では、レビュー者の価値を計算する際に、評価された文書がどれだけそのレビューらしい発言であるかという確信度 (Confidence) を考慮したレビュー者の信頼推定手法を提案する。レビューの確信度は、任意のレビューがレビューらしい文書であるときに高くなり、レビューらしくない場合には低くなる値であり、レビュー者に対する信頼度を計算する際に、レ

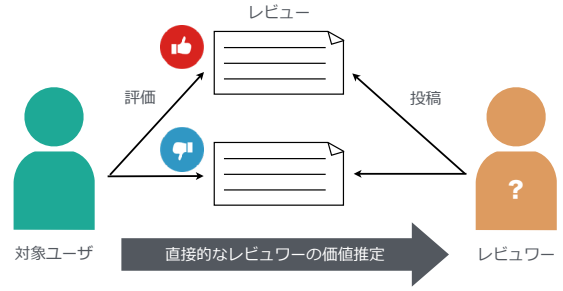


図3 評価されたレビュー者に対する価値推定

ビュー自体の評価をレビュー者の信頼値にどれくらい反映させるかを決定するために用いられる。図3は、直接的にレビューを評価されたレビュー者に対する価値を推定する概念図である。ユーザ u が評価したレビューを投稿したレビュー者 r に対する信頼度 $\text{trust}(u, r)$ は、評価に基づき、以下の式で定義する。

$$\text{trust}(u, r) = \sum_{d \in D_r(\text{pos})} \text{conf}(d, r) - \sum_{d \in D_r(\text{neg})} \text{conf}(d, r) \quad (3)$$

この式では、ユーザからポジティブな評価を受けた文書集合の確信度の総和から、ネガティブな評価を受けた文書集合の確信度の総和を引くことにより、ユーザが評価したレビュー者に対する信頼度を推定している。ここで、 $D_r(\text{pos})$ はレビュー者 r の投稿した文書集合のうち、ユーザからポジティブな評価を受けた文書集合を表し、 $D_r(\text{neg})$ はレビュー者 r の投稿した文書集合のうち、ユーザからネガティブな評価を受けた文書集合を表し、 d は1つの文書を表している。 $\text{conf}(d, r)$ は文書 d がどれだけレビュー者 r らしい文書であるかについての確信度を表し、本研究では、 $\text{conf}(d, r)$ をレビュー者 r における文書 d の確信度と定義する。確信度の詳細に関しては4.4で後述する。

4.3 未評価のレビュー者に対する価値推定

ここでは、4.1章でユーザが選択したアイテムのレビューの中で、まだ評価していないレビュー者に対する信頼度を推定する手法について述べる。本手法では、ユーザに評価されたレビュー者の特徴ベクトルと、まだ評価されていないレビュー者の特徴ベクトルとの間のコサイン類似度を求め、得られた値が、まだ実際には評価されていないレビュー者に対する信頼度に影響を与える。信頼度の高いレビュー者と似ているレビュー者の価値は高く、反対に信頼度の低いレビュー者と似ているレビュー者の価値は低いという考えに基づいて、ユーザ u に対する任意のレビュー者 r の信頼スコア $\text{trust}(u, r)$ は以下の式で計算される。

$$\text{trust}(u, r) = \left(\sum_{d \in D(\text{pos})} \text{sim}(d, d_r) - \sum_{d \in D(\text{neg})} \text{sim}(d, d_r) \right) \times \text{conf}(d_r, r) \quad (4)$$

この式では、ユーザ u からポジティブな評価を受けたレビュー

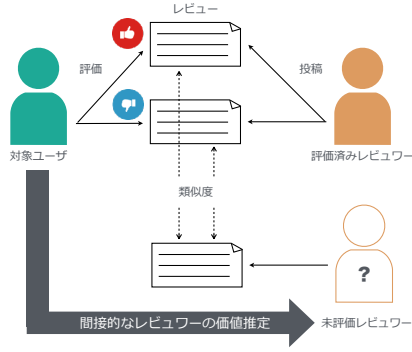


図 4 未評価のレビューに対する価値推定

集合と未評価レビュー r のレビューとの類似度の総和から、ネガティブな評価を受けたレビュー集合と未評価レビュー r のレビューとの類似度の総和を引き、得られた値にレビューの確信度を掛け合わせることで、ユーザ u がまだ評価していないレビュー r に対する信頼度を推定している。ここで、 \mathbf{D}_{pos} はユーザからポジティブな評価を受けたレビュー集合、 \mathbf{D}_{neg} はユーザからネガティブな評価を受けたレビュー集合を表している。 $\text{sim}(d, d_r)$ は、レビュー d と未評価レビュー r のレビュー d_r との間の類似度を表し、Doc2Vec によりベクトル化された \mathbf{d} と \mathbf{d}_r の間のコサイン類似度を計算することで求める。

4.4 著者推定モデルによるレビューの確信度の計算

本節では、Deep Learning に基づくレビューの著者推定モデルを用いて、レビューの確信度の計算を行う手法について述べる。具体的には、一件のレビューの意味情報と語彙情報を Doc2Vec、文字に基づく 1-gram を用いて表現した文書ベクトルを入力データとし、ユーザに紐づいた ID 情報を正解値として、隠れ層が 2 層のニューラルネットワークにより学習を行う。学習が収束したモデルに対して、任意のレビューを入力することで得られる出力は、各レビューに対する確率値であり、任意のレビューがレビューらしい文書である時に高くなり、レビューらしくない場合には低くなる。

4.5 推薦アイテムに対するレビューのランキング

アイテムの品定めをする上で有用なレビューは、ユーザが共感できるレビューのレビューであると考えられる。本章では、ユーザの共感できるレビューを推定し、上位に表示することで、効率的な品定めを支援する手法を提案する。図 5 は、提案手法の概念図である。既知のアイテム A のレビューに対する評価のフィードバックに基づいて、4.2 章で得られたレビューに対する信頼値を用いて、推薦アイテム B のレビューの価値を推定する。信頼値の高いレビューと似ているレビューも信頼できるという仮定に基づいて、ユーザ u に対するレビュー d の推薦スコアは以下の式で計算する。

$$\text{score}(u, d) = \frac{\sum_{r \in RVR(PR, NR)} \text{trust}(u, r) \times \text{sim}(r, d)}{\sum_{r \in RVR(PR, NR)} \text{sim}(r, d)} \quad (5)$$

ここで、 PR はユーザ u の投稿したレビュー集合のうち、ユーザからポジティブな評価を受けたレビュー集合を表し、 NR は

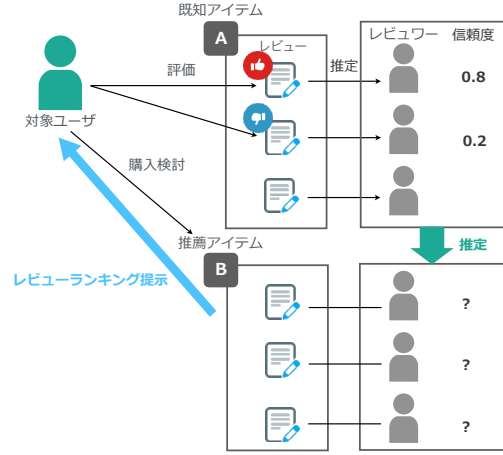


図 5 提案手法の概念図

ユーザ u の投稿したレビュー集合のうち、ユーザからネガティブな評価を受けたレビュー集合を表す。 r_d はレビュー d を投稿したレビュー r を表しており、4.2 で推定したレビュー r の信頼値に対して、レビュー r とレビュー r_d の類似度を掛け合わせ、重み付き平均を計算することで、ユーザ u に対するレビュー d の推薦スコアを計算している。レビュー同士の類似性 $\text{sim}(r, r_d)$ は、文章の分散表現を獲得できる Doc2Vec [29] を用いて計算する。具体的には、レビューが投稿した全てのレビューを連結して 1 文書にした文書を Doc2Vec によってベクトル化し、ベクトル同士の類似度をコサイン類似度によって計算する。レビュー集合 RVR は以下の式で決定される。

$$RVR(PR, NR) = \bigcup_{d \in PR \cup NR} \text{reviewer}(\text{item}(d)) \quad (6)$$

ここで、 $\text{item}(d)$ はレビュー d が投稿されているアイテム集合を表し、 $\text{reviewer}(\text{item}(d))$ はレビュー d が投稿されているアイテム集合にレビューを投稿しているレビュー集合を表している。

5. 実験

5.1 実験環境

提案手法の有効性を評価するために被験者実験を行った。ユーザに提示するレビューおよび推薦に利用するアイテム評価データは、オンライン書籍レビューサイト「読書メーター」を用いた。日本語解析には MeCab [30] を用いて、辞書は mecab-ipadic-neologd [31] を使用した。著者推定モデルの学習エポック数は 30 とした。

5.2 評価手法

被験者には、最近読んだ書籍の中から、自由に書籍を 2 冊選んでもらい、2 冊の書籍のレビューに対して、評価のフィードバックを入力してもらった。評価については「このレビューに共感するか」という基準で「共感する」、「わからない」、「共感しない」の 3 段階の評価とし、それぞれ 100 件のレビューを評価してもらった。片方の書籍のレビューに対する評価データを学習データとして、もう一方の書籍のレビューに対する推薦スコアを予測する。提案手法を通して得られた推薦結果上位 10 件に



図 6 読書メーターにおけるレビューの表示画面

含まれる、「共感する」、「わからない」、「共感しない」の割合を算出した。実験の対象とした被験者は 20 代の男女 6 人で、学習用データと検証用データを交差させた 12 サンプルに対する推薦結果の平均値を算出した。また、提案する著者推定手法の精度について、被験者が選択した書籍のレビューを対象として検証実験を行った。

5.3 比較手法

比較手法は、ランダムサンプリング、読書メーターに設置されている投票ボタンによる投票数の多い順、サポートベクトル回帰、ランダムフォレスト回帰とする。

5.3.1 投票数の多い順

図 6 は、読書メーターにおける、レビューの表示画面である。読書メーターでは、レビュー文の左下に表示されているアイコンが評価の入力ボタンであり、ユーザはボタンをクリックすることによって、レビューを評価することができる。多くのユーザから投票を獲得したレビューは、多くの人が良いと思ったレビューであり、グローバルな品質が高いと考えられる。本実験では、投票数の多い上位 10 件と提案手法による上位 10 件のレビューを比較することで、提案手法が対象ユーザの好みに合ったレビューを提示できているかについて検証する。

5.3.2 サポートベクトル回帰・ランダムフォレスト回帰

本実験では、レビュー推薦手法の中における、提案手法の有効性を検証するために、回帰分析を用いたレビューのスコア予測による手法との比較を行う。回帰分析とは、1 つあるいは複数の変数の値（説明変数）を用いて、ある一つの変数の値（目的変数）を予測するために用いられる多変量解析手法の一つである。今回は、比較手法として、サポートベクトル回帰 (SVR)、ランダムフォレスト回帰 (RFR) を用いる。SVR は、分類学習における代表的な手法であるサポートベクターマシン (SVM) を応用した回帰分析手法である。RFR は、データから抽出されるルールを、データ分類やモデリング、値の予測などに応用する決定木を弱学習器として、アンサンブル学習するアルゴリズムである。

表 1 著者推定モデルの学習結果

訓練精度	訓練誤差	検証精度	検証誤差
0.52	2.09	0.45	2.57

回帰分析の説明変数は、単語の TF-IDF ベクトル、レビューに含まれる各品詞の割合（合計 13 品詞）、単語の合計数、単語の種類数とした。目的変数は、被験者からレビューに対して与えられた、「共感する」、「どちらでもない」、「共感しない」の評価を、それぞれ 1 点、0 点、-1 点として、レビューに与えた尺度変数とした。回帰分析によって、検証データの説明変数を入力して得られる目的変数の予測値が高いほど、より「共感できる」と予測されたレビューであると考えられ、予測値の高い順に並び替えることで、回帰分析に基づく、レビュー推薦を行うことができる。

5.4 実験結果

5.4.1 著者推定手法の精度

提案する著者推定手法の精度について、被験者が選択した書籍のレビューを対象として検証実験を行った。1 冊あたりの平均レビュー数は 335 人で、1 レビューあたりのレビューの平均投稿件数は 19 件であった。精度指標は Accuracy、誤差関数は Categorical Crossentropy を用いた。表 1 は、訓練データと検証データの比率を 9:1 として学習させたときの精度および誤差の平均である。検証データにおいては、平均 15 エポック学習させた時点で、誤差が収束し、精度の平均は 0.45 であった。これらの結果より、数百人規模の著者推定タスクであれば、約 4 割の精度で著者推定モデルを構築できることがわかった。

5.4.2 レビューランキングの精度

提案手法と比較手法により並び替えられたレビューランキング上位 10 件のうち、「共感する」という評価を入力されたレビューが存在する割合の被験者平均を図 7 に示す。縦軸は「共感する」という評価の割合であり、横軸は左からランダムサンプリング、投票数の多い順、サポートベクトル回帰 (SVR)、ランダムフォレスト回帰 (RFR)、提案手法である。提案手法とランダムサンプリング、投票数順との間で、t 検定における有意水準 5 % で有意な差が見られた。また、ランダムフォレスト回帰とランダムサンプリングとの間で、同様に有意な差が見られた。

次に、提案手法と比較手法により並び替えられたレビューランキング上位 10 件のうち、「共感しない」という評価を入力されたレビューが存在する割合の被験者平均を図 8 に示す。提案手法とランダムサンプリング、サポートベクトル回帰との間で、t 検定における有意水準 5 % で有意な差が見られた。

6. 議 論

提案手法に基づいて並び替えられた上位 10 件レビューは図 7 に示す全ての手法の中で、「共感する」という評価を入力されたレビューの割合が最も大きく、また、客観的な指標である投票数順との間で有意な差が生じたことから、提案手法による主観的な好みを考慮したレビューランキングは、客観的な指標によるレビューランキングより対象ユーザの品定め役に立つ

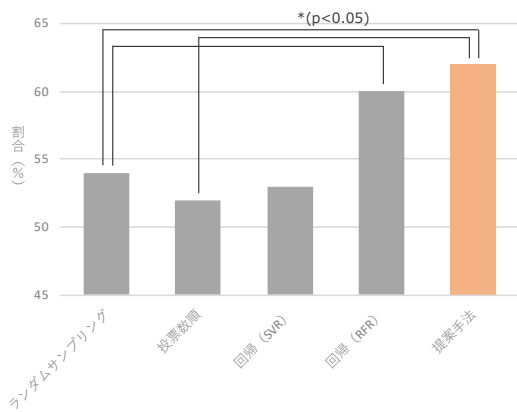


図 7 各手法上位 10 件中の「共感する」レビューの割合の平均

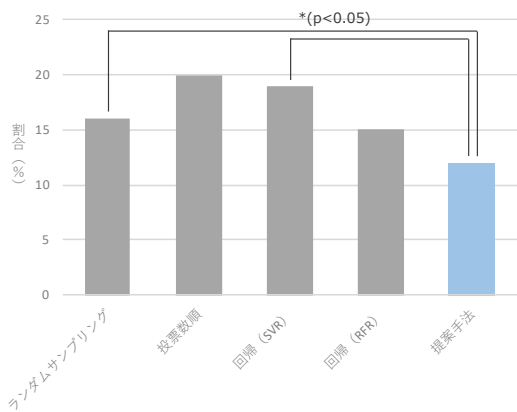


図 8 各手法上位 10 件中の「共感しない」レビューの割合の平均

ビューを上位に提示する上で、有効であることがわかった。また、回帰手法と投票数順との間では有意な差が生じなかったことから、提案手法は回帰を用いたレビュー推薦より有効であることがわかった。また、提案手法は図 8 に示す全ての手法の中で、「共感しない」という評価を入力されたレビューの割合において、提案手法は最も少なく、また、サポートベクトル回帰との間で有意な差が生じたことから、対象ユーザにとって品定め役に立たないレビューをフィルタリングする上で、有効であることがわかった。「共感しない」という評価を入力されたレビューの割合において、提案手法と投票数順との間において、割合としては大きく差があるが、有意な差が見られなかった要因として、被験者数の少なさが挙げられ、被験者数を向上させることで改善できるのではないかと考えられる。

7. おわりに

本論文では、オンラインレビューサイト上での協調フィルタリングによる推薦において、推薦アイテムがユーザに提示された後に行われると予想される品定め行為に着目し、ユーザの効率的なアイテム選別を支援する手法を提案した。具体的には、対象ユーザにおけるそれぞれのレビューの価値を計算するため、既知のアイテムのレビューに対する評価のフィードバックを入力として、レビューがレビューらしい発言であるかとい

う確信性を考慮したレビューの価値推定手法を提案した。提案手法によって並び替えられたレビューランキングがユーザの品定め役に立つかを検証するため、読書メーターのレビューを用いて、被験者実験を行った。実験の結果、提案手法は対象ユーザにとって、共感できるレビューを上位に提示する割合が比較手法より高く、共感できないレビューは上位に提示する割合が低かったことから、アイテムの品定めにおいて、提案手法は有効であることが示された。

今後の課題として、まず、書籍以外のオンラインレビューサイトのデータを用いた検証実験が考えられる。書籍を始め、映画や音楽などは、レビューに対する好みユーザによって別れることが考えられるため、提案手法を適用できると考えられるが、一般的な商品などにおいては、レビューの客観的な信頼性の方が重要な要素である可能性がある。そのため、客観的な価値と主観的な価値の両方を考慮した手法の開発を検討している。また、SNS やシェアリングエコノミーなどにおいても、提案手法を適用できる可能性がある。具体的には、SNS におけるタイムラインのフィルタリングや、シェアリングエコノミーにおけるレビュー推薦などが考えられる。

また、未知のレビューの価値の計算において、類似度計算によるメモリベースの手法ではなく、SVD や回帰、深層学習などを利用したモデルベースの手法を用いて手法を改善することで、より精度を向上させることが考えられる。

謝 辞

本研究は（公財）電気通信普及財団の助成および JSPS 科研費 JP16K12534 の助成をうけたものです。

文 献

- [1] 楽天市場, <http://www.rakuten.co.jp>
- [2] <http://www.rakuten.co.jp/com/inc/rc/info.html>
- [3] “Google Books:Books of the world, stand up and be counted! All 129,864,880 of you.”, <http://booksearch.blogspot.jp/2010/08/books-of-world-stand-up-and-be-counted.html>, (2017/01/22 アクセス)
- [4] Christopher D. Manning, Prabhakar Raghavan, Hinrich Schutze, “Introduction to Information Retrieval”, Cambridge University Press, 2008.
- [5] M.L.Anderson, J.R.Magruder. ”Learning from the crowd: Regression discontinuity estimates of the effects of an online review database”, *Economic Journal*, 122(563):957-989, 2012.
- [6] Garcia Esparza, S., O’ Mahony, M.P., Smyth, B.: Effective product recommendation using the real-time web. In: Proceedings of the 30th SGAI International Conference on Innovative Techniques and Applications of Artificial Intelligence, Cambridge, UK, Springer, pp. 5-18, 2010
- [7] Garcia Esparza, S., O’ Mahony, M.P., Smyth, B.: A multi-criteria evaluation of a user-generated content based recommender system. In: Proceeding of the 3rd Workshop on Recommender Systems and the Social Web in RecSys ’ 11, Chicago, Illinois, USA, pp. 49-56, 2011
- [8] Leung, C.W.K., Chan, S.C.F., Chung, F.: Integrating collaborative filtering and sentiment analysis: A rating inference approach. In: Proceedings of the ECAI 2006 Workshop on Recommender Systems, Riva del Garda, Italy, pp. 62-66, 2006

- [9] Zhang, W., Ding, G., Chen, L., Li, C., Zhang, C.: Generating virtual ratings from chinese reviews to augment online recommendations. *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.* 4(1),9, 2013
- [10] Poirier D, Fessant F, Tellier I.: Reducing the cold-start problem in content recommendation through opinion classification. In: *Proceedings of the 2010 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology - Volume 01*, Toronto, Canada, IEEE Computer Society, WI-IAT ' 10, pp. 204-207, 2010
- [11] Musat, C.C., Liang, Y., Faltings, B.: Recommendation using textual opinions. In: *Proceedings of the 23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Beijing, China, AAAI Press, IJCAI ' 13, pp. 2684-2690, 2013
- [12] McAuley, J., Leskovec, J.: Hidden factors and hidden topics: Understanding rating dimensions with review text. In: *Proceedings of the 7th ACM International Conference on Recommender Systems*, Hong Kong, China, ACM, RecSys ' 13, pp. 165-172, 2013
- [13] Seroussi, Y., Bohnert, F., Zukerman, I.: Personalised rating prediction for new users using latent factor models. In: *Proceedings of the 22nd ACM Conference on Hypertext and Hypermedia*, Eindhoven, The Netherlands, ACM, HT ' 11, pp 47-56, 2011
- [14] Wang, Y., Liu, Y., Yu, X.: Collaborative filtering with aspect-based opinion mining: A tensor factorization approach. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Data Mining*, Brussels, Belgium, IEEE Computer Society, ICDM ' 12, pp. 1152-1157 (2012)
- [15] Liu, H., He, J., Wang, T., Song, W., Du, X.: Combining user preferences and user opinions for accurate recommendation. *Electron. Commer. Res. Appl.* 12(1), 14-23, 2013
- [16] Chen, L., Wang, F.: Preference-based clustering reviews for augmenting e-commerce recommendation. *Knowl. Based Syst.* 50, 44-59, 2013
- [17] Levi, A., Mokryn, O., Diot, C., Taft, N.: Finding a needle in a haystack of reviews: Cold start context-based hotel recommender system. In: *Proceedings of the 6th ACM International Conference on Recommender Systems*, Dublin, Ireland, ACM, RecSys ' 12, pp 115-122, 2012
- [18] Li Chen, Guanliang Chen, Feng Wang, Recommender systems based on user reviews: the state of the art. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, June 2015, Vol. 25, pp 99-154
- [19] 林 貴宏, 尾内 理紀夫, 「Web 上のレビューを利用した映画推薦システム」, *人工知能学会論文誌* Vol.30, No. 1, pp.102-111, 2015.
- [20] A Statistical Analysis of 1.2 Million Amazon Reviews: <http://minimaxir.com/2014/06/reviewing-reviews>
- [21] S. Moghaddam, M. Jamali, and M. Ester. ETF: Extended Tensor Factorization model for personalizing prediction of review helpfulness. In *Procs. of the WSDM*, Seattle, WA, USA, 2012.
- [22] Raghavan, S., Gunasekar, S., Ghosh, J.: Review quality aware collaborative filtering. In: *Proceedings of the 6th ACM Conference on Recommender systems*, pp. 123-130 (2012)
- [23] 伊木 淳, 亀井 清華, 藤田 聡, “ レビューを対象とした信頼性判断支援システムの提案 ”, *情報処理学会論文誌*, Vol.55, No.11, pp.2461-2475, 2014.
- [24] Mukherjee, A., Liu, B. and Glance, N.: Spotting Fake Reviewer Groups in Consumer Reviews, *Proc. 21st International Conference on World Wide Web*, pp.191-200 2012.
- [25] Xie, S., Wang, G., Lin, S. and Yu, P.S.: Review SpamDetection via Temporal Pattern Discovery, *Proc. 18th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.823-831, 2012.
- [26] Wang, G., Xie, S., Liu, B. and Yu, S.: Review Graph based Online Store Review Spammer Detection, *Proc. 11th IEEE International Conference on Data Mining*, pp.1242-1247, 2011.
- [27] 読書メーター, <http://bookmeter.com/>
- [28] 南 大智, 牛尼 剛聡, “ このレビューは信頼に値するか - 協調的信頼推定モデル - ”, 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)
- [29] Quoc V, Leand Tomas Mikolov. Distributed Representations of Sentences and Documents, In *Proceedings of The 31st International Conference on Machine Learning*, pp. 1188-1196, 2014.
- [30] <http://mecab.sourceforge.net/>
- [31] <https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd/blob/master/README.ja.md>