

2012 (平成 24) 年度 修士論文

価値観に着目したレビューの有用性
評価手法に関する研究

Study on Evaluation Method for Informative Reviews
Depending on Personal Values

提出日 : 2013 (平成 25) 年 2 月 27 日

首都大学東京大学院
システムデザイン研究科 システムデザイン専攻 情報通信システム学域
高間研究室

学修番号 : 11890532

氏名 : 毛 中杰

指導教員 : 高間 康史 准教授

要旨

本論文では、価値観に着目したレビューの有用性評価手法を提案する。近年、Amazon や楽天などのオンラインショッピングサイトの普及により、実店舗に行かずに買い物を済ませる人も増えている。また、実店舗で購入する場合でも、興味がある商品の情報収集は Web を利用して行うことが一般的になっている。情報を収集するには多くの方法があり、その効率的な方法の一つに他のユーザーが書いたレビューを参考にすることが挙げられる。レビューは、商品購入者が自分の感想と評価を書き込んだものであり、これを読むことで実際に使ってみなければわからないことなども確認することができる。オンラインショッピングサイト利用者の増加により、レビューの数も急速に増えている。ほとんどのショッピングサイトでは、レビューの並び方は「新着順」と「参考になる順」しか選ぶことができない。「参考になる順」とはレビューに対し、参考になったと投票された回数の多い順であり、最も良く使われている。しかし、人それぞれ持っている価値観が異なるため、参考になるレビューは異なると考える。例えば、映画を観るときに俳優にこだわりを持ち、他の要素はあまり気にしていないユーザーにとっては、ストーリーや内容などについて詳しく書かれたレビューはあまり参考にならないといえる。また、ショッピングサイトでは、人気商品に関しては、数百件のレビューが存在することがある。その中には、まじめにレビューを書いているユーザーもいれば、適当に書いたり、他のレビューをコピーし、貼り付けたり（コピペ）するユーザーもいる。これらのコピペレビューはそれを読むユーザーに間違った情報を与える恐れがあるだけでなく、レビュー閲覧効率を下げる要因にもなると考える。

膨大な数のレビューからユーザーに役立つレビューを提示することは現在重要な課題である。そこで、本論文では効率的なレビュー閲覧を支援するために、価値観に着目したレビューの有用性評価手法を提案し、実験参加者による評価実験を通じてその有効性を示す。

本論文は 5 章から構成される。

1 章では、研究背景及び本論文の目的に関して述べる。

2 章では、価値観と意思決定の概念及びそれらの関連について説明する。また、Web におけるオンラインレビュー、およびレビューサイトの現状および問題点についてもまとめる。さらに、効率的なレビュー閲覧の支援に関する既存研究についても、それぞれの利点、問題点などの視点から論じる。

3章では、2章で論じた関連研究の問題点に基づき、万人向けではなく、個人に適応したレビュー閲覧支援手法を提案する。提案手法では、ユーザそれぞれの価値観に着目することにより、レビューの有用性を評価する。本論文において価値観は、商品購入時に重視する評価属性に反映されると考える。映画の場合は、ストーリーや俳優などが評価属性であり、ユーザが重視する属性について言及されたレビューを提示することで、ユーザの情報収集を支援可能と考える。

提案手法では、以下の3ステップによりユーザに提示するレビューを決定する。

- (1) コピペレビューのフィルタリング
- (2) 価値観に基づくレビューフィルタリング
- (3) 有用なレビューの選択と提示

コピペレビューが存在する理由の一つには、レビューを投稿したユーザに送料無料やポイントを加算するなどの特典を与えていることが挙げられる。コピペレビューの特徴として、評価には最高点をつけているものが多い。これらのレビューを前処理でフィルタリングすることは、ユーザに依存せず効果があると考えられる。

次のステップでは、ユーザそれぞれの価値観を考慮し、ユーザがこだわりを持つ属性に言及しているレビューのみを選択する。各レビューから係り受け解析により評価属性に言及した箇所を抽出し、対応する評価属性毎にレビュー記事を分類する。ユーザにより指定された評価属性に言及したレビューのみを提示することで、効率よくレビュー閲覧が可能になることが期待できる。

フィルタリング後でも、ユーザに提示されるレビュー記事が多数存在する場合は想定される。そこで、フィルタリング後の記事を有用性に基づき選択と提示する。有用性の判断には、レビュー中にユーザがこだわりを持っている評価属性に言及する表現が出現する頻度、名詞の出現頻度、レビューの長さなどを特徴として用いる。

4章では、実験参加者による評価実験を通じて提案手法の有効性を示す。評価実験には、楽天データ公開で公開している「楽天市場：みんなのレビュー・口コミ情報」から、DVDおよびBlu-rayに属するレビュー20,576件を用いた。コピペレビューのフィルタリング効果、レビューからの評価属性言及箇所の抽出精度について評価する。また、レビュー有用性の判断に関しては、実験参加者による判断との比較に基づき考察する。

5章では、今後の展望についてまとめる。提案手法は、関連研究では考慮されていなかった価値観に着目し、効率的なレビュー閲覧を支援するものであり、

オンラインショッピングなどにおける情報収集, 購買意思決定に貢献する事が期待できる.

This paper proposes an evaluation method for informative reviews depending on personal values. Reviews of an item are useful for a user who is considering purchasing it. Although several methods have been proposed for supporting efficient review browsing, these are user independent. However, we suppose different users need different reviews based on their personal values. Proposed method first removes copy & paste reviews from remaining reviews expressions mentioning evaluative attributes are extracted and classified by dictionaries. Informative reviews are shown to users depending on personal values specified by them. Usefulness of the proposed method is evaluated using the results of judgment by test participants.

Abstract

This paper proposes an evaluation method for informative reviews depending on personal values. Reviews of an item are useful for a user who is considering purchasing it. Although several methods have been proposed for supporting efficient review browsing, these are user independent. However, we suppose different users need different reviews based on their personal values. Proposed method first removes copy & paste reviews, from remaining reviews expressions mentioning evaluative attributes are extracted and classified by dictionaries. Informative reviews are shown to users depending on personal values specified by them. Usefulness of the proposed method is evaluated using the results of judgment by test participants.

目次

1. はじめに	1
2. 関連研究	3
2.1. 評判情報分析	3
2.2. レビューの提示手法に関する研究	7
2.3. 価値観と意思決定	15
3. 価値観に着目したレビューの有用性評価手法	20
3.1. コピペレビューのフィルタリング	22
3.2. 価値観に基づくレビューフィルタリング	24
3.3. レビューの選択と提示	29
4. 評価実験	30
4.1. 実験の概要	30
4.2. 実験結果・考察	34
4.2.1. コピペレビューの削除	34
4.2.2. 評価属性の抽出	36
4.2.3. レビュー有用性の判別	38
5. 終わりに	52
謝辞	56
参考文献	57
発表文献	60

1. はじめに

本論文では、価値観に着目したレビューの有用性評価手法を提案する。近年、消費者発信型メディア(Consumer Generated Media, CGM)が注目を集めている[9]。CGMとはブログ、ソーシャルネットワーキングサービス(SNS)、口コミサイト等である。その特徴はインターネットを活用して消費者が自ら情報を発信し、また消費者同士が互いの情報を参照しあうことで価値が生成される点にある。一方、Amazonや楽天などのオンラインショッピングサイトの普及により、実店舗に行かずに買い物を済ませる人も増えている。また、実店舗で購入する場合でも、興味がある商品の情報収集はWebを利用して行うことが一般的になっている。情報を収集するには多くの方法があり、その効率的な方法の一つに他のユーザが書いたレビューを参考にすることが挙げられる。レビューは、商品購入者が自分の感想と評価を書き込んだものであり、これを読むことで実際に使ってみなければわからないことなども確認することができる。

オンラインショッピングサイト利用者の増加により、レビューの数も急速に増えている。そのため、レビューの提示・閲覧手法が研究されている[8][14][26]。これらの手法では、いずれもユーザ独立であり、全ユーザに同じ情報を提示する。しかし、人それぞれ持っている価値観が異なるため、参考になるレビューは異なると考える。例えば、映画を観るときに俳優にこだわりを持ち、他の要素はあまり気にしていないユーザにとっては、ストーリーや内容などについて詳しく書かれたレビューはあまり参考にならないといえる。また、ショッピングサイトでは、人気商品に関しては、数百件のレビューが存在することがある。その中には、まじめにレビューを書いているユーザもいれば、適当に書いたり、他のレビューをコピーし、貼り付けたり(コピペ)するユーザもいる。これらのコピペレビューはそれを読むユーザに間違った情報を与える恐れがあるだけでなく、レビュー閲覧効率を下げる要因にもなると考える。

膨大な数のレビューからユーザに役立つレビューを提示することは現在重要な課題である。そこで、本論文では効率的なレビュー閲覧を支援するために、価値観に着目したレビューの有用性評価手法を提案する。提案手法では前処理としてコピペレビューのフィルタリングを行う。コピペレビューはそれを読むユーザに間違った情報を与える恐れがあるだけでなく、レビュー閲覧効率を下げる要因にもなると考える。次にレビューの文章を係り受け解析により、評価属性(主語)と評価語(述語)を抽出する。抽出された単語を事前に構築した辞書によって分類を行う。最後に、ユーザによって指定された価値観に応じ、

レビューを選択・提示する。評価実験は実験協力者に有用かどうかをラベルつけてもらい、その結果を分類学習によって提案手法の有効性を示す。

2. 関連研究

本章では評判情報の分析に関する研究動向，効率的なレビュー閲覧の支援に関する既存研究，価値観と意思決定の概念及びそれらの関連について説明する．また，Web におけるオンラインレビューおよびレビューサイトの現状および問題点についてもまとめる．

2.1. 評判情報分析

近年，消費者発信型メディア，Consumer Generated Media(CGM) が注目を集めている．CGM とはブログ，ソーシャルネットワーキングサービス (SNS)，口コミサイト等である．その特徴はインターネットを活用して消費者が自ら情報を発信し，また消費者同士が互いの情報を参照しあうことで価値が生成される点にある．このCGM 情報をマーケティングに活用することが試みられている[21]．

CGMの爆発的な普及に伴って，テキストデータから特定の製品や組織などに対する評判を自動的に抽出して集約するための技術が注目を集めている．こうした技術は評判情報分析とよばれ，人工知能や自然言語処理などの分野において盛んに研究が行われている．個人の発信する情報には，ある対象に関するその人の評価等，個人の意見が多く記述される．これらの評判情報を抽出し，整理し，提示することは，その対象の提供者である企業や，それを利用する立場の一般の人々双方にとって利点となる．このため，評判情報を扱う研究が近年急速に活発化している[13]．海外においても，この数年の間に評判情報分析を扱う会議が開催されるようになり，このトピックへの関心が高まっている[23][4]．評判情報分析における初期の研究としては，HatzivassiloglouとMcKeown の論文が有名である[6]．これは，単語が持つ評価極性という性質を議論した先駆的な論文であり，語彙ネットワークを用いて形容詞の評価極性を判定する方法が提案されている．この数年後，レビュー文書を肯定的内容と否定的内容に分類する方法を提案した論文が，複数の著者によって続けて発表された[18][28]．これらをきっかけに，評判情報分析を分類問題として定式化して，機械学習を用いて解くという考え方が広く知られることになった．自然言語処理全般における機械学習の成功や，冒頭で述べたような社会的背景の後押しもあり，これ以降，評判情報分析は自然言語処理におけるメイントピックの一つへと成長した．

テキスト評判情報分析を支える要素技術に関する研究は，注目するテキスト

断片の粒度により，以下の四つに分けられる[13].

1. 評価表現辞書の構築に関する諸研究
2. 評価情報を観点とした文書分類に関する諸研究
3. 評価情報を含む文の抽出に関する諸研究
4. 評価情報の要素組の抽出に関する諸研究

各要素技術の関係を図2.1に示す. 1で構築される評価表現辞書は，評価文書の分類(2)，評価文の抽出(3)，評価組の抽出(4)などの研究に利用される. これらの研究は評判分析システムなどに幅広く応用されている.

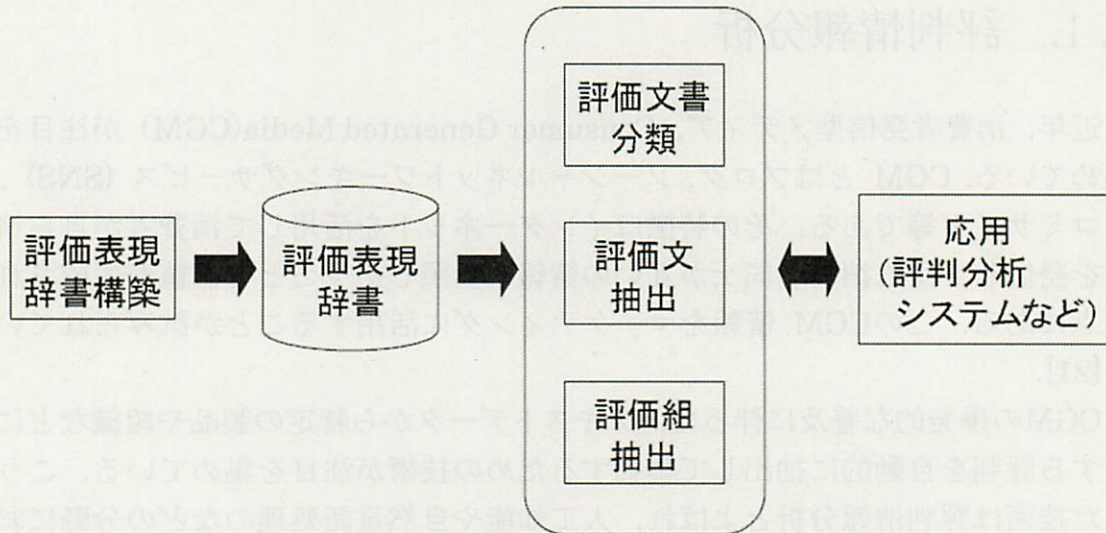


図2.1 テキスト評価分析の要素技術間の関係 ([13]より抜粋)

評価表現辞書とは，評価表現とその表現がもつ評価極性の組（例：「良いー肯定」）の集合である. 評価表現辞書の構築に関する研究は，構築に主に利用する情報によって，語彙ネットワークを利用した手法，共起情報を利用した手法，周辺文脈の情報を利用した手法の大きく3つに分けられる. 語彙ネットワークを利用した評価表現辞書構築の手法は，既存の語彙知識の情報を利用して，評価表現の評価極性を求める. 共起情報を利用した評価表現辞書構築の手法では，肯定極性をもつ典型的な表現（「good」や「excellent」）と否定極性をもつ典型的な表現（「bad」や「poor」）を種表現として始めに用意しておき，種表現と共起する比率に従って語句の評価極性を判定する. 周辺文脈の情報を利用した評価表現辞書構築の手法では，まず，評価極性が既知である少数の種表現を幾つか用意する. そして，辞書構築アルゴリズムでは，反復的に構築を行いながら，種表現から評価表現を順次増やしていくブートストラップ的な戦略をとる.

評価情報を観点とした文書分類とは，ある評価文書が肯定極性か否定極性の

いずれの極性をもつかを判定する課題である。評価文書分類の手法は、評価表現の比率に基づく手法と、教師あり機械学習に基づく手法に分けることができる。評価表現の比率に基づく評価文書分類の手法では、評価文書中に現れる評価表現に注目し、肯定極性をもつ評価表現と否定極性をもつ評価表現の出現比率に従って、評価文書全体の評価極性を求める。教師あり機械学習に基づく手法とは、機械学習の手法の一つである。事前に与えられたデータをいわば「例題 (=先生からの助言)」とみなして、それをガイドに学習 (=データへの何らかのフィッティング) を行うところからこの名がある。また、肯定か否定かを分類する評価文書分類の拡張として、より細かな分類粒度を扱う評価文書評点の分類もある。

評価対象がどのように肯定的あるいは否定的な評価を受けているかを知るには、評価文書の内容に目を通す必要がある。この時、各文書内に含まれている評価極性付きの文を抽出することができれば、評価対象がどのように評価を受けているかを知る上で見通しがよくなる。また、ひとつの文書に複数の評価が混じっているような場合には、文書レベルではなく、文レベルで評価極性を判定した方がよい。そのような場合には、評価文や評価組の抽出が用いられる。評価文とは評価情報が含まれる文単位のことである。評価文書が肯定的な場合でも、その中の評価文が否定的な場合がある。評価組とは「良い」や「悪い」などの評価表現、評価者、評価対象などの幾つかの要素によって構成される要素組のことである。

各要素技術で用いられる手法の概観を表2.1 にまとめる。

表2.1テキスト評価分析を支える要素技術の概観 ([13]を元に作成)

要素技術	アイデア・手法	必要な資源	備考 (残された課題)
評価表現辞書の構築	語彙ネットワーク共起情報周辺文脈	国語辞書・シソーラス 大規模コーパス	エントリのない語句への対応, 大規模コーパスの入手方法, 適切な周辺文脈の検討
評価情報を観点とした文書分類	評価表現の比率 教師あり機械学習	評価表現辞書 教師信号つき文書集合	評価表現辞書への依存性, 有効な素性情報の検討
評価情報を含む文の抽出	評価表現の比率 教師あり機械学習	評価表現辞書 教師信号つき文書集合	文単位に特有な特徴の考慮
評価情報の要素組の抽出			
要素抽出	パターン・統計量	-	要素, 要素組の定義
関係抽出	教師あり機械学習	教師信号つき事例集合	-
動的極性判定	パターン・機械学習	-	-

2.2. レビューの提示手法に関する研究

Amazon¹や楽天²などのオンラインショッピングサイトの普及により、実店舗に行かずに買い物を済ませる人も増えている。また、実店舗で購入する場合でも、興味がある商品の情報収集はWebを利用して行うことが一般的になっている。情報を収集するには多くの方法があり、その効率的な方法の一つに他のユーザが書いたレビューを参考にすることが挙げられる。本論文におけるレビューは、ショッピングサイト利用者による、購入アイテム（書籍、音楽、映画等）に対する感想・評価のことであり、アイテム購入を検討中のユーザにとって重要な情報源である。

商品情報
ハリ・ポッターと死の秘宝 PART2 DVD [ダニエル・ラドクリフ]
価格: 2,682円 税込, 送料別

総合評価
★★★★☆
4.59
レビュー総数: 354 件

評価内訳
★★★★★ 249件
★★★★☆ 77件
★★★☆☆ 21件
★★☆☆☆ 3件
★☆☆☆☆ 4件

ショップ: 楽天ブックス
レビュー総数: 1,407,050件 ショップ評価 ★★★★★ 4.42

図2.2 楽天市場商品評価の情報

図2.2は楽天市場における商品評価情報のスクリーンショットである。商品に対する総合評価は平均値であり、数値と星で表している。

リュウマチ隊長♪さん (1,475件)

評価 ★★★★★ 5.00 投稿日: 2011年09月22日

とりあえず予約
シリーズ完結作品ですね。長岐に渡るハリもすっかり浸透してしまいました。映画館では見れなかったの、子供と楽しみに待っています。

趣味 家族へ はじめて

6人が参考になったと回答
あなたの評価⇒

図2.3 楽天市場商品レビューの一例（楽天市場より引用）

¹ <http://www.amazon.co.jp>

² <http://www.rakuten.co.jp>

図2.3は楽天市場商品レビューの一例である。商品レビューは星の数とレビュー本文の二つ部分によって構成される。また、そのレビューが参考になったと回答するユーザの数も確認できる。

オンラインショッピングサイト利用者の増加により、レビューの数も急速に増えている。このため、サーチエンジンなどと同様にレビューの表示順序も閲覧効率に大きく影響するが、ほとんどのショッピングサイトでは、以下の3種類のランキング手法を採用している。

1. 新着順……日付によるランキング
2. 評価が高い順……評価（星の数）によるランキング
3. 参考になる順……「参考になった」と投票される回数によるランキング

「参考になる順」とはレビューに対し、「参考になった」と投票された回数の多い順であり、最も良く使われている。しかし、人それぞれ持っている価値観が異なるため、参考になるレビューは異なると考えられる。例えば、映画を観るときに俳優にこだわりを持ち、他の要素はあまり気にしていないユーザにとっては、ストーリーや内容などについて詳しく書かれたレビューはあまり参考にならないといえる。また、ショッピングサイトでは、人気商品に関しては、数百件のレビューが存在することがある。その中には、まじめにレビューを書いているユーザもいれば、適当に書いたり、他のレビューをコピーし、貼り付けたり（コピペ）するユーザもいる。これらのコピペレビューはそれを読むユーザに間違った情報を与える恐れがあるだけでなく、レビュー閲覧効率を下げる要因にもなると考える。膨大な数のレビューからユーザに役立つレビューを提示することは現在重要な課題である。

ユーザへのレビュー提示手法・システムに関連する研究はいくつか行われている。評判情報（レビュー、口コミ）の提示に関しては、瀬藤らが提案した商品説明ページを用いた評価視点別評判情報提示システム[26]がある。このシステムは評判情報の閲覧支援を目的として、評判情報を言及している対象物の側面（評価視点）に基づいて分類し提示する。例えば、ホテルを対象とした評判情報では「部屋」、「風呂」、「レストラン」などが評価視点となり、それぞれについて評判情報が分類される。このシステムでは、多様な対象物に対応するために、クチコミサイトでそれぞれの対象物について個別に用意された商品説明ページを用いて評価視点を決定し、これを用いてレビューから評判情報を抽出する。システムの例を図2.4、図2.5に示す。図2.4はあるホテルの評判情報を評価視点別に提示した例である。左側にはそのホテルの説明ページである。ページ中の館内設備や部屋設備・備品などが視点に該当する。例えば、「レストラン」と言う視点からレビューを読みたいとき、ホテル説明ページの中の「レストラン」をクリックすると、「レストラン」に関連の強い語が画面の右側に近接して提示

される。図2.5は商品説明ページに出現しない評価視点を提示した例である。事前に評判情報記事から評価視点になりやすい語を評価視点候補として抽出し、評価視点候補と商品説明ページに出現する語を照合し、商品説明ページに出現しない評価視点を取得する。ロビーなど、左側の商品説明ページに出現していない評価視点が、スコアにより順位付けされ画面中央に提示されている。その評価視点をクリックすると関連するレビューが画面の右側に提示される。

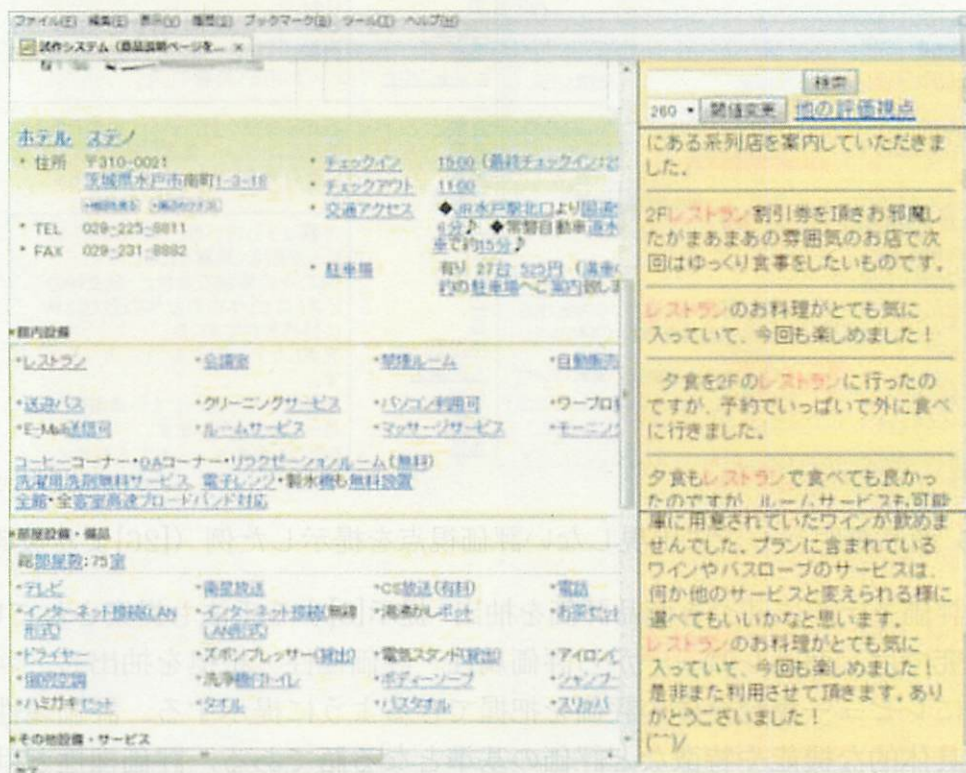


図2.4 ホテルステノの評判情報を評価視点別に提示した例 ([26]より抜粋)

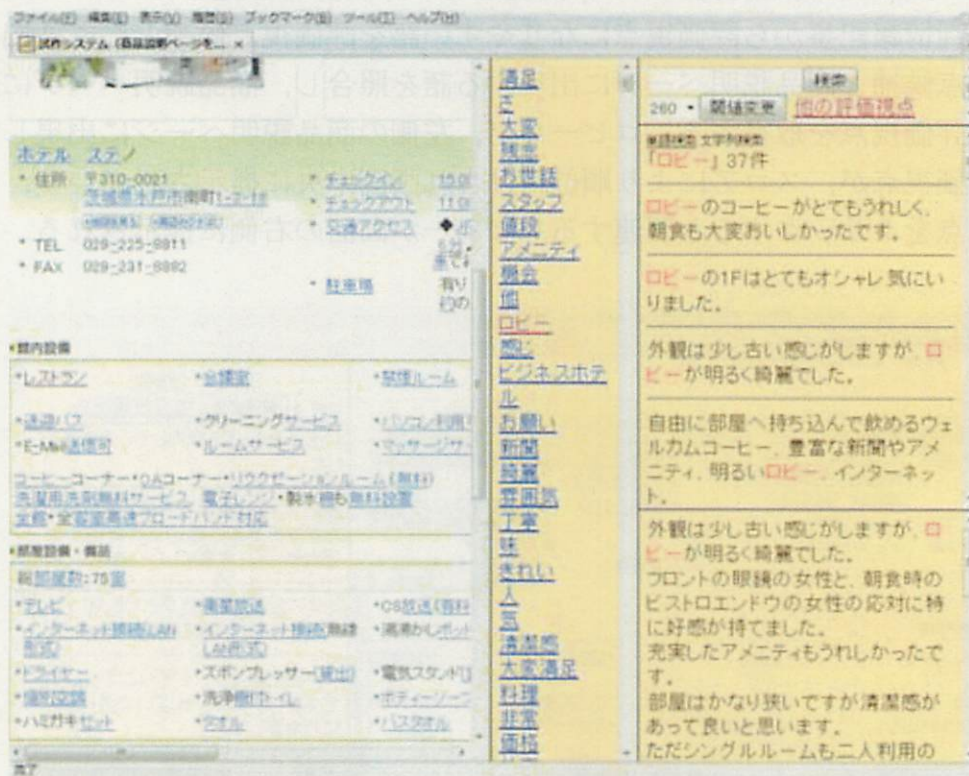


図2.5 商品説明ページに出現しない評価視点を提示した例 ([26]より抜粋)

属性評価モデルに基づき商品評価を抽出・提示[8]する手法も提案されている。この研究では、商品レビューから評価属性・評価極性・根拠を抽出し、ユーザが容易にレビュー集合全体の評価を把握できるように提示する。評価属性とは商品の具体的な機能や特徴など評価の基準となる語である。評価極性とは評価属性に対して良い評価、悪い評価のどちらをしているかを表す極性である。根拠とは評価属性に対する評価を証明するための根拠にあたる句である。レビュー中で、商品の評価属性に対する評価が記述されている評価文に着目し、属性評価モデルに基づき、評価文から評価属性に対する評価極性および根拠を抽出する。また、抽出した評価属性・評価極性・根拠を表形式に可視化することで、商品に対するレビュー集合全体の評価を容易に把握可能とする。さらに、根拠を伴った評価文により商品に関する補足的な情報を提示する。処理の流れを図2.6に示す。商品評価の提示を図2.7に示す。処理の流れはまずレビューテキストを単位文に分解し、係り受けによって解析をし、評価属性と評価表現を取得する。その後、評価属性の文字列を比較することで、評価属性の類似を判定し、集約を行う。次に、前に取得した評価属性と評価表現の対応関係が、一文中で確認できる単位文を評価文として抽出する。評価文は、評価属性に対する評価が記述されている単位文である。最後に、評価文から評価属性に対する評価極

性と根拠を抽出する。評価極性の判定は日本語評価極性辞書³を用いている。根拠の判定は根拠の構文パターンを考慮し、評価文中に「ので」や「から」が含まれているかにより、根拠の有無を判定する。

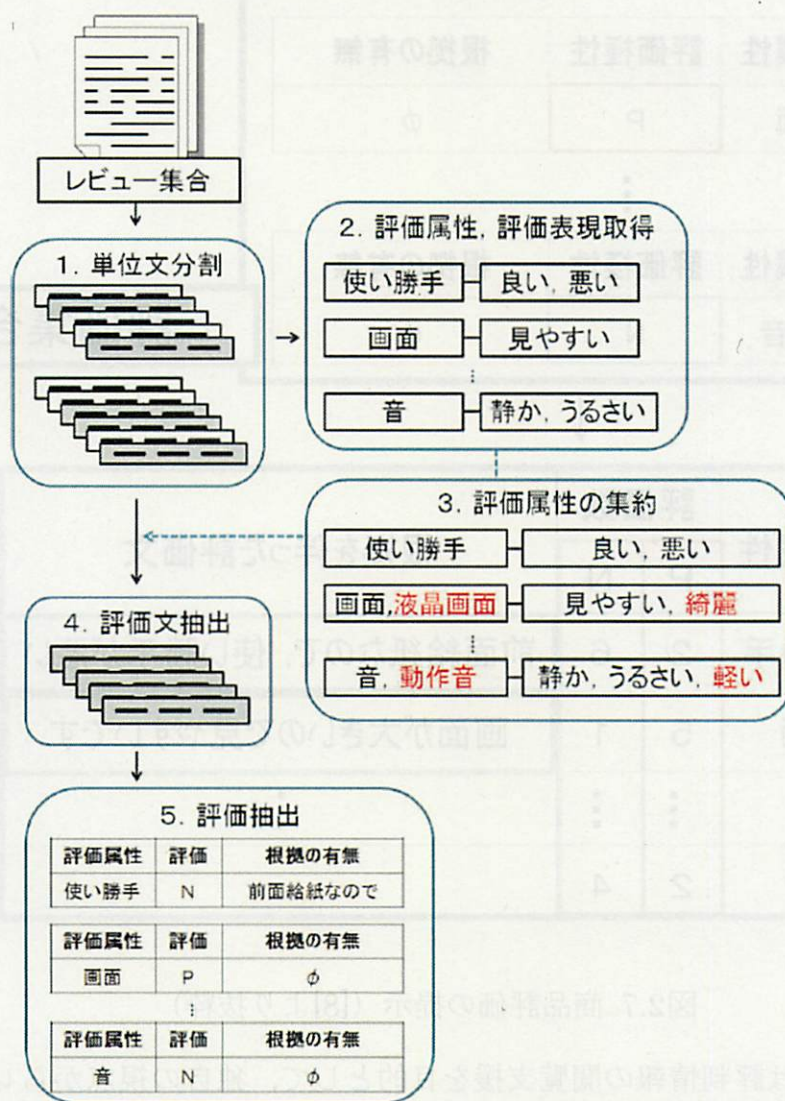


図2.6 処理の流れ ([8]より抜粋)

³ <http://cl.naist.jp/~inui/research/EM/sentiment-lexicon.html>.

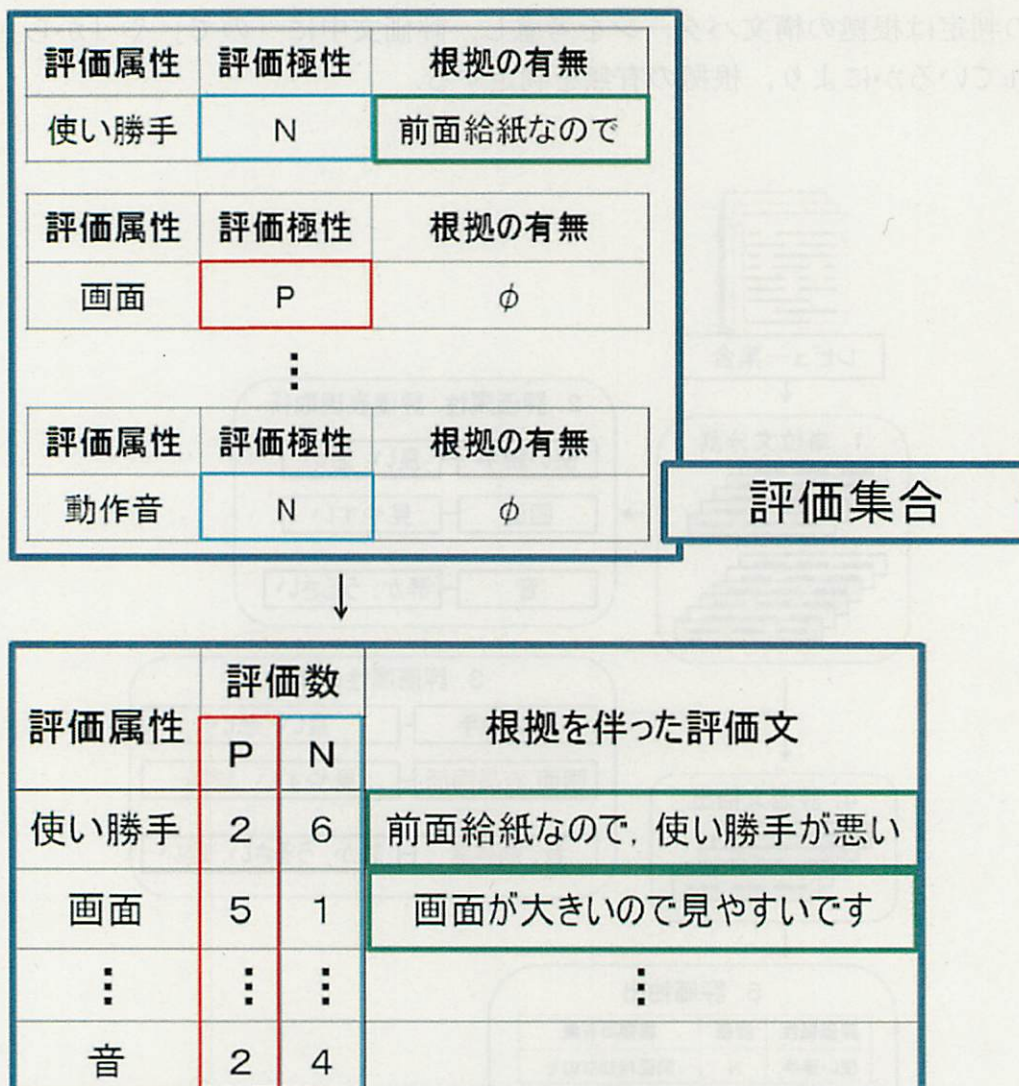


図2.7 商品評価の提示 ([8]より抜粋)

上述の研究は評判情報の閲覧支援を目的として、独自の視点からレビューをユーザに提示することで、レビュー閲覧の課題解決をしている。これに対し、信頼性の高い情報を提供するという観点から、レビューを読むときに誤った判断のリスクを軽減する手法として、レビューポートフォリオ[14]が提案されている。システム構成図を図2.8に示す。ポートフォリオとは本来証券商品の組み合わせであり、ポートフォリオ理論は最適な証券の組み合わせを選択することを目的とする[17]。このポートフォリオの性質をレビュー選択に利用したものがレビューポートフォリオである。レビューポートフォリオでは複数のレビューの中から信頼できる有用なレビューの組み合わせを提示する。レビューの選択には以下の情報を用いる。

1. レビューのコメント文の文字数
2. レビューの支持率
3. 各評価値間の分散

レビューの支持率とはレビューには参考になったかどうかをユーザが投票することであり、「参考になった人数 / 評価者数」の形式で表される。各評価値間の分散とは、付与される評価項目の分散をレビュー毎に算出した値である。

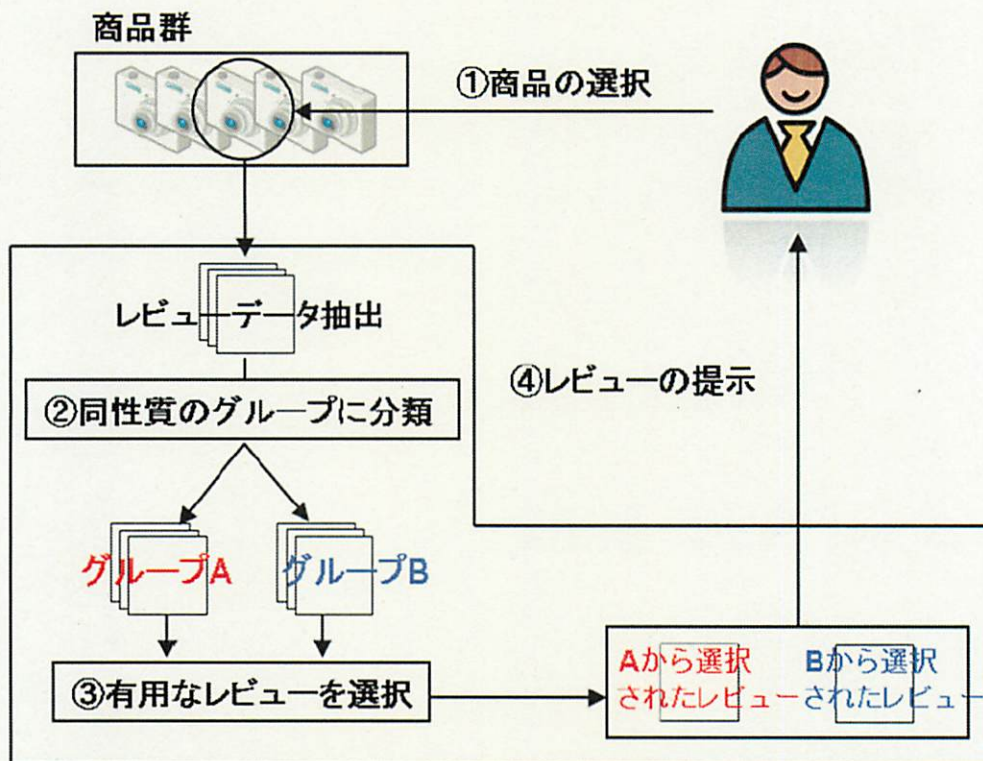


図2.8 レビューポートフォリオ構築システム構成図 ([14]より抜粋)

一方、レビューの品質の観点から、レビューサイトにおける良質なレビューの特性についても研究が行われている[15]。この研究ではある対象に対する評判情報であるレビュー自体にも評価が付加されていることに着目し、レビュー文が一般閲覧者から得た評価を元に支持率と参考度を算出し、レビューの品質について考察している。また、レビューの品質を考慮した商品のスコアリング手法をも提案している。作成されたランキングに対して主観評価実験を行った結果、レビュー品質を考慮しない従来手法より優れたランキングを作成できることを示している。

2.3. 価値観と意思決定

個人の嗜好や消費行動を推定するための概念として「価値観 (Personal Values)」が挙げられる。価値観は個人の嗜好や消費行動に間接的な影響を与える要素であり、マーケティングやウェブインテリジェンスの分野では広く活用されている[29]。本論文では、価値観はアイテムの好き嫌いや良し悪しではなく、どの要素を重視するかという、アイテムの属性に対する価値判断を表す要素であるとする。

社会心理学者 Rokeach は消費者の嗜好に関わる価値観を 18 の要素に分類した Rokeach Value Survey[19]と呼ばれる調査方法を提案し、多くの調査で利用されている。Rokeach Value Survey (RVS) で用いられている価値観分類体系では、価値観を人間が最終的に求める 18 の「最終価値 (terminal value)」(表 2.2) と最終価値に到達するために必要な 18 の「手段価値 (instrumental value)」(表 2.3) 2 つのカテゴリに分類している。

表2.2 最終価値 (terminal value) ([19]を元に作成)

最終価値 (terminal value)	和訳
A Comfortable Life	快適な生活
Equality	平等, 機会均等
An Exciting Life	刺激的な生活
Family Security	家族の安全
Freedom	自由
Health	健康
Inner Harmony	内面の調和
Mature Love	成熟した愛
National Security	国家の安全
Pleasure	喜び
Salvation	救済
Self-Respect	自己への尊敬
A Sense of Accomplishment	達成感
Social Recognition	社会的承認
True Friendship	真の友情
Wisdom	叡智
A World at Peace	世界の平和
A World of Beauty	美しい世界

表2.3 手段価値 (instrumental value) ([19]を元に作成)

手段価値 (instrumental value)	和訳
Ambitious	野心, 向上心
Broad-minded	心が広い, 寛大な
Capable	有能な, 才能のある
Clean	公平な, 道徳的
Courageous	勇気がある
Forgiving	寛容な
Helpful	人の役に立つ
Honest	正直な
Imaginative	想像力に富む
Independent	独立心のある
Intellectual	知的な
Logical	論理的な
Loving	愛情のある
Loyal	忠実・誠実な
Obedient	素直・従順な
Polite	礼儀正しい
Responsible	責任感のある
Self-controlled	自制心のある

RVS による調査では最終価値, 手段価値それぞれについて自分の優先順位を決定する。

また, Vinson らは, 保守的な価値観を持つ大学と革新的な価値観を持つ大学, それぞれに所属する学生の中に有意な嗜好の差があることをアンケート調査により明らかにしている[29]. 近年でも, Holbrook が消費・購買行動に影響を与える価値観を 8 つに分類する[5]など, 消費者の嗜好と価値観は関連の深いテーマとして研究および調査が進められている。

価値観を情報推薦の多様化に応用する研究も行われている[7]. 情報推薦とは, 利用者にとって有用な情報を見つけ出す情報フィルタリングの一手法である. 多くの既存手法ではユーザの嗜好に近いアイテムや似たような嗜好を持つユーザが好むアイテムを推薦対象として扱っているため, 推薦されたアイテムはユーザにとって既知のものであることが多く, 満足な推薦結果を得ることができない場合があることが指摘されている[30]. この問題を解決するため, 推薦対象となるアイテムを多様化し, ユーザにとって未知で, かつ意外性のあるアイテ

ムを推薦することが試みられている[7]. 推薦アイテムを多様化するために, 価値観と繋がり深い要素としてユーザの「こだわり」に着目した情報推薦システムが提案されている. そのシステム構成図を図 2.9 に示す.

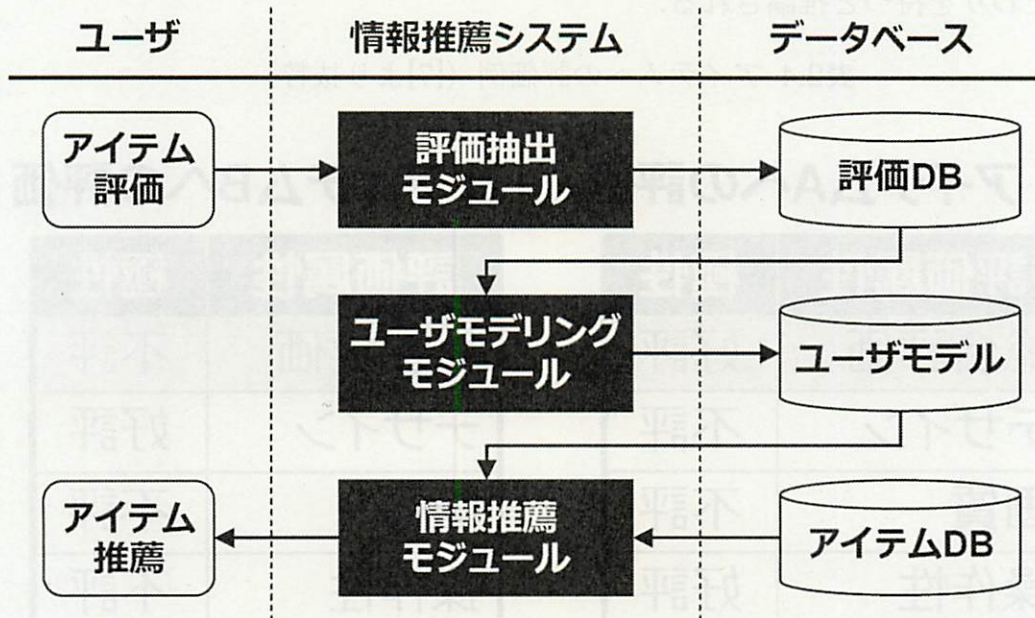


図2.9 情報推薦システム構成図 ([7]より抜粋)

この研究では価値観のモデリング手法も提案されている[7]. モデリング手法はユーザがどのアイテムや評価属性値を好むかどうかではなく, 評価属性に対する評価とアイテムに対する評価の関係を分析する. このような分析によって, どの評価属性がアイテムへの評価に強く影響を与えたか, つまりユーザはどの評価属性に強いこだわりを持っているかを推論することができる. アイテムに対する評価極性 (好評または不評) に加えて各評価属性に対する評価極性を抽出し, 評価属性毎にアイテムの評価に与える影響度を式(1)で定義される評価一致率により求める. ユーザ u がアイテム i に対して行った評価 $e_{ui} \in E_u$ において, あるアイテム i の極性 $p_{item}(u, i)$, および評価属性 j の極性 $p_{attr}(u, i, j)$ が一致するかどうかを調べ, 一致する評価の回数 (アイテムの個数) を $O(u, j)$, 一致しない回数を $Q(u, j)$ としたとき, アイテム i における評価属性 j の評価一致率 $P(u, j)$ は式(1)で求められる.

$$P(u, j) = \frac{O(u, j)}{O(u, j) + Q(u, j)} \quad (1)$$

アイテムへの評価例と評価一致率の計算例を表 2.4 と表 2.5 に示す. この例では, 操作性とバッテリーの評価一致率が一番高いため, ユーザはこれらの属性にこだわりを持つと推論される.

表2.4 アイテムへの評価例 ([7]より抜粋)

(1) アイテムAへの評価 (2) アイテムBへの評価

評価属性	極性	評価属性	極性
総合評価	好評	総合評価	不評
デザイン	不評	デザイン	好評
画質	不評	画質	不評
操作性	好評	操作性	不評
バッテリー	好評	バッテリー	不評

表2.5 評価一致率の計算例 ([7]より抜粋)

評価属性	一致	不一致	評価一致率
デザイン	0	2	0.00
画質	1	1	0.50
操作性	2	0	1.00
バッテリー	2	0	1.00

一方, 価値観と強い関連を持つ意思決定という概念がある. 意思決定とは選択可能な代替案を集めた選択肢から, いくつかのものを選択する過程を指す[3]. 意思決定の支援は昔から様々な分野で研究されている. 意思決定支援システム (DSS: Decision Support System) については, 数多くの研究分野で多様な定

義が与えられているが、Scott-Morton らによる捉え方は代表的なものの一つと言える[24][25]。そこでは、意思決定支援システムは「非構造問題⁴や半構造問題⁵の解決にあたって、意思決定者がデータやモデルを利用する手助けをするインタラクティブな計算機システム」とされる。

意思決定支援システムの基本要素は、データベースとその管理機構、モデルベースとその管理機構、インタラクション機構の三つとされる[25][22][27]。意思決定支援システムの構成に人工知能で扱われる知識ベースを組み込んだものは、知識に基づく意思決定支援システム (Knowledge-based DSS) と呼ばれる[12]。主として数値情報を扱うツール群を提供するモデルベースに対し、知識ベースは名義情報を扱って推論する知識群を提供する。人工知能の分野では、専門家の知識をそのままモデル化する知識ベースの代わりに、確率モデルなどの合理性をもったモデルを採用する規範的意思決定支援システム (Normative DSS) の研究も行われている[16][10]。意思決定支援システムの応用は、経営や医療など組織管理が必要となる分野に多い[20]。

オンラインショッピングサイトで商品の購入を決意する行為も意思決定の一つである。消費者の意思決定に影響を与える情報として、レビューが注目されている[1][2]。この時、ブランドや品質などを重視する消費者がいれば、コストパフォーマンスを第一にする消費者もいる。明確に意識していない場合でも、人それぞれに意思決定要因を持っており、レビューを参照する場合には自身が重視する要因についての情報を得ようとしていると考える。上述の意思決定支援システムと同じで、本論文の提案手法は、オンラインショッピングなどにおけるユーザの情報収集、購買意思決定に支援すると考える。

⁴ 問題や目標が曖昧で解を求める手続きがはっきりしない問題を指す。

⁵ 問題の一部が非構造問題である問題を指す。

3. 価値観に着目したレビューの有用性 評価手法

本論文では、価値観に着目し、人により異なる評価基準を考慮したレビューの有用性評価手法を提案する。本論文において価値観は商品購入時に重視する評価属性に反映されると考える。映画の場合は、ストーリーや俳優などが評価属性である。ユーザが重視する属性について言及されたレビューを提示することで、ユーザの情報収集を支援可能と考える。

提案手法は、図3.1に示す3ステップに分けられる。

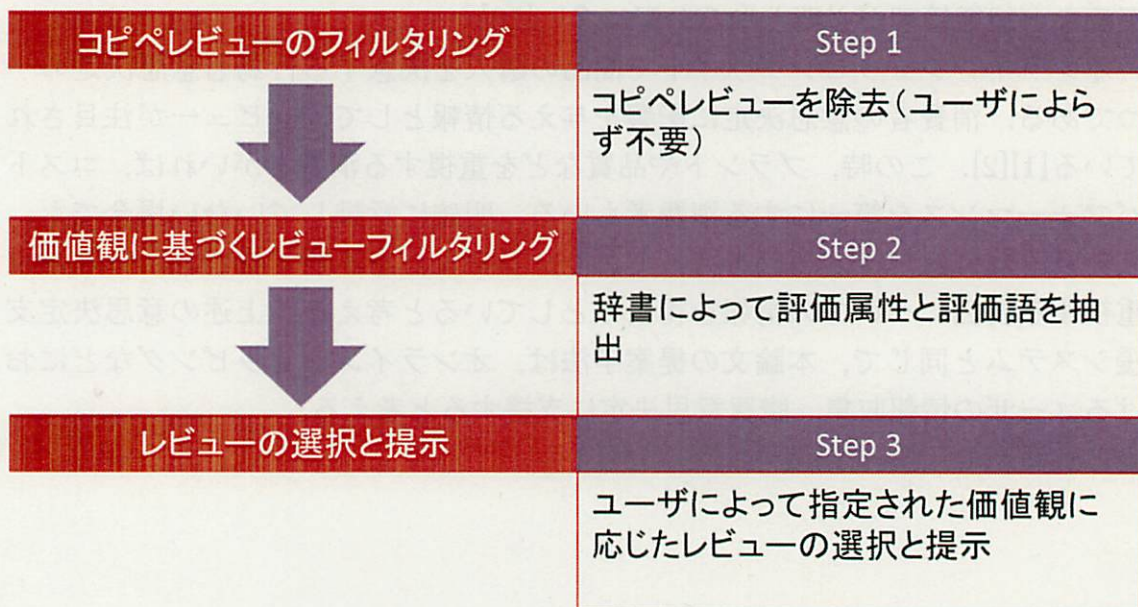


図3.1 提案手法の流れ

ステップ 1 では、コピペレビューのフィルタリングを行う。コピペレビューとは既にかかれているレビューをコピーし、自分のレビューとして貼り付けることである。コピペレビューについて、後ほど 3.1 節に説明する。コピペレビューはそれを読むユーザに間違った情報を与える恐れがあるだけでなく、レビュー閲覧効率を下げる要因にもなると考えるので、前処理としてステップ 1 でフィルタリングを行う。ステップ 2 では価値観に基づくレビューフィルタリングを行う。レビューの文章から係り受け解析により、評価属性(主語)と評価語(述語)を抽出する。抽出された単語を事前に構築した辞書によって各評価属

性分類を行う。ステップ 3 はレビューの選択と提示である。ユーザによって指定された価値観に応じ、レビューを選択・提示する。提案手法のコンセプトを図 3.2 に示す。例えば、映画を観るときに俳優にこだわりを持ち、他の要素はあまり気にしていないユーザがを考える。ある映画に関して、レビューA とレビューB があり、レビューA はストーリーや内容などについて詳しく書かれており、参考になると思っているユーザが多数いるとする。これに対しレビューB は参考になると思っているユーザが少数であるものの、監督や俳優などについては詳しく書かれている。この場合、「参考になる順」にすると、レビューA が高い順位になるが、このユーザはストーリーや内容に関心があるためレビューA よりレビューB の方が有用だと考える。

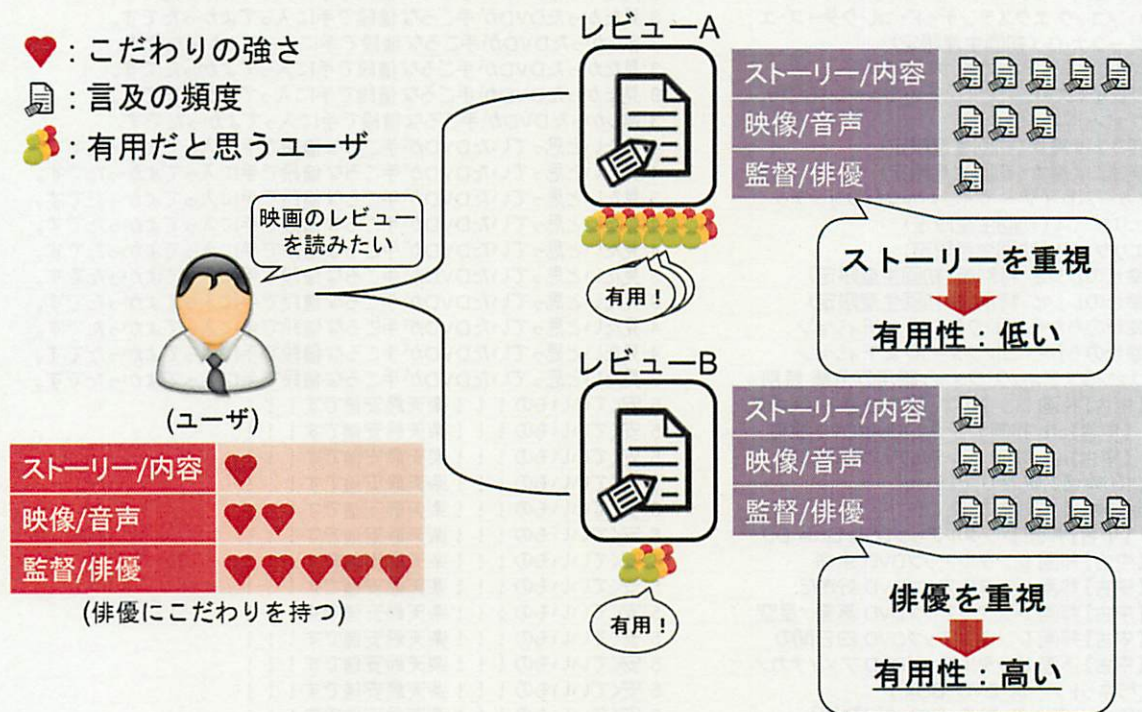


図3.2 提案手法のコンセプト

3.1. コピペレビューのフィルタリング

ショッピングサイトでは、人気商品に関しては、数百件のレビューが存在することがある。その中には、まじめにレビューを書いているユーザもいれば、適当に書いたり、他のレビューをコピーし、貼り付けたり（コピペ）するユーザもいる。そのようなレビューが存在する理由のひとつとしては、レビューを投稿したユーザに送料無料やポイントを加算するなどの特典を与えていることが挙げられる。図 3.3 はコピペレビューの一例である。

商品名	評価ポイント	レビュー内容
レジェンド・オブ・フォール コレクターズ・エ	3	見たかったDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
レジェンド・オブ・フォール コレクターズ・エ	3	見たかったDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
ハンコック エクステンデッド・コレクターズ・エ	3	見たかったDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
ダークナイト(初回生産限定)	3	欲しかったDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
AVP2 エイリアンズVSプレデター	3	見たかったDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
グレイテストヒッツ:インディ・ジョーンズ/クリ	3	見たかったDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
ヴァン・ヘルシング	3	欲しかったDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
奥さまは魔女(初回生産限定)	4	見たいと思っていたDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
奥さまは魔女(初回生産限定)	4	見たいと思っていたDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
トゥームレイダー ツインパック【ウォンテッ	3	見たいと思っていたDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
エリザベス(初回生産限定)	4	見たいと思っていたDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
エリザベス(初回生産限定)	4	見たいと思っていたDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
幸せのレシピ 特別版(初回生産限定)	3	見たいと思っていたDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
幸せのレシピ 特別版(初回生産限定)	3	見たいと思っていたDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
幸せのちから コレクターズ・エディション	4	見たいと思っていたDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
幸せのちから コレクターズ・エディション	4	見たいと思っていたDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
ファンタスティック・フォー:銀河の危機 特別	3	見たいと思っていたDVDが手ごろな値段で手に入ってよかったです。
【中古】邦画 レンタルアップDVD ぎみにしか	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
【中古】afb 邦画 レンタルアップDVD 象の	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
【中古】afb 邦画 レンタルアップDVD フラ	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
封印映像2 呪殺の記録	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
封印映像 呪われた森	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
【中古】邦画 レンタルアップDVD Little DJ	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
【中古】邦画 レンタルアップDVD 余命	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
【中古】邦画 レンタルアップDVD 好きだ、	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
【中古】邦画 レンタルアップDVD 真昼ノ星空	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
【中古】邦画 レンタルアップDVD 四日間の	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
【中古】洋画 レンタルアップDVD アメノナカノ	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
プラネットアース DVD-BOX 1	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
プラネットアース DVD-BOX 3[4枚組]	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
プラネットアース DVD-BOX 2[3枚組]	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
【中古】美品! ハーフエズ ベルシャの詩(う	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
【中古】洋画 レンタルアップDVD 僕の彼女	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
【中古】邦画 レンタルアップDVD 虹の女神	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
【中古】邦TV レンタルアップDVD 天使の梯	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!
【中古】邦画 レンタルアップDVD 2/2(にぶん	5	安くていいもの!!! 楽天最安値です!!!

図3.3 コピペレビューの一例（「みんなのレビュー・ロコミ情報」より引用）

コピペレビューの特徴として、評価には最高点をつけているものが多い。これらのコピペレビューはそれを読むユーザに間違っただけでなく、レビュー閲覧効率を下げる要因にもなると考える。これらのレビューを前処理でフィルタリングすることは、ユーザに依存せず効果があると考えられる。

実際のレビュー記事を分析すると、ほとんどのレビューが同じであるユーザがいる反面、ごくたまに同一のレビューを投稿しているユーザも存在していた。後者は、一度投稿したレビューについて、評価ポイントを後で修正したくなった場合などが考えられる。この場合、悪質なコピペレビューではなく、レビュー記事の内容もいい加減ではないと考えられる。そこで本論文では、コピペレビューが同一商品に対して投稿されたかどうかで異なる削除方針を採用する。削除方針を以下に示す。

1. 同じ商品に対する同一内容の投稿は、時間的に最新の投稿のみを保留し、それ以外は削除する。
2. 異なる商品に対する同一内容の投稿は、最初の投稿のみを保留し、残りを削除する。



表3.1 日本語評価極性辞書ポジティブな単語の一部

単語	読み方	単語の分類	極性推定値
優れる	すぐれる	動詞	1
良い	よい	形容詞	0.999995
喜ぶ	よろこぶ	動詞	0.999979
褒める	ほめる	動詞	0.999979
めでたい	めでたい	形容詞	0.999645
賢い	かしこい	形容詞	0.999486
善い	いい	形容詞	0.999314
適す	てきす	動詞	0.999295
天晴	あっぱれ	名詞	0.999267
祝う	いわう	動詞	0.999122

表3.2 日本語評価極性辞書ネガティブな単語の一部

単語	読み方	単語の分類	極性推定値
下手	へた	名詞	-0.999831
卑しい	いやしい	形容詞	-0.99986
ない	ない	形容詞	-0.999882
浸ける	つける	動詞	-0.999947
罵る	ののしる	動詞	-0.999961
ない	ない	助動詞	-0.999997
酷い	ひどい	形容詞	-0.999997
病気	びょうき	名詞	-0.999998
死ぬ	しぬ	動詞	-0.999999
悪い	わるい	形容詞	-1

評価属性の例として、映画であればストーリーや俳優・演技，デジカメであればデザイン，操作性，画質，携帯性などが挙げられる．これらは，あらかじめ辞書を構築して抽出に用いる．ユーザにより指定された評価属性に言及したレビューのみを提示することで，効率よくレビュー閲覧が可能になることが期待できる．今回では，実験対象が映画(DVD, Blu-ray)であるため，評価属性はストーリー・内容，俳優，監督，映像，音声，この五つとする．しかし，実際に分類するときに，俳優と監督はどちらも人名で，同一人物が俳優・監督の両方を務める場合もあること，映像と音声に言及する際に用いられる述語（形容詞，副詞など）には共通したものが多く，これらの区別が困難であることから，

本論文ではストーリー・内容，俳優・監督，映像・音声の三カテゴリーに分類する．辞書の構築には，4.2.2節で使うコピレビューフィルタリング処理済みレビュー17,782件の中の10%，1778件を用いた．三つのカテゴリーそれぞれについて，評価属性と評価語の二種類の辞書を構築する．評価属性と評価語はペアで抽出されるため，分類するときにはまず評価属性の辞書により分類する．評価属性の辞書では分類できない場合，評価語の辞書を利用する．フローチャートを図3.5に示す．

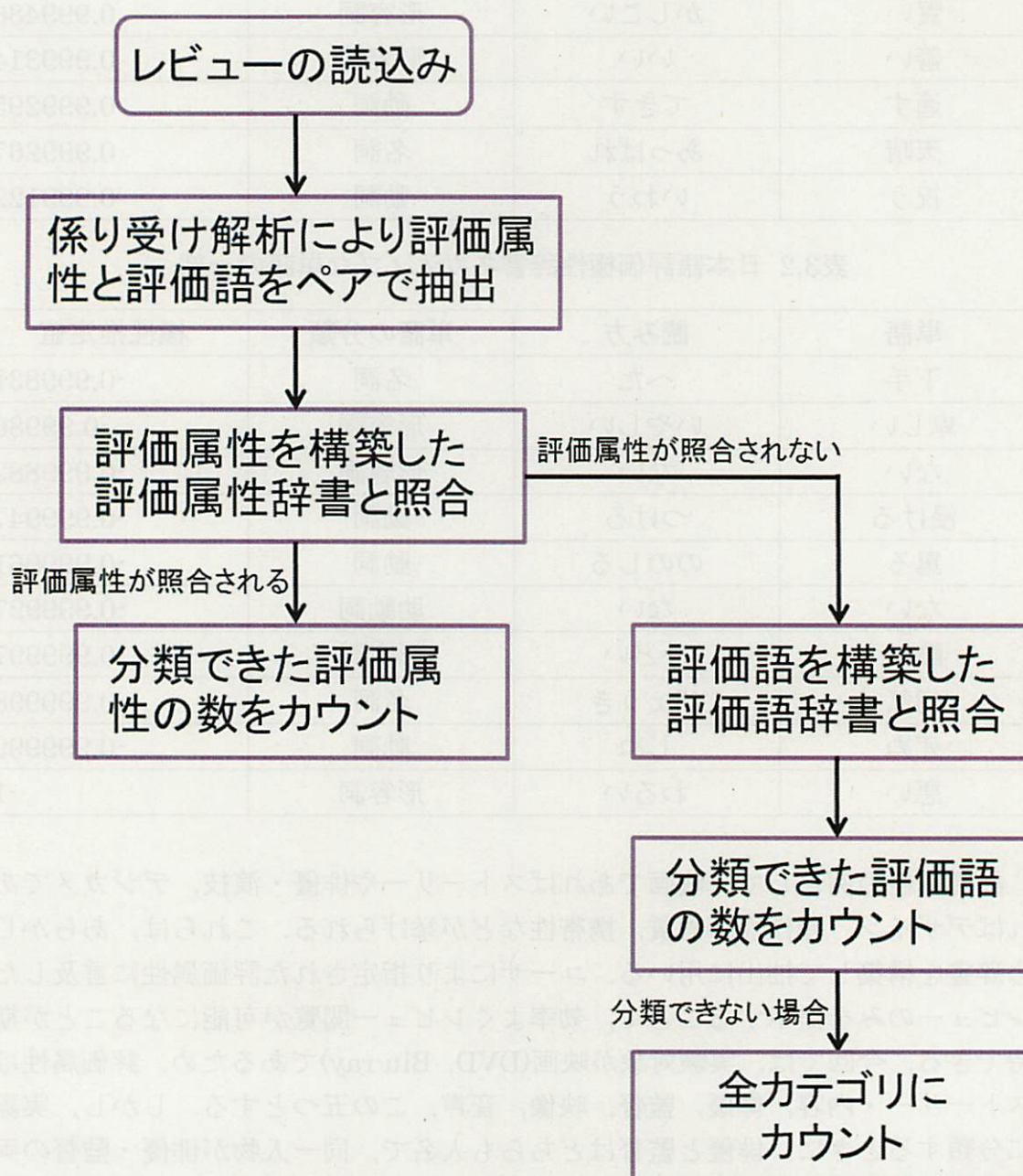


図3.5 処理のフローチャート

最初にレビューを読込み，係り受け解析により評価属性と評価語をペアで抽出する．抽出された評価属性を構築した評価属性辞書と照合し，評価属性が照合されたら，該当するカテゴリについて言及されたと判断する．評価属性が照合されない場合，ペアとなる評価語を構築した評価語辞書と照合し，同様に判定を行う．それでも分類できない単語は，判別不能とし，全カテゴリが言及されたと判断する．

構築した辞書の単語数は表3.3に示す．

表3.3構築した辞書の単語数

辞書	単語数
ストーリー・内容（評価属性）	66
監督・俳優（評価属性）	331
映像・音声（評価属性）	46
ストーリー・内容（評価語）	98
監督・俳優（評価語）	114
映像・音声（評価語）	71

表3.4は構築した分類辞書の一部である．評価語辞書の場合，素晴らしい，すごい，のような単語は三カテゴリのいずれでも使えるため，辞書間でオーバーラップが存在する．

表3.4 構築した分類辞書の一部

ストーリー・内容		俳優・監督		映像・音声	
評価属性	評価語	評価属性	評価語	評価属性	評価語
シーン	素晴らしい	声優	偉大	歌詞	綺麗
シーン	すばらしい	せいゆう	いだい	かし	奇麗
話	スバラシイ	セイユウ	イダイ	カシ	きれい
話し	良い	俳優	可愛	字幕	キレイ
はなし	よい	はいゆう	可愛い	じまく	軽快
ハナシ	ヨイ	ハイユウ	かわいい	ジマク	けいかい
コンテンツ	最高	女優	カワイイ	映像	ケイカイ
こんてんつ	さいこう	じょゆう	いい	えいぞう	美しい
虚構	サイコウ	ジョユウ	イイ	エイゾウ	うつくしい
きょこう	凄い	男優	懐かしい	画質	ウツクシイ
キョコウ	すごい	だんゆう	なつかしい	がしつ	劣る
シリーズ	スゴイ	ダンユウ	ナツカシイ	ガシツ	おとる
しりーず	楽しい	監督	魅力	ウーハー	オトル
内容	たのしい	かんとく	みりょく	うーはー	残念
ないよう	タノシイ	カントク	ミリョク	音楽	ざんねん

3.3. レビューの選択と提示

3.2節で提案したレビューの分析結果に基づき、ユーザにとって有用なレビューを選択し提示する。有用性の判断には、以下の特徴を用いる。

1. レビュー記事中に、ユーザがこだわりを持っている評価属性に言及する表現が出現する頻度。
2. 名詞の出現頻度。
3. レビュー記事の長さ。

一つ目の特徴はレビュー記事より抽出された評価属性を、ユーザがこだわりを持つ属性と照合する。こだわりを持つ属性については、ユーザに明示的に指定してもらう他、2.3節で述べたユーザモデリング手法により推定する方法も考えられる。ユーザがこだわりを持つ評価属性への言及が多く含まれるレビュー記事ほど、そのユーザにとっての有用性は高いと考える。二つ目の特徴は、内容のあるレビューには対象物としての名詞が多く含まれ、具体的な記述が多いとの考えに基づいている。また、読みやすいレビューは適度な長さを持っていると考えられるため、3つ目の特徴も用いる。これらの特徴を考慮してユーザそれぞれにとって、実際どのようなレビューが有用なのかを判別するために、機械学習を利用する。機械学習 (Machine learning) とは、人工知能における研究課題の一つで、人間が自然に行っている学習能力と同様の機能をコンピュータで実現しようとする技術・手法のことである。本論文では分類器を用いて分類学習を行う。一例として、2クラス分類問題 (クラスA,Bとする) を説明する。目的は与えられたデータをクラスA,Bのどちらに属するかを判断する問題である。そのために分類器を、訓練データから学習する。例えば、分類器がナイーブベイズの場合、予測したいデータのクラス値 (AとB) のそれぞれの条件付き確率を、訓練データから求め、確率が最大になるクラス値を予測値とする。

4. 評価実験

4.1. 実験の概要

評価実験は二つの部分により構成される。一点目は図3.1に示した提案手法のうち、コピペレビューのフィルタリング(step1), 評価属性・評価語の抽出(step2)についての評価であり, 実際のレビュー記事を分析することで提案手法の有効性および実現可能性について検証する。二点目は, 価値観に応じて有用なレビューを選択, 提示する手法(step3)についての評価であり, 実験協力者に実際のレビューを評価してもらった結果に基づき評価を行う。

評価実験には, 楽天データ公開で公開している「みんなのレビュー・口コミ情報」を利用する。前者の評価に関して, 具体的には3.1節で提案したコピペフィルタリングの効果の検証, および3.2節, 3.3節において要素技術となる, レビュー記事からの評価表現の抽出可能性についての検証を行う。抽出可能性についての検証は, レビュー記事に評価属性が含まれる程度, および現状の係り受け解析技術による抽出精度の検証に分けられる。

レビューデータの形式を表4.1に示す。今回の評価実験では投稿者, 商品コード, 商品ジャンルID, 評価ポイント, レビュー内容, レビュー登録日時を利用する。2010年に楽天市場に投稿されたレビューの内, 「DVD」および「Blu-ray」に属するレビュー20,576件を分析対象とした。

表4.1 楽天データの形式

Column	Sample
投稿者	user1
年齢	30
性別	1
商品コード	rakutenstore:123456
商品名	【Rakuten Mug】楽天ロゴ入り マグカップ
店舗名	ラクテンストア
商品 URL	rakutenstore/123456/
商品ジャンル ID	215903
商品価格	1500
購入フラグ	1
内容	実用品・普段使い
目的	自分用
頻度	はじめて
評価ポイント	4
レビュータイトル	ペアで買いました！
レビュー内容	注文してから2日で届きました。思ったよりも軽くて持ちやすく、使いやすいです。ペアで2つ購入したのですが、2つとも同じ色なので他の色が出ればいいなと思いました。
レビュー登録日時	2010-01-01 00:00:01

<1>まず最初に、ベネロベ?クルスのヌードを見たいだけの人は購入不可です。スペイン宮廷のミステリアスな作品です。よく題材になるフランス宮廷とは違い愛憎劇が主体になっています。時代背景、テーマ、キャストの選択がマッチしてのめり込んでしまいます。主人公の若いベネロベはもちろん十分魅力的ですが、脚本も凝っています。(★★★★★)

質問1. このレビューは参考になりますか？

- Yes
- No

質問2. 観たことがある映画だと思いますか？

- Yes
- No
- よくわからない

<2> ストーリーを理解する事は難しいですが、映像美がすばらしい。(★★★★★)

質問1. このレビューは参考になりますか？

- Yes
- No

質問2. 観たことがある映画だと思いますか？

- Yes
- No
- よくわからない

図4.1 アンケートのスクリーンショット

ユーザの価値観に応じたレビューの選択・提示に関しては、実験協力者 20 名に実際のレビューを読んでもらい、有用かどうかのラベル付け (Yes, No) をしてもらった結果を用いる。アンケートのスクリーンショットは図 4.1 に示す。前述のレビュー記事から、コピーレビューではなく、かつ評価属性を含むレビュー 60 件を選択して用いた。実験協力者に有用かどうかのラベル付けをしてもらう他、観たことがある映画についてのレビューだと思うかどうかも答えてもらった。得られた結果とレビューの評価属性に言及する表現の出現する頻度、名詞の出現頻度、レビュー記事の長さの 3 種類の特徴を合わせて、データセットを作成する。用意したデータセットに対して、データマイニングツール Weka⁶を用いて分類学習を行うため、データセットを Weka 用の arff 形式に変換する。データセットの一部を図 4.2 に示す。

```

@relation reviews

@attribute number real
@attribute story real
@attribute av real
@attribute people real
@attribute noun real
@attribute length real
@attribute informative{Yes,No}

@data
1,1,0,0,28,153,Yes
2,1,1,0,5,30,No
3,0,1,0,14,77,No
4,3,3,3,10,51,No
5,0,0,1,34,228,Yes
6,1,0,0,3,27,No
7,2,1,1,6,52,No
8,1,0,0,38,235,No
9,1,0,0,9,106,No
10,1,0,0,26,148,Yes
11,0,1,1,4,31,No
12,2,1,3,33,155,No
13,0,0,1,18,105,Yes
14,2,2,2,17,98,No
15,0,0,2,12,93,No
16,1,0,0,17,94,No
17,0,3,0,16,97,No
18,0,1,1,11,61,No
19,1,1,1,11,74,Yes
20,2,0,2,14,110,No

```

図4.2 データセット (一部抜粋)

⁶ <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis) は、ニュージーランドのワイカト大学で開発された機械学習ソフトウェアで、Java で開発されている。GNU General Public License でライセンスされているフリーソフトウェアである。Weka のスクリーンショットを図 4.3 に示す。

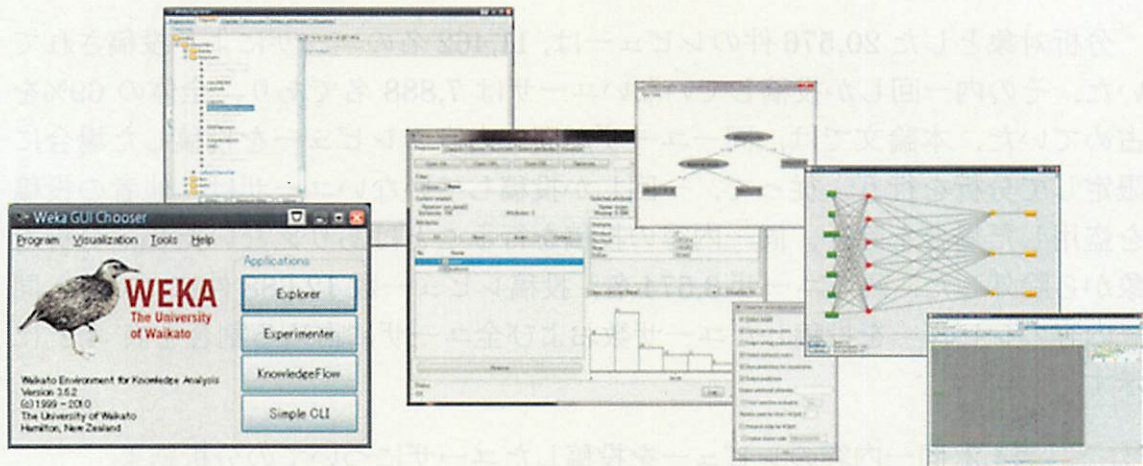


図4.3 Wekaのスクリーンショット

Weka は、データプリプロセッシング、クラスタリング、統計分類、回帰分析、視覚化、特徴選択といった標準的データマイニングタスクをサポートしている。入力は単一のファイルかデータベースで与えられ、各データポイントは一定数の属性を持つものと想定している。Weka には次のような利点がある。

1. GNU General Public License でライセンスされたフリーソフトウェアである。
2. 完全に Java で実装されているので、ほとんどのプラットフォームで動作する。
3. データプリプロセッサとモデリング技法を包括的に取り揃えている。
4. GUI を備えているので使いやすい。

4.2. 実験結果・考察

4.2.1. コピペレビューの削除

分析対象とした 20,576 件のレビューは、11,462 名のユーザにより投稿されていた。その内一回しか投稿していないユーザは 7,888 名であり、全体の 69%を占めていた。本論文では、同一ユーザが同一内容のレビューを投稿した場合に限定して分析を行う。従って、一回しか投稿していないユーザは、他者の投稿を盗用した場合を除き、同一内容の投稿を行うことはありえないため、分析対象から除外した。残るユーザ 3,574 名、投稿レビュー数 12,688 件について、同一内容のレビューを投稿したユーザ数および全ユーザに占める割合を表 4.2 に示す。

表4.2 同一内容のレビューを投稿したユーザについての分析結果

同一内容の投稿回数	ユーザ数	割合
1 回以上	1,750 名	48.96%
80%以上	875 名	24.48%

表 4.2 に示すように、複数回レビューを投稿したユーザ 3,574 名のうち、1,750 名が少なくとも一度以上、同一内容のレビューを投稿したことがあり、全ユーザの半数を占めている。また、投稿の 80%以上が同一内容であったユーザは 875 名で、全ユーザの 1/4 を占めていた。ショッピングサイト毎にこの割合は異なると考えられるが、この様に同一内容のレビューが大量に存在する場合には、本論文で提案するコピペレビューフィルタリングが必要と考える。

表4.3 削除方針の考察

削除方針	投稿総数	平均投稿回数	最大投稿回数
(1)同一商品	1,806 回	2.15 回	4 回
(2)異なる商品	238 回	19.70 回	92 回

さらに、3.1 節で提案した、二種類の削除方針に該当するレビュー記事がどのくらい存在するかについて、分析を行った。その結果を表 4.3 に示す。表において、「投稿総数」は、同一あるいは異なる商品に対して投稿されたコピーレビューの総数を指す。「平均投稿回数」は、商品あたり平均何件の同一内容のレビューが投稿されたか、あるいは同一内容のレビューが平均いくつの商品に対して投稿されたかを指す。同様に「最大投稿回数」は、商品あたり最大何件の同一内容のレビューが投稿されたか、あるいは同一内容のレビューが最大いくつの商品に対して投稿されたか、を指す。表より、同一商品に対して同一内容の投稿を行うことは、異なる商品に対する場合の約 7.5 倍であるものの、平均および最大投稿回数は少ないことがわかる。一方、異なる商品に対して同一内容のレビューを投稿する行為は、平均約 20 点、最大で 92 点もの商品に対して行われていることがわかる。この様なコピーレビューが大量に行われる理由としては、送料無料やポイントを加算するなどの特典を与えていることが考えられる。コピーレビュー自体を減らすための対策は本論文の対象外だが、3.1 節で提案した削除方針を適用することにより、意思決定に無効なコピーレビューを大幅に削除可能であることがわかる。



4.2.2. 評価属性の抽出

分析対象としたレビュー20,576件から、3.1節で提案した削除方針に基づいて2,794件のコピペレビューを削除した、残りの17,782件のレビューを本節での分析対象とする。また今回の対象データは「DVD」および「Blu-ray」に属するレビューであるため、評価属性を俳優・監督、ストーリー・内容、映像・音声とする。分析手順として、レビュー記事から手動で評価属性が含まれていることを確認した後、係り受け解析器 CaBoCha⁷を用いて自動抽出した結果と比較する。CaBoChaの辞書として、Mecabの辞書mecab-ipadic⁸を用いた。

表4.4 評価属性言及箇所の手動抽出結果

レビュー数	割合	平均言及回数	最大言及回数
13,656件	76.80%	1.67回	4回

表4.4に示すように、コピペレビューを削除した17,782件の内、13,656件のレビューは少なくとも一つは評価属性を含んでおり、全レビューの約3/4を占めていた。またレビュー1件あたり、平均1.67回、最大4回の評価属性についての言及が含まれていた。対象データ全体で、合計22,805回の評価属性が含まれていた。

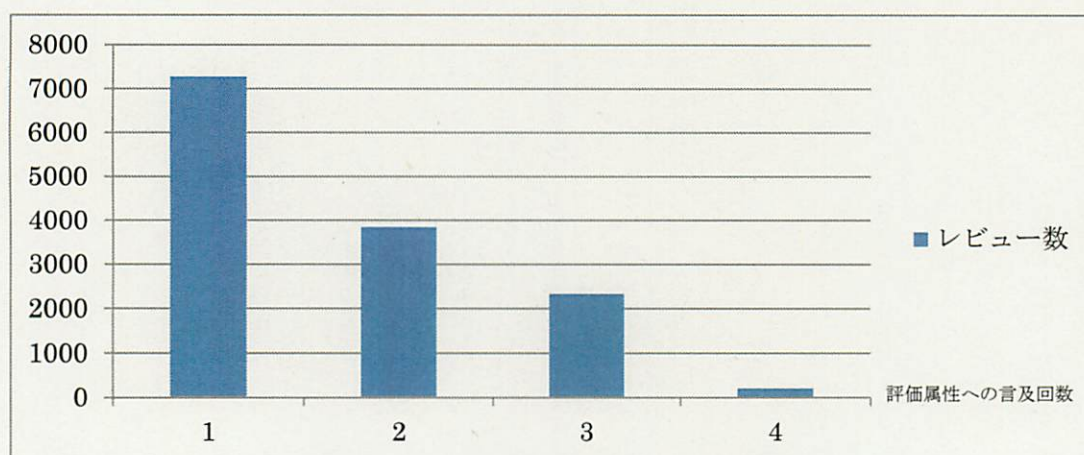


図4.4 レビュー数と評価属性への言及回数の関係

⁷ <http://code.google.com/p/cabocha/>

⁸ <http://mecab.googlecode.com/svn/trunk/mecab/doc/index.html>

表4.5 評価属性言及箇所 of 自動抽出結果

	抽出された箇所	抽出されなかった箇所	合計
本来言及されている箇所	5,234	17,571	22,805
言及されていない箇所	6,523	0	6,523
合計	11,757	17,571	29,328

評価属性が含まれる 13,656 件のレビューに対し係り受け解析を行い評価属性の抽出を行った。その結果を表 4.5 に示す。ここで、係り受け解析で抽出された主語、述語の対のうち、主語が評価属性に該当する場合は正解と判定した。これは、提案手法では評価属性への言及箇所を同定すれば十分であり、評価表現や極性まで正しく抽出する必要はないためである。11,757 回の評価表現が抽出され、その内 5,234 回が評価表現として適切なものであり、適合率は 44.52%であった。しかし、本来言及されている箇所 22,805 回に対し、再現率は 22.95%にとどまった。

係り受け解析による抽出結果が悪かった原因として、評価属性「俳優」についてレビュー中で言及する場合、「主人公」や「女優」などの人名が用いられることが多く、表現のバリエーションが多様であることが挙げられる。例えば、「個人的に、女優さんが好きです。」というレビューでは、女優さんは評価属性として正しく抽出されるが、「北村一輝さんのファンなので購入しました。彼の魅力が発揮されている映画です。」というレビューでは評価属性が抽出されなかった。今回の実験では CaBoCha に標準で付属する辞書を用いたが、この問題を解決するためには、人名辞書の整備が必要と考える。

4.2.3. レビュー有用性の判別

提案手法効果を検証するため、工学系大学生・大学院生及び社会人 20 名に実際のレビューを読んでもらい、有用かどうかのラベル付け (Yes, No) をしてもらった結果を用いる。その結果を表 4.6 に示す。

表4.6 ラベル付けの結果

実験協力者	Yes の数	No の数	Yes-No
User1	20	40	20
User2	38	22	16
User3	26	34	8
User4	27	33	6
User5	38	22	16
User6	37	23	14
User7	53	7	46
User8	34	26	8
User9	39	21	18
User10	53	7	46
User11	43	17	26
User12	10	50	40
User13	42	18	24
User14	36	24	12
User15	25	35	10
User16	22	38	16
User17	41	19	22
User18	22	38	16
User19	38	22	16
User20	56	4	52

表 4.6 では、実験協力者ごとのラベル付け結果を示している。Yes と No の差は最大 52、最少 6 となり、全体では 10~20 程度となる場合が多かった。このことから、実験で用いたレビュー 60 件の中、大体の実験協力者にとって、有用なレビューがある程度存在することがわかる。

表4.7 レビューが対応する映画の視聴経験の有無

実験協力者	Yes	No	よくわからない
User1	11	49	0
User2	1	28	31
User3	5	54	1
User4	2	54	4
User5	7	17	36
User6	8	44	8
User7	2	49	9
User8	1	50	9
User9	1	37	22
User10	1	46	13
User11	0	44	16
User12	2	23	35
User13	1	39	20
User14	3	13	44
User15	7	19	34
User16	0	60	0
User17	7	52	1
User18	4	52	4
User19	7	19	34
User20	2	58	0

表 4.7 では、実験協力者毎に、そのレビューが鑑賞したことのある映画と思われるかどうかを回答してもらった結果をまとめている。観たことがあると思う映画についてのレビューは最大で 11 件、最少で 0 件となり、ほとんどの実験協力者では 5 件以下だった。これより、映画の視聴経験の有無がラベル付けに与える影響は少ないと考える。

表4.8 実験協力者のこだわり

実験協力者	ストーリー・内容	俳優	監督	映像	音声	特にない	よくわからない
User1	○	○	○				
User2	○	○	○				
User3	○			○	○		
User4	○						
User5	○	○	○				
User6	○			○			
User7	○						
User8						○	
User9	○			○	○		
User10	○	○	○	○	○		
User11	○	○					
User12	○						
User13	○	○	○	○	○		
User14	○		○				
User15	○			○			
User16						○	○
User17	○	○					
User18	○						
User19						○	
User20						○	

今回の評価実験は、回答に影響を与えないようにするため、アンケートの最後に自身の映画に対するこだわりを回答してもらった。その結果を表4.8に示す。表4.8では、「特にない」や「よくわからない」を選んだ実験協力者4名を除き、全員ストーリー・内容を選んだ。また、俳優、監督、映像、音声などのこだわりに関して、実験協力者それぞれの違いがみられた。

表4.9 分類学習結果

実験協力者	それぞれカウント			別カウント			手作業		
	NB	SVM	J48	NB	SVM	J48	NB	SVM	J48
User1	66.7%	68.3%	61.7%	60%	70%	61.7%	63.3%	70%	66.7%
User2	81.7%	66.7%	76.7%	81.7%	68.3%	75%	78.3%	68.3%	71.7%
User3	53.3%	58.3%	56.7%	53.3%	58.3%	65%	65%	56.7%	63.3%
User4	63.3%	56.7%	63.3%	58.3%	55%	53.3%	68.3%	58.3%	66.7%
User5	71.7%	70%	81.7%	71.7%	71.7%	81.7%	73.3%	70%	73.3%
User6	65%	63.3%	65%	61.7%	63.3%	48.3%	61.7%	65%	70%
User7	76.7%	88.3%	88.3%	80%	88.3%	86.7%	80%	88.3%	88.3%
User8	75%	56.7%	71.7%	78.3%	55%	68.3%	78.3%	58.3%	68.3%
User9	66.7%	63.3%	71.7%	63.3%	65%	56.7%	60%	65%	53.3%
User10	81.7%	88.3%	88.3%	81.7%	88.3%	88.3%	88.3%	88.3%	86.7%
User11	68.3%	71.7%	70%	66.7%	75%	66.7%	75%	75%	73.3%
User12	76.7%	83.3%	75%	83.3%	85%	85%	85%	83.3%	86.7%
User13	63.3%	70%	65%	63.3%	68.3%	65%	65%	68.3%	63.3%
User14	56.7%	53.3%	71.7%	56.7%	53.3%	71.7%	56.7%	53.3%	50%
User15	78.3%	61.7%	71.7%	73.3%	66.7%	73.3%	76.7%	61.7%	73.3%
User16	91.7%	66.7%	88.3%	90%	66.7%	86.7%	90%	66.7%	86.7%
User17	70%	70%	70%	76.7%	71.7%	75%	71.7%	71.7%	73.3%
User18	68.3%	63.3%	63.3%	66.7%	63.3%	70%	53.3%	61.7%	60%
User19	55%	60%	56.7%	53.3%	58.3%	56.7%	55%	60%	63.3%
User20	86.7%	93.3%	91.7%	93.3%	93.3%	93.3%	88.3%	93.3%	93.3%

用意したデータセットに対し、データマイニングツールWeka を用いて分類学習を行う。なお、この実験においては楽天データセットから、実験に用いたデータセットとは重複しない1,778件のレビューを分析して作成した辞書を用いて特徴量を求めている。分類学習において、NaiveBayes, SVM, J48, 三つの分類器を用いて10分割交差検証を行った。10分割交差検証では標本データを10分割し、全体の9/10を訓練データ、残りの1/10をテストデータとする評価を、10通り行う手法である。表において「それぞれカウント」とは、3.2節の評価属性と評価語の分類であり、どのカテゴリにも分類できない場合に全カテゴリに対しカウントすることを意味する。「別カウント」とは、分類できない場合に、新しい特徴を用意し、その特徴にカウントすることを意味する。また「手作業」とは、評価属性への言及回数を辞書を用いずに手作業で集計し、データセット

を作成した場合を指す。結果を表4.9に示す。表4.9の結果は、特定個人について、有用性の判断基準を学習する可能性についての検証である。20ユーザそれぞれに3種類の分類学習を行った計60回の実験結果において、「それぞれカウント」、「別カウント」、「手作業」ごとに、正解率の最大値を取った回数は、「手作業」が32回、「別カウント」が30回、「それぞれカウント」が26回であり、「手作業」がわずかに他を上回ったもののほぼ同様の結果と言える。全体的に見ると、48.3%から93.3%までの正解率が得られた。また、SVM分類器は、NaiveBayesやJ48より、やや優れていることがわかる。ほとんどの結果において、70%以上の正解率となるユーザが半数程度いることから、ある程度有効性があると考えられる。

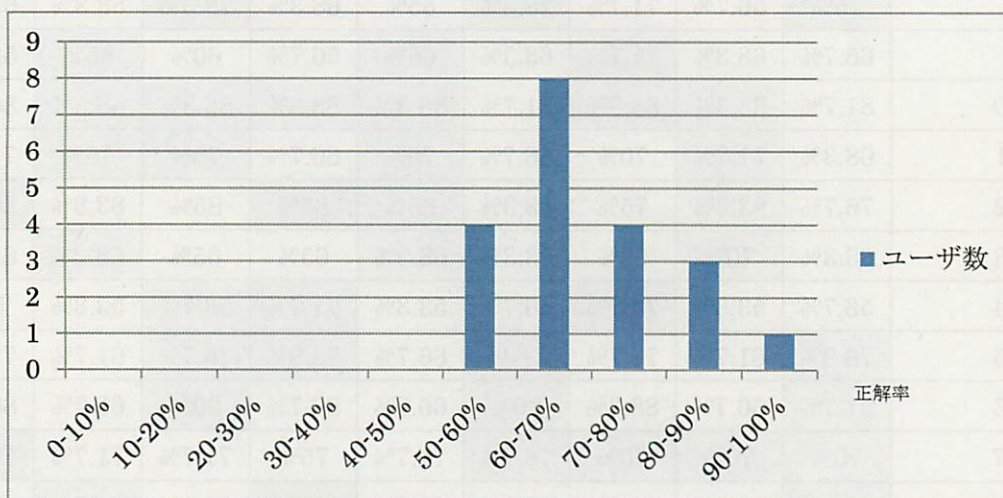


図4.5 それぞれカウントのSVMの結果

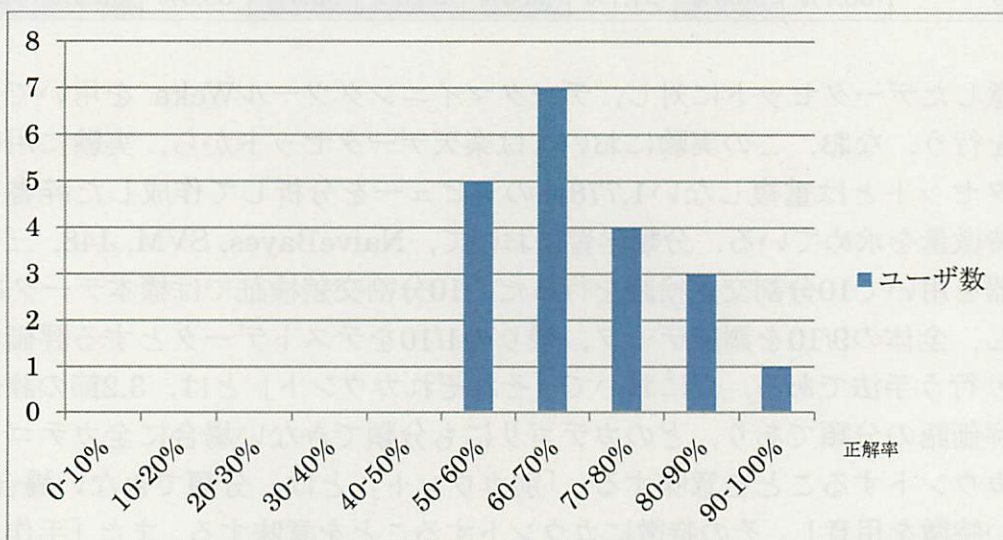


図4.6 別カウントのSVMの結果

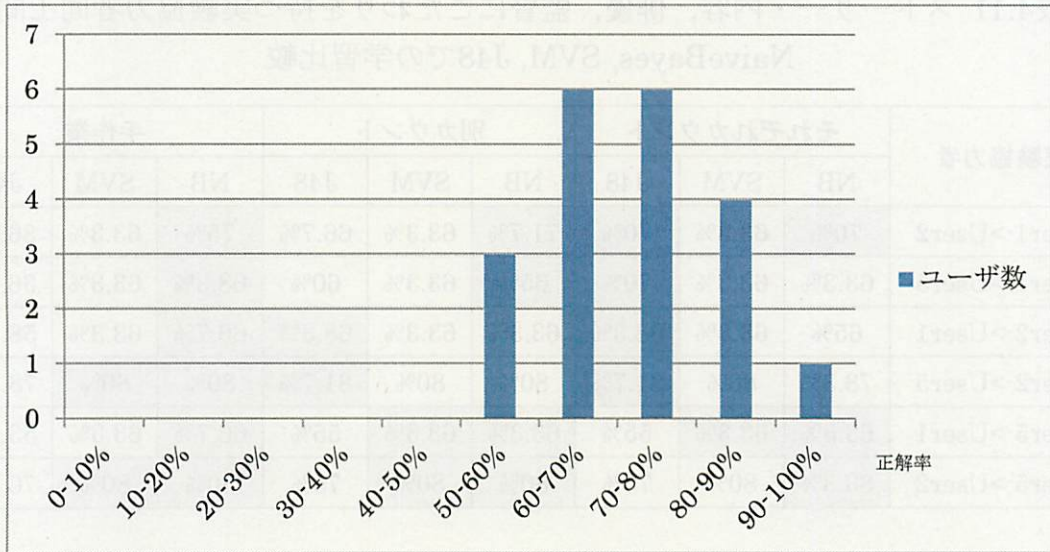


図4.7 手作業のNaiveBayesの結果

それぞれカウント，別カウント，手作業それぞれの中で，一番良い結果が得られた分類器の学習結果について，ユーザ毎の正解率のヒストグラムを図4.5～図4.7に示す．それぞれカウントと別カウントで一番良い分類器はSVMであり，60%～70%の正解率となるユーザ数が一番多かった．手作業の中で一番良い分類器はNaiveBayesであり，60%～70%と70%～80%のユーザ数が同数で最多であった．

また，表4.8に示したとおり，同じこだわりを回答した実験協力者が何人か存在した．同じこだわりを持つユーザは，判断基準にも共通性があるかを検証するために，供給テストセットによる実験も行った．その結果を表4.10～表4.14に示す．供給テストセットでは，ある一人のデータを用いて学習し，同じこだわりを持っている別の人のデータで検証する．全体的に36.7%から88.3%までの正解率が得られた．同一ユーザデータでの学習結果と比較すると多少正解率は低下しているが，共通性が見られるユーザの組み合わせが存在することがわかる．

表4.10 ストーリー・内容，映像，音声にこだわりを持つ実験協力者同士間 NaiveBayes, SVM, J48での学習比較

実験協力者	それぞれカウント			別カウント			手作業		
	NB	SVM	J48	NB	SVM	J48	NB	SVM	J48
User3->User9	41.7%	48.3%	48.3%	41.7%	48.3%	48.3%	51.7%	48.3%	48.3%
User9->User3	45%	48.3%	48.3%	43.3%	46.7%	46.7%	50%	48.3%	48.3%

表4.11 ストーリー・内容, 俳優, 監督にこだわりを持つ実験協力者同士間
NaiveBayes, SVM, J48での学習比較

実験協力者	それぞれカウント			別カウント			手作業		
	NB	SVM	J48	NB	SVM	J48	NB	SVM	J48
User1->User2	70%	63.3%	70%	71.7%	63.3%	66.7%	75%	63.3%	36.7%
User1->User5	63.3%	63.3%	70%	65%	63.3%	60%	68.3%	63.3%	36.7%
User2->User1	65%	63.3%	68.3%	63.3%	63.3%	68.3%	66.7%	63.3%	58.3%
User2->User5	78.3%	80%	81.7%	80%	80%	81.7%	80%	80%	78.3%
User5->User1	63.3%	63.3%	55%	63.3%	63.3%	55%	66.7%	63.3%	53.3%
User5->User2	83.3%	80%	75%	80%	80%	75%	80%	80%	76.7%

表4.12 ストーリー・内容, 映像にこだわりを持つ実験協力者同士間NaiveBayes,
SVM, J48での学習比較

実験協力者	それぞれカウント			別カウント			手作業		
	NB	SVM	J48	NB	SVM	J48	NB	SVM	J48
User6->User15	41.7%	48.3%	48.3%	41.7%	48.3%	48.3%	51.7%	48.3%	48.3%
User15->User6	45%	48.3%	48.3%	43.3%	46.7%	46.7%	50%	48.3%	48.3%

表4.13 ストーリー・内容, 俳優, 監督, 映像, 音声にこだわりを持つ実験協力者
同士間NaiveBayes, SVM, J48での学習比較

実験協力者	それぞれカウント			別カウント			手作業		
	NB	SVM	J48	NB	SVM	J48	NB	SVM	J48
User10->User13	73.3%	75%	70%	71.7%	75%	70%	65%	73.3%	70%
User13->User10	83.3%	73.3%	88.3%	83.3%	71.7%	81.7%	76.7%	73.3%	88.3%

表4.14 ストーリー・内容, 俳優にこだわりを持つ実験協力者同士間NaiveBayes,
SVM, J48での学習比較

実験協力者	それぞれカウント			別カウント			手作業		
	NB	SVM	J48	NB	SVM	J48	NB	SVM	J48
User11->User17	73.3%	66.7%	68.3%	71.7%	66.7%	70%	65%	66.7%	76.7%
User17->User11	70%	66.7%	63.3%	71.7%	66.7%	68.3%	71.7%	66.7%	70%

供給テストセットによる実験結果の中でも、それぞれカウント、別カウント、手作業それぞれの中で、一番良い結果が得られた分類器の学習結果について、ユーザ毎の正解率のヒストグラムを図4.8~図4.11に示す。それぞれカウントで一番良い分類器はJ48であり、40%~50%と70%~80%の正解率となる結果の回数が一番多かった。別カウントではNaiveBayesとSVMが同数で一番良い分類器であった。手作業の中で一番良い分類器はNaiveBayesであり、60%~70%の正解率となる結果の回数が最多であった。

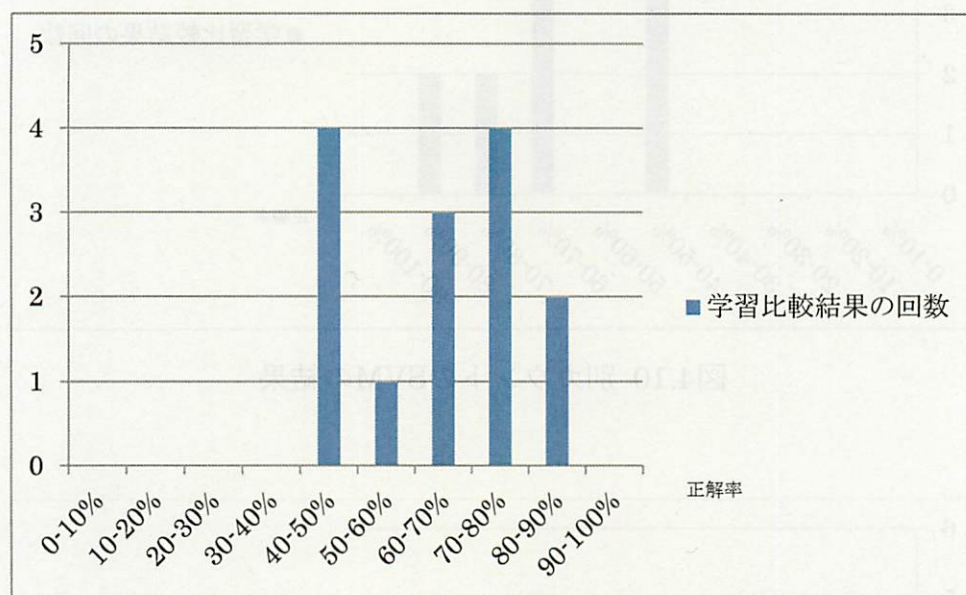


図4.8 それぞれカウントのJ48の結果

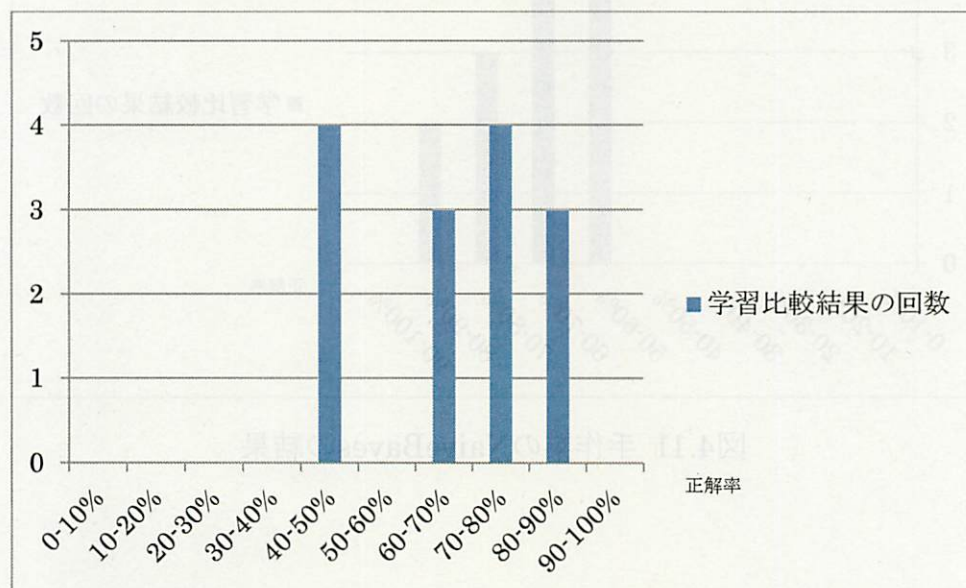


図4.9 別カウントのNaiveBayesの結果

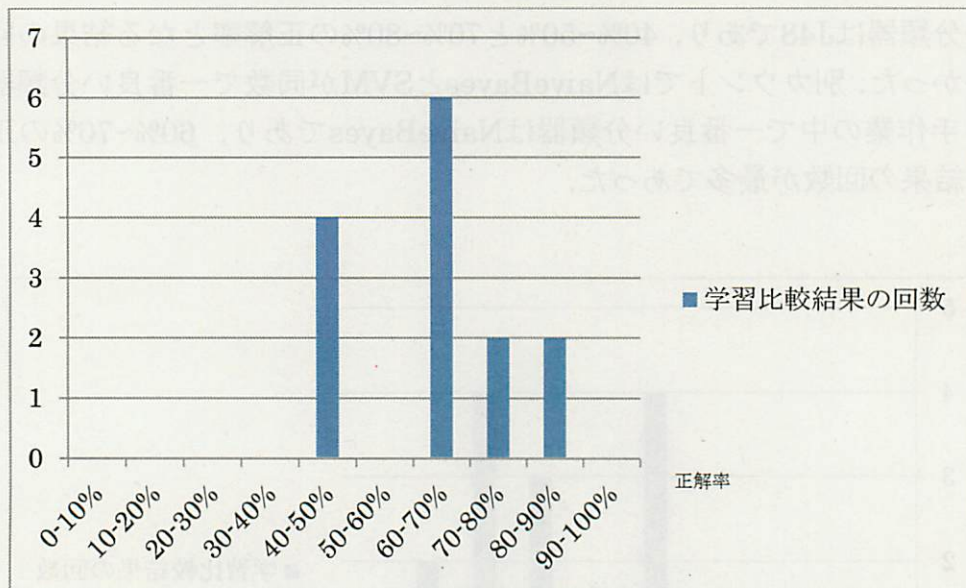


図4.10 別カウントのSVMの結果

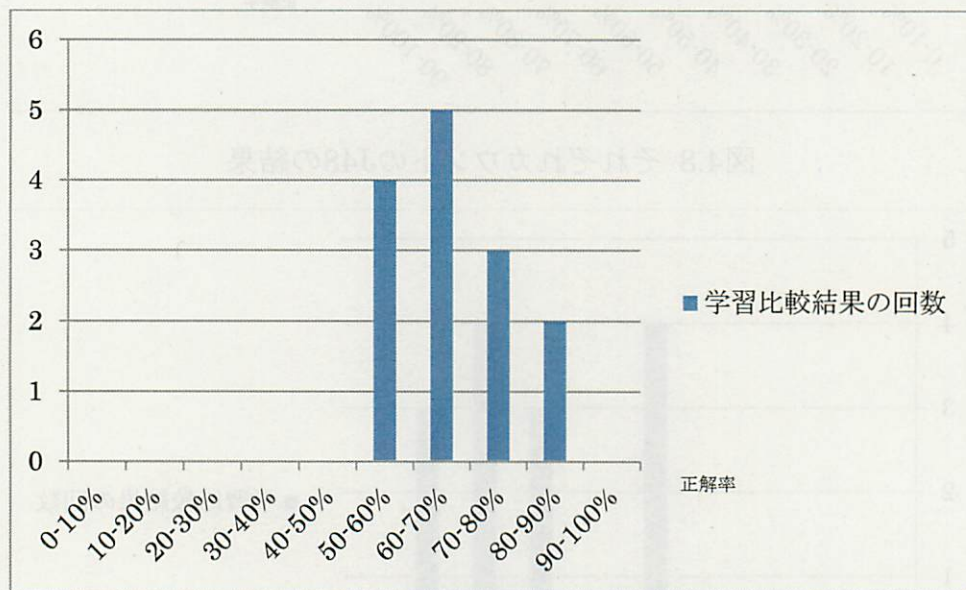


図4.11 手作業のNaiveBayesの結果

表4.15 全員（大多数）が有用と判断したレビュー

レビュー番号	有用と判断したユーザ数	レビュー本文	文字数
34	20	少林サッカー、カンフーハッスルに続く <u>チャウ・シンチー監督</u> 作品。これまでの <u>流れと違ってカンフーがメインのストーリーではない</u> けれど、この超B級っぷりはやはりシンチーならではです。途中、ほろりとする場面もあってこれまでのシンチー映画とは一味違いますが、あちこちにちりばめられたくだらなさ加減は相変わらずでたまりません！！何も考えずにただ笑いたい・・・そんな時にはおすすめです。	189
10	19	<u>ニコール・キッドマン</u> 、 <u>ヒュー・ジャックマン</u> 、原住民の子供の3人が織り成す <u>家族愛がストーリーの軸</u> となっています。その演出に『 <u>オズの魔法使い</u> 』のテーマ曲 <u>オーバー・ザ・レインボー</u> が頻繁に使われます。まるで現代版の『 <u>オズの魔法使い</u> 』を見ているような心地良い気分でした。 <u>ハッピーエンド</u> なもの良かったです。	148
22	19	この映画はこれまでの映画のどれよりも良かったと思って見ました。 <u>ストーリーもよかったし</u> 、おなじみのキャラクター達は全開だし、何と言っても <u>金獅子のシキの役が竹中直人さん</u> ではまり役でとても良かったです。おまけのトーンダイヤルやトランプなど、うれしいものでした。これはよいものを買ったと思いました。特典映像の舞台あいさつも最高でした。ワンピースの <u>声優さん達</u> が身近に感じられました。	187
31	19	エルム街の悪夢は単なるホラーの域を超えた完成された <u>ストーリー</u> を持っていると思います。今回はフレディ誕生の理由にスポットを当てた <u>ストーリー展開</u> で、続編としても楽しめます。あえて <u>CG映像</u> を抑えているのも繋がりが良いです。	110

全員や大多数が有用と判断したレビューを表4.15に示す。全員が有用と判断したレビューは1件、大多数(19人)が有用と判断したレビューは3件であった。レビューの内容として、例えば、レビュー34は監督とストーリーに言及しており、レビュー10は俳優、ストーリー、音声に言及してることがわかる。また、多少差があるが、4件のレビューは共に適度の長さを持っている。

表4.16 全員（大多数）が有用ではないと判断したレビュー

レビュー番号	有用ではないと判断したユーザ数	レビュー本文	文字数
60	18	エバサマ2はビデオで持っている、その3つというんじゃ買わない訳にはいきません！ <u>アンソニさんの映像に惚れ惚れ！</u> 今期は、移動のクルマの中でヘビロテ必至！ 内容は、皆さん買ってからの楽しみ！	97
30	17	ムショウに観たくなって買ってしまいました。 <u>ストーリーももちろんですが、桜子のファッションをみるのも楽しいです。</u>	57
47	16	ドラマのときからはまっています。 <u>映画では玉山鉄二が準主役ですが、やはり大森南朋が一番だと思います！</u>	50
3	14	昔、映画を見に行ったらLDが出た時も購入し見ていました。いまや BL。これは買うっきゃないともはや衝動的に購入。 <u>音声も映像も最高</u> 、それに懐かしさ満点。	77
4	14	<u>映像はもちろん音声も良かった（高め）</u> と思います。最後の寺田さんもファンには??気持ちができるような！	51
17	14	TV シリーズも見て絶対映画行くぞ！ と思ってたんですが行けなかったのが迷わず予約。楽しみです。映画の評判も良かったし、 <u>特別出演に亀梨くんも出るし・・・何よりも春馬くんの笑顔が見たいです！</u>	97
53	14	<u>浅野忠信大好き</u> 。色気のある作品です。 <u>松たか子の演技も大注目です。</u>	34

全員や大多数が有用ではないと判断したレビューを表4.16に示す。実験協力者20人のうち、18人が有用ではないと判断したレビューは1件、17人が有用ではないと判断したレビューは1件、16人が有用ではないと判断したレビューは1件、14人が有用ではないと判断したレビューは4件であった。レビューの内容として、全体的に俳優や映像への言及が確認されたが、ストーリーへの言及が少なかった。今回実験協力者20人中、「特になし」や「よくわからない」を選んだ実験協力者4名を除き、全員ストーリー・内容を選んだことと関係があると考えられる。また、文字数がすべて100以下であり、全員や大多数が有用と判断したレビューと比べ、レビューの長さが短いことがわかる。

表4.17 俳優・監督にこだわりがあるが音声映像にはない人の多くが有用と判断したレビュー

レビュー番号	有用と判断したユーザ数	レビュー本文	文字数
1	3	まず最初に、ペネロペ?クルスのヌードを見たいだけの人は購入不可です。スペイン宮廷のミステリアスな作品です。よく題材になるフランス宮廷とは違い愛憎 劇が主体になっています。時代背景、テーマ、キャストの選択がマッチしてのめり込んでしまいます。 <u>主人公の若いペネロペはもちろん十分魅力的ですが、脚本 も凝っています。</u>	153
5	3	夏川結衣さんのファンの方なら是非お勧めします。私は、TV ドラマ「結婚できない男」でたまたまみた <u>夏川結衣さんに一目惚れしてます。</u> <u>夏川さん（現在アラフォー）の若い頃の体当たり作品です。</u> 根津甚八の本物の演技に対していかにも若々しい <u>夏川さんの演技が素敵</u> です。初めて見たなら全く別人の作品と言っても良いくらい今の夏川さんとは違います。全体はVシネマ的なバイオレンスものです。古典的な展開は見ていて迷いがありません。それにしても、女優さんは大変だなー！！	228
21	3	トランスポータ3最高。 <u>ジェイソンは今一番旬の俳優だしリョックベッソン監督の独特の世界観が見事にマッチしている。</u> 大体シリーズものは飽きてくるが遜色なく飽きがこないのも魅力かな。	88
25	3	深夜枠で放送されていた特撮ドラマ「牙狼<GARO>」の廉価版！作品のコンセプトとしては「大人が観る特撮ヒーロー」とにかく、子供向けのヒーローものとはわけが違う！ワイヤーアクションだけでなく、 <u>ストーリー構成の完成度も天下一品。</u> 文句のつけどころがない。そんな傑作作品が2,000円以下（！？）過去に販売された価格の「5分の1」の低価格で販売されるとは…映画も公開されるので、劇場に足を運ぶ前におさらいするのも良しですね。	209

レビュー番号	有用と判断したユーザ数	レビュー本文	文字数
28	3	「天国への郵便配達人」を見たくて購入しました。映画館でも何度も見ましたが、この作品、 <u>ストーリー、映像、音楽、そしてジェジュン</u> 、すべてが本当に大好きな一作だから、シン・ジェジュンに会いたいときに会える、そう思うと、ちょっと高額なのも気になりません。買って良かった！私が購入した際には、booklet はついていました！	160
32	3	レンタルで観ただけで、親子共々ハッピーのツボに入り注文しちゃいました。(ポイントで交換) ジゼルの天真爛漫さと言うか、 <u>ストーリーの能天気さ</u> と言うか(笑) おとぎ話と現実の見事なハーモニー(?) とくかく観ててハッピー♪もやもやした悩み事は隅に追いやって、この映画の間だけは楽しんじゃおう！って気になりました。内容が濃くて、心が揺れ動くようなストーリーもいいけれど・・・たまには頭を空っぽにして観れるこんなストーリーもいいのでは？	219
35	3	デジタル・リマスターで甦った影響の綺麗な事、しびれました。 <u>マイケル・マン監督はドラマチックな作りをするので好んでいます。主役2人の演技も素晴らしい。</u>	75
40	3	アニメのときかけを見て、前作の原田知世のときかけ見て、この作品がでると言うことで(しかも声優やってた仲イリサちゃん主演!) 楽しみにしてました 昭和の中尾くんがダサくてはじめはなんで、この人が~!?って違和感がありましたが、最後には私までが中尾くんファンになりました 最後が…切なくて…できればこの後の続きをみたい感じです <u>エンディングのいきものがかりのノスタルジアが頭から離れません</u> DVDを字幕で見たり、説明付きにしてみたりして、繰り返し見てます さらに内容が分かりますよ～	239
44	3	最近のCGに慣れてしまったせいか特段にすごいとは言えません。きれいですけどね。 <u>ストーリーも結局のところ他の映画と変わらない。</u> 最近の映画はある種のシュミレーションをリアルな再現映像で楽しむためにあるのかもしれない…。それが映画の楽しみ方なのかもしれませんが。	132

レビュー番号	有用と判断したユーザ数	レビュー本文	文字数
49	3	このコッペリア、予定では吉田都さんが主役を演じるはずだったんですよね。 <u>怪我で降板してしまい、かわりにリヤーン・ベンジャミンが演じています。</u> もちろん上手なのですが、ちょっと表情が苦手です。アコスタはクリーンなテクニックをみせています。マズルカやチャルダッシュが楽しいですし、終幕の祈りの踊りも素敵です。	155
54	3	太平洋戦争については、色々な映画がありますが、日露戦争の映画は初めて見ました。明治時代でも、思ったより、兵器は近代的でした。 <u>あおい輝彦や夏目雅子の演技が光ります。</u>	82
57	3	<u>智くんの単独主演ドラマDVDは原則理屈抜きで買うことに決めているので、もちろん買うのですが、「怪物くん」に関しては本人が主役は全員だと言っているようにどの配役もはまり役で、もちろん智くんの演技も文句なく、多少ストーリーに無理があるのも現代ドラマではなくこういう作品なので違和感なく、文句ぬきで楽しむことができました。</u> まだ最終回も見ていませんが。特典映像も楽しみです!!	188

俳優・監督にこだわりがあるが音声映像にはない人の多くが有用と判断したレビューを表 4.17 に示す。条件に該当した実験協力者は 3 人 (User1, User2, User5) であり、3 人とも有用と判断したレビューは合計 16 件であった。このうち、レビュー番号 10,22,31,34 は表 4.15, 4.16 に掲載されているため表 4.17 では省略している。レビューの内容として、12 件のレビューは各自選んだこだわりとほぼ一致し、ほとんど俳優や監督に言及しており、映像や音声への言及はあまりないことがわかる。

表4.18 映像音声にはこだわりがあるが俳優・監督にはない人の多くが有用と判断したレビュー

レビュー番号	有用と判断したユーザ数	レビュー本文	文字数
19	4	懐かしの昭和ライダーをひとまとめに見られるので良かったです。 <u>つじつまの合わないストーリー展開</u> はご愛嬌（笑）値段もお手頃価格ではないでしょうか？	74
23	4	<u>前作主人公が脇役でパトリシア・アークエットが主役です。</u> しかもとても若い。内容はフレディ誕生秘話が語られます。 <u>ストーリー展開も良いです。</u> 本作品が1番おもしろいです。	82

映像音声にはこだわりがあるが俳優・監督にはない人の多くが有用と判断したレビューを表 4.18 に示す。条件に該当した実験協力者は 4 人 (User3, User6, User9, User15) であり, 4 人とも有用と判断したレビューはレビュー番号 1,10,19,22,23,25,31,32,34 の合計 9 件であった。このうち, 表 4.15-4.17 に掲載されていない 19, 23 のみを表 4.18 に示している。レビューの内容として, 映像音声に言及したものは 9 件中 2 件に過ぎない一方, 俳優・監督に言及したものが 5 件あり, こだわりとほとんど一致していないことがわかる。これらのユーザ間における供給セットによる実験結果は表 4.10, 4.12 になるが, 他と比較して正解率が低くなっており, レビュー内容とこだわりの不一致が学習結果に影響を与えた可能性があると考える。

表4.19 結果が良かったユーザ

ユーザ	正解率	ス内	俳優	監督	映像	音声	特に	不明	視聴経験			ラベル付け	
									Yes	No	不明	Yes	No
User7	76.7%-88.3%	○							2	49	9	53	7
User10	81.7%-88.3%	○	○	○	○	○			1	46	13	53	7
User12	75%-86.7%	○							2	23	35	10	50
User20	86.7%-93.3%						○		2	58	0	56	4

表4.20 結果が悪かったユーザ

ユーザ	正解率	ス 内	俳 優	監 督	映 像	音 声	特 に	不 明	視聴経験			ラベル付け	
									Yes	No	不明	Yes	No
User3	53.3%-65%	○			○	○			5	54	1	26	34
User14	50%-71.7%	○		○					3	13	44	36	24
User19	53.3%-63.3%						○		7	19	34	38	22

分類結果が良かった／悪かったユーザをまとめて、表4.19と表4.20に示す。ここで、全ての分類学習方法における正解率が75%以上のユーザを良い結果、全て75%未満のユーザを悪い結果としている。結果が良かったユーザは4人、悪かったユーザは3人であった。結果が良かったユーザは実験用の60件レビューに対して、視聴経験が少ないことがわかる。また、ラベル付けの結果、YesとNoの差が大きい傾向がある。結果が悪かったユーザは、良かったユーザより視聴経験が多いことがわかる。ラベル付けの結果に関しては、YesとNoの差が小さくなっている。視聴経験の少ないユーザにとって、実験用のレビューはほぼ観たことがない映画のレビューであり、有用の可能性が高いと考える。逆に、視聴経験の多いユーザは観たことがある映画のレビューを読むとき、既に自分の観点や感想を持っているため、本来有用かもしれないレビューも参考にならなくなると考える。

分類学習において、どの属性が分類に影響しているかを知るため、得られた分類器について分析する。3種類の分類学習手法のうち、可読性の高い決定木の結果を図4.12、図4.13に示す。図4.12はUser9の「それぞれカウント」、図4.13はUser14の「手作業」の場合に学習された決定木である。このユーザ二人の学習結果はユーザのこだわりを正確に反映しているため、考察例として取り上げた。Storyはストーリー・内容、avは映像・音声、peopleは俳優・監督、nounは名詞、lengthはレビューの長さを示している。User9のこだわりはストーリー・内容、映像、音声である。学習内容を見ると、storyとavがルートに近い位置に配置され、分類に大きい影響を与えていることがわかる。これはユーザのこだわりと一致している。User14のこだわりはストーリー・内容、監督である。学習内容では、story、peopleとavがルートに近い位置に存在することから、分類に大きな影響を与えていることがわかる。これらの結果より、レビューの有用性判定には、ユーザのこだわりが影響を与えていると考える。

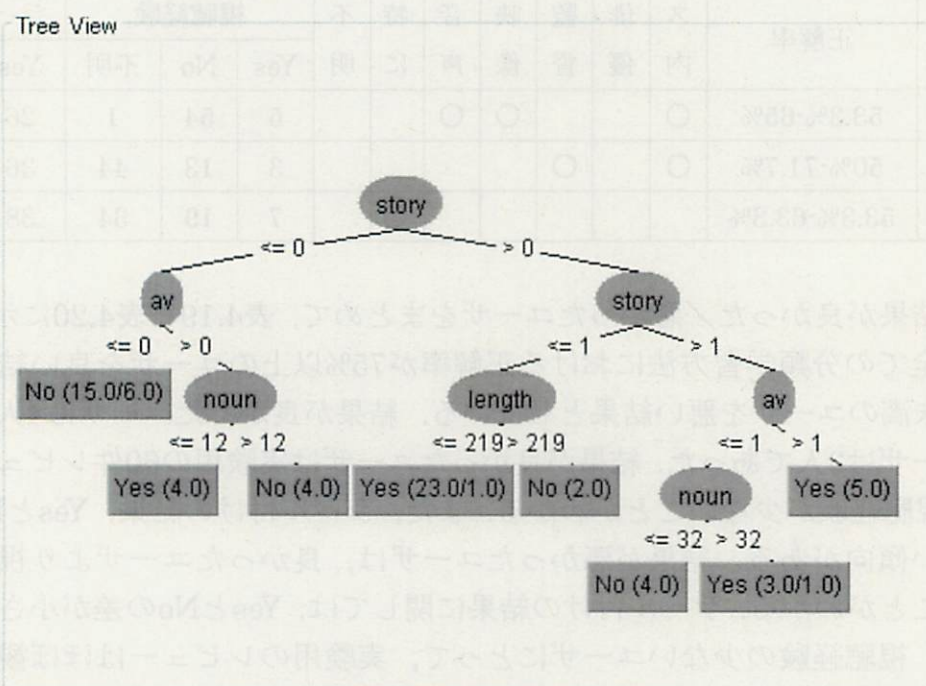


図4.12 User9のJ48の学習内容 (それぞれカウント)

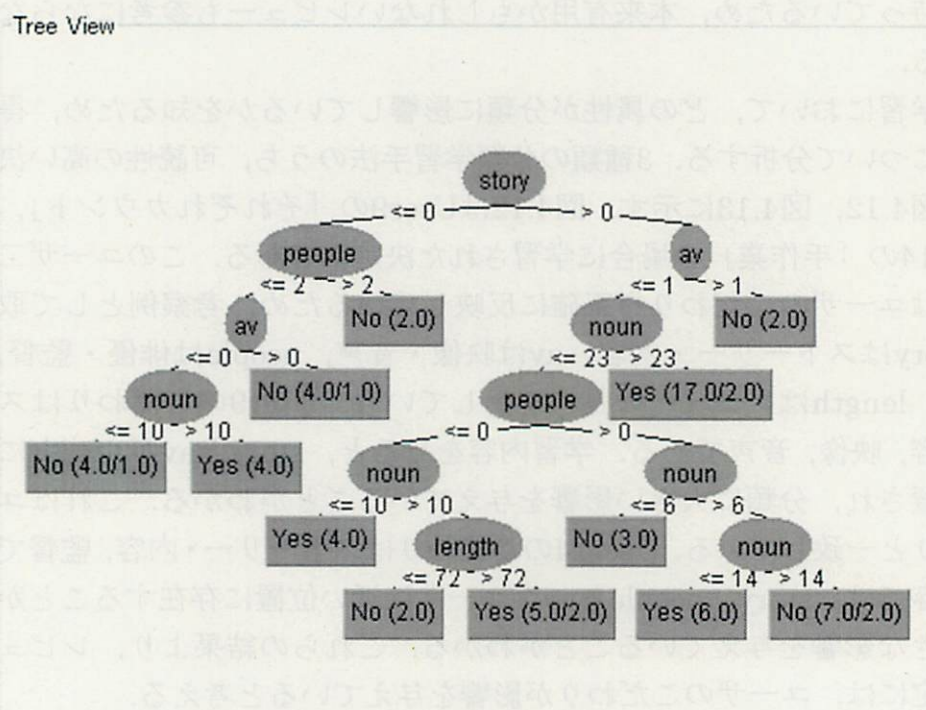


図4.13 User14のJ48の学習内容 (手作業)

5. 終わりに

本論文では、価値観に着目したレビューの有用性評価手法を提案し、ユーザそれぞれの価値観に着目することにより、レビューの有用性を評価する手法を提案した。提案手法では前処理としてコピペレビューのフィルタリングを行う。次にレビューの文章を係り受け解析し、評価属性（主語）と評価語（述語）を抽出する。抽出された単語を事前に構築した辞書によって分類を行う。最後に、ユーザによって指定された価値観に応じ、レビューを選択・提示する。

実験協力者による評価実験により、提案手法の有効性を検証した。実験結果により、ユーザにとって有用なレビューはこだわりを持つ評価属性への言及があり、適度な長さを持つ特徴がある事を示した。また、同じこだわりを持つユーザ同士の間、レビューの判断にも共通性がある事を示した。実験で利用した60件のレビューは全実験協力者に共通のものを用いたが、視聴経験の有無が学習結果の性能に影響を与える結果が得られた。視聴経験の少ないユーザにとって、手がかりとしてのレビューの有用性は高く、提案手法の有効性が高いことが期待できる。今回の実験において、商品のカテゴリーは映画（DVD, Blu-ray）に絞ったが、他のカテゴリーへの応用も可能と考える。

提案手法は、関連研究では考慮されていなかった価値観に着目し、効率的なレビュー閲覧を支援するものであり、オンラインショッピングなどにおける情報収集、購買意思決定に貢献する事が期待できる。

謝辞

本研究を進めるにあたり，多大なご指導，ご協力をいただいた高間康史准教授，山口亨教授，西川清史准教授には深く感謝の意を表すとともに，厚くお礼申し上げます．また，終始適切な助言を賜り，丁寧に指導して下さった同研究室の先輩服部俊一氏に感謝します．そして，被験者実験にご協力をいただいた方々や，高間研究室の皆様にも，この場を借りてお礼を申し上げます．

参考文献

- [1] Kazunori Fujimoto, "A Computational Account of Potency Differences in eWOM Messages Involving Subjective Rank Expressions," IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology, p138-p142, 2011.
- [2] Kazunori Fujimoto, "An Investigation of Potency of eWOM Messages with a Focus on Subjective Rank Expressions, " IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology, p97-p101, 2010.
- [3] 藤本 和則, 本村 陽一, 松下 光範, 庄司 裕子, 意思決定支援とネットビジネス, オーム社, p. 190, 2005.
- [4] Michael Gamon and Anthony Aue, editors. "Proceedings of the Workshop on Sentiment and Subjectivity in Text, " Association for Computational Linguistics, Sydney, Australia, 2006.
- [5] M.B. Holbrook, "Consumer value: a framework for analysis and research, " Routledge, 1999.
- [6] Vasileios Hatzivassiloglou and Katherine R. McKeown, "Predicting the semantic orientation of adjectives, " In Proceedings of ACL, pp. 174-181, Madrid, Spain, 1997.
- [7] 服部 俊一, 毛 中杰, 高間 康史, 推薦情報の多様化に向けた価値観に基づく情報推薦システムの提案, 第 28 回ファジィシステムシンポジウム (FSS2012), TF1-2, 2012.
- [8] 平山 拓央, 湯本 高行, 新居 学, 高橋 豊, 属性評価モデルに基づく商品評価の抽出と提示, 第 9 回日本データベース学会年次大会, F2-5, 2011.
- [9] 稲葉 真純, 長野 伸一, 長 健太, 溝口 裕美子, 川村 隆浩, "CGM 分析技術の現状と課題 -メタデータ, オントロジーの応用可能性について-, " 人工知能学会研究会資料, SIG-SWO-A603-06, p06-01-p06-08, 2008.
- [10] Finn V. Jensen, "An Introduction to Bayesian Networks, " UCL Press, 1996.

- [11] 工藤 拓, 松本 裕治, チャンキングの段階適用による日本語係り受け解析, 情報処理学会論文誌, 43 巻 6 号, pp.1834-1842, 2002.
- [12] Michel R. Klein and Leif B. Methlie, "Knowledge-Based Decision Support Systems: With Applications in Business, 2nd edition, " John Wiley and Sons Inc., 1995.
- [13] 乾孝司, 奥村学, テキストを対象とした評価情報の分析に関する研究動向, 「自然言語処理」 Vol.13, Num.3, pp.201-241, 2006
- [14] 小西 卓哉, 手塚 太郎, 木村 文則, 前田 亮, 統計的手法を用いたレビューポートフォリオの構築, 第 8 回日本データベース学会年次大会, A9-4, 2010.
- [15] 小倉達矢, 宍戸開, 今藤紀子, 山口実靖, 浅谷耕一, レビューサイトにおける良質なレビューの特性とそれを考慮した評判情報の抽出に関する一考察. DEWS2008, B8-5, 2008.
- [16] Marek J. Druzdzel and Roger R. Flynn, Decision support systems. Allen Kent, editor, "Encyclopedia of Library and Information Science, " Vol. 67, pp. 120-133. Marcel Dekker Inc., 2000
- [17] 大野早苗, 流動性効果が国際証券ポートフォリオのパフォーマンスに与える影響, 『武蔵大学論集』第 55 巻第 2 号, pp.101-147, 2008.
- [18] Bo Pang, Lillian Lee, and Shivakumar Vaihyathan, "Thumbs up? sentiment classification using machine learning techniques, " In Proceedings of the EMNLP, pp. 79-86, Philadelphia, Pennsylvania, USA, 2002.
- [19] M. Rokeach, "The Nature of Human Values, " New York: The Free Press, 1973.
- [20] 坂梨 薫, 安川 文朗, 戸梶 亜紀彦, 病院経営者の意思決定に関する研究, 広島大学マネジメント研究, pp.185-194, 2004.
- [21] 佐々木裕一, 商品購買における評価サイトの有効度--評価サイトユーザーにおける評価サイト/雑誌/口コミの有効度比較, 情報メディア研究, 巻号 3(1), 29-42, 2005
- [22] Andrew P. Sage, "Decision Support Systems Engineering, " John Wiley & Sons, Inc., 1991.

- [23] James G. Shanahan, Yan Qu, and Janyce Wiebe, editors, "Computing Attitude and Affect in Text: Theory and Applications, " Springer, 2006.
- [24] Michael S. Scott-Morton, "Management Decision Systems, " Harvard Business, 1971.
- [25] Ralph H. Sprague and Eric D. Carlson, "Building Effective Decision Support Systems, " Prentice-Hall, 1982.
- [26] 瀬藤 亮, 佐藤 哲司, 商品説明ページを用いた評価視点別評判情報提示システム, 第7回日本データベース学会年次大会, C6-5, 2009.
- [27] Ephraim Turban, "Decision Support and Expert Systems: Managerial Perspectives, " Macmillan, 1990.
- [28] Peter D. Turney, "Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews, " In Proceedings of the ACL, Philadelphia, Pennsylvania, USA, pp. 417-424, 2002.
- [29] D. E. Vinson, J. E. Scott, and L. M. Lamont, "The role of personal values in marketing and consumer behavior, " The Journal of Marketing, Vol. 41, No. 2, pp. 44-50, 1977.
- [30] C. N. Ziegler, S. M. McNee, J. A. Konstan, and G. Lausen, "Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification, " WWW '05 Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web, pp.22-32, 2005.

発表文献

- [1] 服部 俊一, 毛 中杰, 高間 康史, 価値観に基づく情報推薦に向けて: ユーザのこだわりに着目したレビュー分析手法の提案, 第 22 回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会, pp. 47-48, 2012.
- [2] 服部 俊一, 毛 中杰, 高間 康史, 価値観に基づく情報推薦におけるレビュー分析の利用可能性に関する検討, 第 1 回インタラクティブ情報アクセスと可視化マイニング研究会, pp. 1-5, 2012.
- [3] 服部 俊一, 毛 中杰, 高間 康史, 価値観に基づく情報推薦のためのレビュー分析手法の提案, 第 26 回人工知能学会全国大会, 3K2-NFC-3-6, 2012.
- [4] 服部 俊一, 毛 中杰, 高間 康史, 推薦情報の多様化に向けた価値観に基づく情報推薦システムの提案, 第 28 回ファジィシステムシンポジウム (FSS2012), TF1-2, 2012.
- [5] 毛 中杰, 服部 俊一, 高間 康史, 価値観に着目したレビューの有用性評価手法の提案, 第 28 回ファジィシステムシンポジウム (FSS2012), TF1-3, 2012.
- [6] 服部 俊一, 毛 中杰, 高間 康史, 価値判断に基づくユーザモデリング手法を用いた情報推薦システムの提案とその特性に関する考察, 第 2 回インタラクティブ情報アクセスと可視化マイニング研究会, pp. 12-18, 2012.
- [7] Zhongjie Mao, Shunichi Hattori and Yasufumi Takama, "Analysis of Online Reviews for Evaluating Informative Reviews," The 6th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and The 13th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (SCIS&ISIS2012), W2-44-2, 2012.
- [8] Shunichi Hattori, Zhongjie Mao and Yasufumi Takama, "Proposal of User Modeling Method and Recommender System based on Personal Values," The 6th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and The 13th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (SCIS&ISIS2012), F3-45-3, 2012.