

機械学習による商品レビューの属性-意見ペアの抽出

中野 裕介¹ 湯本 高行¹ 新居 学¹ 上浦 尚武¹

概要: 通販サイトに投稿される商品レビューは、ユーザが商品購入の意志決定を行うことや、企業が自社製品に対する消費者の評判を知る際に、役立つ情報として利用される。しかし、レビューの投稿数が多い場合には、それらを閲覧して必要とする情報を得ることは負担の大きい作業となる。この問題を解決するために、本研究では、商品の機能や特徴、およびその意見から構成される、属性-意見のペアを商品の評判情報として、レビューの文章から抽出することを目的とする。本手法では、文節毎に属性や意見を含むかどうかを教師有り学習により判定する。素性ベクトルの要素は、文節に含まれる語の品詞や係り受け関係を用いる。また、抽出した属性-意見ペアの集合を属性に基づいて集約し、集約結果を提示することで属性毎の評判情報を効率的に把握させるユーザインターフェースを作成した。

1. はじめに

近年、インターネットを通じての商品取引が増加しており、その一例として、通販サイトを利用したオンラインショッピングがある。Amazon.co.jp[1]のような通販サイトでは、商品についての評判情報として図1のような商品レビュー(以下、レビュー)が提供されている。

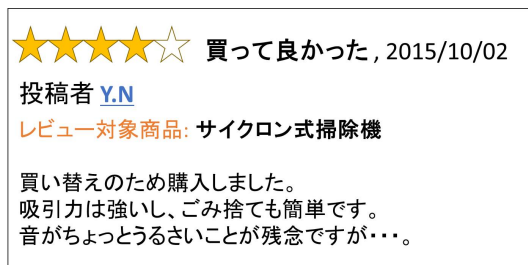


図1 掃除機のカスタマーレビュー

図1は商品についての5段階評価である評点および、商品に関しての感想を述べた記事で構成されている。レビューは1つの商品につき複数件投稿されており、図2のような各レビューの評点の総計結果が提供されている。

図1, 図2は、通販サイト利用者にとって、商品購入の意思決定の際に有益な情報として活用することができる。図2の全レビューの評点の集計結果を閲覧することにより、商品についての記述者からの評価度合いを大まかに把握することが可能となる。さらに、商品に関する詳細な評価が知りたい場合には、図1の個別のレビューを閲覧することで、具体的な感想を知ることができる。

¹ 兵庫県立大学大学院工学研究科



図2 レビューの総計

しかし、レビューには様々な情報が含まれており、ユーザが望むような情報が記述された箇所を探索する事は、レビューの投稿数が多い場合には、時間というコストを大きく費やす事となる。また、少数のみのレビューを閲覧した場合には、仮に記述者が商品について偏った意見の持ち主であると、閲覧者の商品に対する印象も偏ったものになってしまう恐れがある。

本稿では、レビューの要約として、レビューの文章中の商品のある側面を表す表現を属性、属性の評価値や主観評価を表す表現を意見とし、属性と対応する意見の対を属性-意見ペアとして抽出する手法を提案する。具体的には、「品質が良いです」といったレビューの文内の属性「品質」とその意見「良い」をペアとして(品質-良い)の抽出を行う。また、商品に投稿されたレビューの集合から得られた属性-意見ペアの集合を集約し、要約結果としてユーザに提示するインターフェースを提案する。

本稿の構成は以下の通りである。2章では関連研究を紹介し、3章では属性-意見ペアを抽出する手法について述べる。4章では提案手法の評価実験について述べ、5章では属

性-意見ペアの集合を可視化するユーザインターフェースを提案する。最後に6章で提案手法についてまとめる。

2. 関連研究

インターネットの普及により、個人の意見をネット上に発信する機会が増加しており、このような背景に伴い、レビューやblog等を対象とし、個人の評価をテキスト中から発見、整理および集約する手法に関する研究が活発に行われている [2].

また、商品レビューや映画レビューから、特徴を表す語における情報を集約する研究が数多く行われている [3][4][5]. これらの研究のように、商品における機能、映画における演出など、レビュー対象の特徴を表す語を特定し、文章中でその特徴の評価は肯定的か否定的かといった極性を推定し、それらについて集約結果を提示する手法が数多く用いられている。また、抽出結果を集約し、それらを可視化する研究も行われている [6].

平山ら [7] は、レビューの文から、係り受け解析および頻度での絞り込みにより商品の属性を抽出し、属性の極性を辞書により判定することで、商品の評判情報を抽出している。また、属性同士の共起関係を用いて、属性の集合をグラフ化することで、評判情報を可視化している。属性に基点として評判情報の提示を行う点は、本研究と類似しているが、本研究では属性に限らず属性の意見も抽出および可視化の対象とする点で異なる。

高野ら [8] は、口コミ情報 (レビュー) から表現の因果関係に着目することで、評価表現をブートストラップにより抽出し評価表現辞書を作成する手法を提案している。本研究でもこの手法を取り入れ、属性と意見の因果関係 (係り受け関係) に着目し、それぞれの抽出を行う。また、属性と意見の抽出結果を互いに用いることにより、抽出精度の向上を目指す。

田中ら [9] は、特定のフォーマットで書かれたレビューの文章に対して、評価視点と評価値の対を意見として、これを教師有り学習により抽出する手法を提案している。抽出するモデルや、教師有り学習を用いる点は本手法と類似しているが、分類に用いる素性ベクトルの設計や、本手法が抽出対象のレビューを限定しない点で異なる。また、本研究では抽出モデルの可視化についても検討を行う。

3. 提案手法

本手法では、レビュー対象商品のある側面となる属性および、属性に関する主観的な評価を表す表現である意見の対を、属性-意見ペアとして抽出する。提案手法の概略を図3に示す。レビューの文章から属性-意見ペアの抽出は、以下の手順により行われる。

- (1) レビューの文章を文に分割する
- (2) 文の集合に対して形態素解析と係り受け解析を行い、

文節に含まれる品詞を手がかりとして、属性と意見の候補を含む文節をそれぞれ抽出する。それらに対して素性ベクトルを作成し、人手で正解ラベルを付与する。

- (3) 属性の候補を含む文節の素性ベクトルと正解ラベルを用いて、機械学習により属性の分類器を構築し、属性を含む文節を抽出する
- (4) 意見の候補を含む文節の素性ベクトルと正解ラベルを用いて、機械学習により意見の分類器を構築し、意見を含む文節を抽出する
- (5) 属性や意見を含む文節の係り受け関係を用いて、属性-意見ペアを抽出する

素性ベクトルの作成には、形態素の品詞や、文節の係り受け関係を用いる。本手法では形態素解析に MeCab[10]、係り受け解析に CaboCha[11][12] を用いる。それぞれの解析器の入力には、以下のルールによりレビューの文章を分割して得られる文の集合を用いる。

- テキストに含まれる改行で分割する
- 一般に文末に含まれる文字 (. ! ?) で分割する

また、本手法では教師有り学習として Support Vector Machine (以下, SVM)[13] を使用し、文節に属性や意見が含まれるか否かの分類を行う。

3.1 属性の抽出

文節が属性を含むかどうかを判定する分類器を SVM により構築し、この分類器で属性を含むと判断された文節から属性を抽出する。具体的には、文節から属性を含むと判断された文節から、自立語である名詞を抽出する。分類器の学習には以下に示す4種類の素性を用いる。

素性 1. 注目文節の末尾の助詞: 一般に、属性は主語であり、属性と対応する述語が文内に存在することが多い。従って、文節間の意味関係のつながりを示す働きのある助詞は、属性の分類に有用な素性であると考えられる。したがって、表層系と品詞分類を連結した文字列を素性として使用する。この素性は多値をとるため、文字列毎に出現するか否かの複数の 0/1 の 2 値に分割する。

素性 2. 注目文節がストップワードを含むか: どのような商品のドメインにおいても商品の属性とならない表現は、あらかじめストップワードとして登録しておき、文節に含まれる形態素がストップワードを含むかどうかを 0/1 の 2 値の素性として用いる。具体的には、以下に示す表現をストップワードとして登録する。

- 商品自体を指す表現 (商品, 物, もの)
- レビュー特有の表現 (レビュー, コメント, 評価, 送料)

素性 3. 係り先文節の主辞の品詞: 「品質が高い」のように、属性を含む文節 (「品質が」) は意見を含む文節 (「高い」) に係る場合が多い。したがって、係り先文節の主辞の品詞を素性として用いる。この素性は多値を

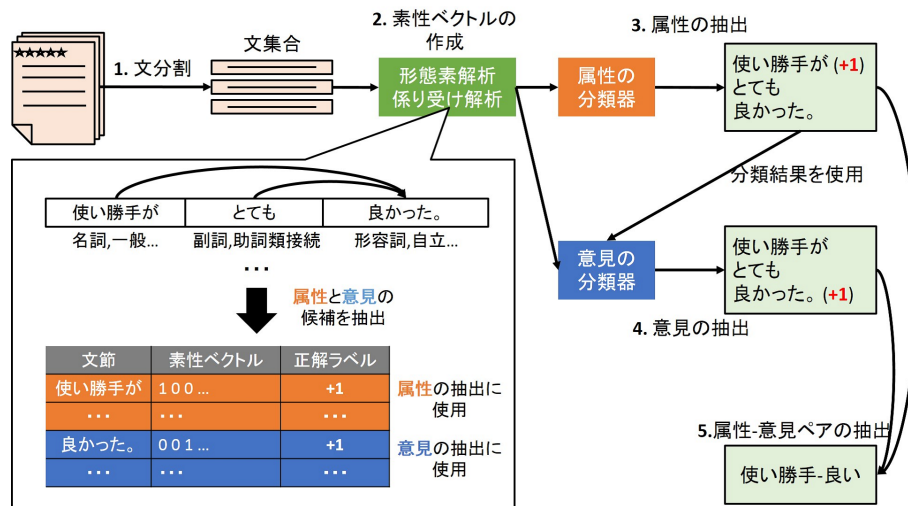


図 3 属性-意見ペアの抽出手順

とるため、主辞の品詞毎に以下のようにして排他的に 1 となる複数の 0/1 の 2 値に分割する。

- 形容詞か形容動詞: 品詞分類毎に出現する否かの 2 値に分割する
- その他の品詞: 形容詞か形容動詞以外の品詞か否かを 2 値で表現する
- 係り先文節が存在しない: 係り先の文節が存在するか否かを 2 値で表現する

素性 4. 直近係り元文節の主辞の品詞: 「高い品質です」のように、属性を含む文節(「品質です」)は意見を含む文節(「高い」)から係る場合もある。したがって、直近係り元文節の主辞の品詞を素性として用いる。この素性は多値をとるため、主辞の品詞毎に以下のようにして排他的に 1 となる複数の 0/1 の 2 値に分割する。

- 形容詞か形容動詞: 品詞分類毎に出現する否かの 2 値に分割する
- その他の品詞: 形容詞か形容動詞以外の品詞か否かを 2 値で表現する
- 直近係り元文節が存在しない: 直近係り元の文節が存在するか否かを 2 値で表現する

例えば、「前から欲しいと思っていたので、購入しました。」「商品の品質は高く、とても満足です。」の文から属性の抽出を行う手順として、まず図 4 に示す係り受け解析の結果と、形態素解析の結果を用いて、名詞を含む文節である「前から」、「購入しました。」「商品の」、「品質は」を属性候補を含む文節として抽出し、表 1 に示す素性値を用いて素性ベクトルの作成を行い、属性を抽出する。

3.2 意見の抽出

文節が意見を含むかどうかを判定する分類器を SVM により構築し、この分類器で意見を含むと判断された文節から意見を抽出する。また、意見の抽出は属性の抽出後に行う

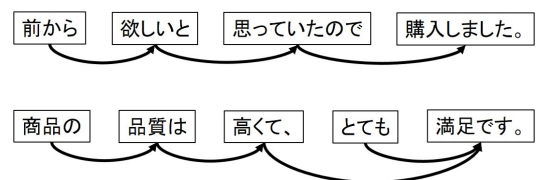


図 4 係り受け関係の例

ことで、属性の分類結果を意見の分類器に学習させる。学習には以下に示す 5 種類の素性を用いる。

素性 1. 注目文節が文末か: 意見は評価の結論となる場合が多く、意見を含む文節は文末となる場合が多い。したがって、注目文節が文末か否かを 0/1 の 2 値の素性として用いる。

素性 2. 注目文節が評価極性辞書の語を含むか: 一般に、意見はポジティブかネガティブのどちらかの極性をもつ表現である。そこで、注目文節が評価極性辞書 [14][15] の語を含むか否かを素性として使用する。評価表現辞書は分野横断的な使用を想定して作成された評価表現のリストであり、用言を中心として約 5 千件の表現が含まれている。文節に含まれる形容詞および形容動詞が、評価極性辞書に含まれるか否かを 0/1 の 2 値の素性として用いる。

素性 3. 係り元文節の末尾の助詞: 一般に、意見は述語であり、意見と対応する主語が文内に存在することが多い。従って、文節間の意味関係のつながりを示す働きのある助詞は、意見の分類に有用な素性であると考えられる。係り元に含まれる助詞の表層系と品詞分類を連結した文字列を素性として使用する。この素性は多値をとるため、文字列毎に出現するか否かの複数の 0/1 の 2 値に分割する。

素性 4. 直近係り元文節の主辞の品詞: 「品質が高い」のように、意見を含む文節(「高い」)は属性を含む文節(「品質が」)から係る場合が多い。したがって、係り元

表 1 属性の抽出に用いる素性値の例

素性の内容	前から	購入。	商品の	品質は
1. 末尾の助詞	から, 格助詞, 一般	なし	の, 連体化	は, 係助詞
2. ストップワードを含むか	含まない	含まない	含む (商品)	含まない
3. 係り先文節の主辞の品詞	その他	なし	その他	形容詞, 自立
4. 直近係り元文節の主辞の品詞	なし	形容詞	なし	その他

表 2 意見の抽出に用いる素性値の例

素性の内容	欲しいと	高く、	満足です。
1. 文末か	文末でない	文末でない	文末
2. 評価極性辞書の語を含むか	含まない	含まない	含む (満足)
3. 係り元文節の末尾の助詞	から, 格助詞, 一般	の, 連体化:は, 係助詞	なし
4. 直近係り元文節の主辞の品詞	なし	名詞, 一般	その他
5. 係り元文節に属性を含むか	含まない	含む	含まない

文節の主辞の品詞を素性として用いる。この素性は多値をとるため、主辞の品詞毎に以下のようにして排他的に 1 となる複数の 0/1 の 2 値に分割する。

- 名詞: 品詞分類毎に出現する否かの 2 値に分割
- その他の品詞: 名詞以外の品詞か否かを 2 値で表現
- 係り元文節が存在しない: 係り元の文節が存在するか否かを 2 値で表現

素性 5. 係り元に属性を含むか: 属性の抽出後に得られる、属性の分類結果を素性として使用する。具体的には、係り元に属性を含む文節が含まれるか否かを 0/1 の 2 値の素性として表現する。

例えば、先に示した「前から欲しいと思っていたので、購入しました。」「商品の品質は高く、とても満足です。」の文から意見の抽出を行う手順として、まず図 4 に示した係り受け解析の結果と、形態素解析の結果を用いて、形容詞か形容動詞を含む文節である「欲しいと」、「高く、」、「満足です。」を意見の候補として文から抽出し、表 2 に示す素性値を用いて素性ベクトルの作成を行い、意見を抽出する。なお、表 2 は属性抽出の段階で文節「品質は」が属性を含むと判断されたときの素性値を示している。

3.3 属性-意見ペアの抽出

3.1, 3.2 の手法により属性と意見の抽出した後、それぞれ係り受け関係を参照し、属性-意見ペアを抽出する。具体的には、属性を含むと判断された文節を基点とした、以下のルールのうちいずれかを満たす場合にペアを抽出する。

- 属性を含む文節の係り先文節が意見を含む場合、それらをペアとして抽出する
- 属性を含む文節の係り元文節が意見を含む場合、それらをペアとして抽出する
- 属性を含む文節が並列助詞を含み、その文節の係り先の係り先文節が意見を含む場合、それらをペアとして抽出する

4. 実験

4.1 データセット

Amazon.co.jp における商品レビューを実験対象とし、データセットを作成した。実験対象のカテゴリとして、掃除機カテゴリのレビュー 338 件を学習データ兼テストデータとして用意した。また、提案手法により構築した分類器がドメインに依存しない分類器であるかを評価するため、学習データに用いる掃除機カテゴリのレビューとは異なるドメインのテストデータとして、掛け時計カテゴリのレビュー 70 件を用意した。

実験対象のレビューに対して被験者 1 名が、名詞を含む文節を属性の候補を含む文節として、それらのうち属性を含む文節に対して 1、その他の文節に対しては属性を含まないものとして -1 を機械的にラベル付けを行った。ただし、同じ文に対応する意見がない属性を含む文節に関しては、抽出対象外として -1 とラベル付けを行った。また、形容詞か形容動詞を含む文節のうち意見を含む文節に対して 1、その他の文節に対しては意見を含まないものとして -1 を機械的にラベル付けした。ただし、同じ文に対応する意見がない意見を含む文節に関しては、抽出対象外として -1 とラベル付けを行った。データセットの内訳を表 3 に示す。

表 3 実験に使用するレビューの内訳

	掃除機	掛け時計
レビュー数	338	70
総文数	1280	284
総文節数	9080	1900
属性を含む文節	299	87
意見を含む文節	296	81

4.2 属性と意見の抽出結果

属性と意見の抽出精度の評価として、適合率、再現率、F 値を算出した。属性および意見の適合率と再現率はそれぞれ以下のように算出した。また、F 値は適合率と再現率の

調和平均を算出した。

属性抽出の評価指標

$$\text{適合率} = \frac{\text{正しく抽出された属性を含む文節数}}{\text{属性を含むと判断された文節の数}} \quad (1)$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{正しく抽出された属性を含む文節数}}{\text{属性の総正解数}} \quad (2)$$

意見抽出の評価指標

$$\text{適合率} = \frac{\text{正しく抽出された意見を含む文節数}}{\text{意見を含むと判断された文節の数}} \quad (3)$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{正しく抽出された意見を含む文節数}}{\text{意見の総正解数}} \quad (4)$$

また、SVMはPythonの機械学習ライブラリであるscikit-learnに含まれるものを使用した。カーネルにはRBFカーネルを使用し、パラメータはF値を最大化するようにグリッドサーチを行った結果を用いた。

4.2.1 属性の抽出結果と考察

表3の掃除機カテゴリのレビューを学習とテストに使用し、5分割交差検定により属性抽出の評価を行った。結果は、適合率0.569、再現率0.519、F値0.534となった。適合率が低下した原因となる、抽出結果の偽陽性の誤りを調査したところ、誤りは計104件存在し、想定される誤りの要因毎に分類すると内訳は表4の結果となった。

表4 属性抽出の偽陽性の誤り

要因	事例数
係り先が事実	16
商品自体を指す表現	11
レビュー対象でない商品の属性	10
係り先が仮定	4
形態素解析の誤り	4
意見が伝聞	2
ストップワードを含む	2
未特定	55
計	104

要因が特定できた中で最も多い誤りとして、係り先が事実である属性が16件存在した。具体的には、「巻取り機能がない。」や「回転ブラシがない。」といった、特定の機能が存在しないことを記述する文から、「巻取り機能が」や「回転ブラシが」に対して属性を含むと誤って抽出していた。また、「掃除機が」や「クリーナーは」といった、商品自体を指す表現を含む文節に対して属性を含むと誤って抽出していた事例が11件存在した。また、レビュー対象「高価な掃除機はヘッドが重くて参ってました。」といった、他商品について記述された文から、「ヘッドが」を属性を含む文節として誤って抽出していた。

また、再現率低下の原因となる、抽出結果の偽陰性の誤りを調査したところ、偽陰性の誤りは計132件存在し、このうち属性と意見が直接的に係り受け関係になかった事例は64件存在した。よって、注目文節の係り先や係り元以外の

文節の情報を素性として用いることで、再現率を向上させることができると考えられる。

4.2.2 意見の抽出結果と考察

表3の掃除機カテゴリのレビューを学習とテストに使用し、意見の抽出を行った。また、提案手法の有効性を評価するため、以下に示す2つの観点から比較を行った。

- 機械学習により意見を抽出することの有効性: 意見の抽出に機械学習が有効か評価を行う。具体的には、ベースラインとして機械学習を用いず意見を抽出する手法を設定し、提案手法と比較を行う。ベースラインによる意見の抽出は、属性の分類結果と評価極性辞書を用いる。具体的には、意見の候補を含む文節のうち、属性を含む文節と係り受け関係にあり、主辞の形態素が評価極性辞書に含まれる文節を意見を含む文節として抽出する。
- 属性の分類結果を素性としての用いることの有効性: 属性分類器の結果を使用した素性が意見の分類に寄与しているか評価する。具体的には、以下に示す2つの手法と提案手法の比較を行う。
 - － 素性5「係り元に属性を含むか」の値に属性の正解ラベルを用いて意見の抽出を行う手法
 - － 素性5を除外して意見の抽出を行う手法

5分割交差検定による意見の抽出結果を表5に示す。また、属性の抽出手法の違いによる意見の抽出結果の比較を図5に示す。

表5 意見の抽出結果

属性の抽出	意見の抽出	適合率	再現率	F値
提案手法	ベースライン	0.679	0.350	0.462
	提案手法	0.575	0.502	0.535
手作業	ベースライン	1.000	0.459	0.629
	提案手法	0.922	0.703	0.795
使用せず	提案手法	0.554	0.525	0.538

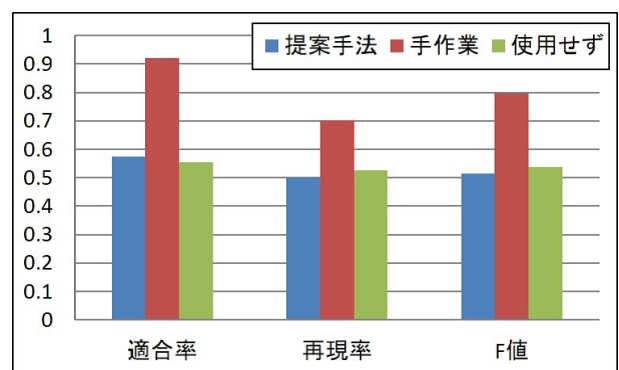


図5 属性の抽出手法の違いによる意見の抽出結果の比較

表5より、属性の抽出手法毎にベースラインと提案手法を比較すると、いずれも適合率はベースラインが提案手法を若干上回った。しかし、再現率は提案手法がベースライン

を大きく上回り、F 値についても提案手法の方が良い値となった。ベースラインでは、評価極性辞書にあらかじめ登録されてある表現しか抽出できないため、再現率が大きく低下した。しかし提案手法では、評価極性辞書に登録されていない表現も、ある程度抽出できていた。属性の抽出を提案手法で行った場合について、意見を提案手法で正しく抽出できた 148 件を調査すると、34 件が評価表現辞書に含まれない表現であった。表 6 に例を示す。従って、機械学習を用いて意見を抽出する提案手法はベースラインと比較して、多様な表現の抽出が可能であり、有効性が確認できた。

表 6 掃除機のレビューにおける評価表現辞書に含まれない意見の例

ほしい	うるさい	でかい	けたたましい	細い
重たい	ものすごい	安い	凄い	面倒くさい
堅い	すごい	少ない		

また、図 5 より、提案手法により属性を抽出した場合に比べ、手作業により属性を抽出した方が、適合率が大幅に向上した。よって、属性の抽出結果を用いた素性は、意見の抽出に大きく寄与することが確認でき、属性の抽出精度を向上させることにより、意見の抽出精度も向上させることが可能であることが確認できた。しかし、再現率については属性を手作業で抽出した場合でも 0.703 であり、課題が残った。再現率低下の主要な要因として、属性に係る意見を抽出できていない事例が目立った。具体例として、「良い吸引力です。」のような、意見「良い」から属性「吸引力」に係る文章から、意見「良い」を抽出することができなかった。一般に、意見は属性から係り、属性に係る意見は事例が少ない。したがって、再現率向上のために、学習データの追加や素性の工夫を行う必要がある。

さらに、属性の抽出を提案手法で行った場合と属性の抽出結果を素性として使用しない場合に、意見の抽出を提案手法で行った結果を比較すると、各評価指標の値はほぼ同程度であった。属性の抽出結果を素性として用いたにも関わらず、意見の抽出精度が向上しなかったのは、属性の抽出精度の低さが原因であると考えられる。したがって、属性の分類結果を用いて意見の抽出精度を向上させるためには、属性の抽出精度をより向上させる必要があることが確認できた。

4.2.3 異なるドメインでの分類器の評価

提案手法により構築した属性と意見の分類器がドメインに依存しないか評価を行った。具体的には、表 3 の掃除機カテゴリのレビューを学習データとして属性と意見の分類器をそれぞれ構築し、学習データと異なるドメインとして掛け時計カテゴリのレビューをテストデータに用いて属性と意見の抽出を行い、適合率、再現率、F 値により評価を行った。結果を表 7 に示す。また、属性と意見のそれぞれについて、同じドメインで学習した場合の抽出結果の比較を図 6、7 に示す。

表 7 異なるドメインで学習した場合の属性と意見の抽出結果

分類対象	適合率	再現率	F 値
属性	0.742	0.264	0.389
意見 (提案手法による抽出)	0.551	0.333	0.415
意見 (ベースラインによる抽出)	0.706	0.148	0.245

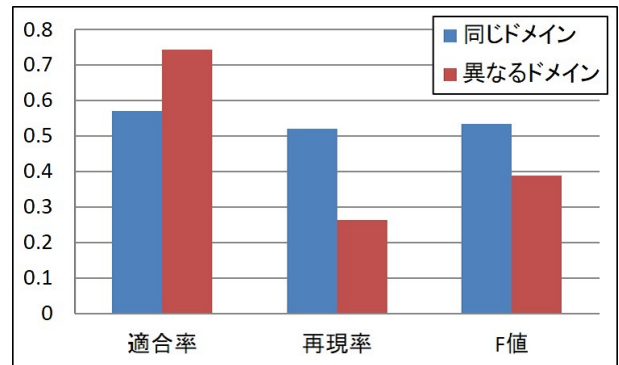


図 6 属性の抽出結果の比較

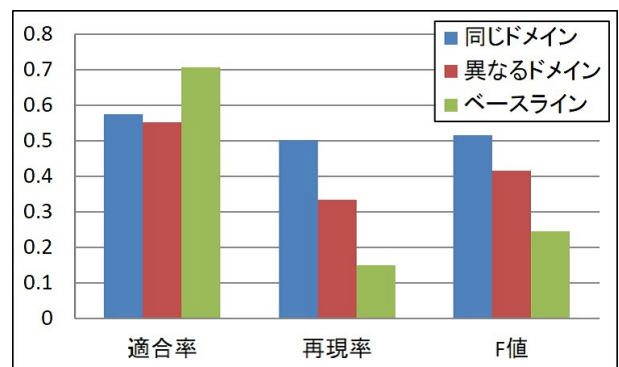


図 7 意見の抽出結果の比較

図 6, 7 における、同じドメインと異なるドメインでの抽出結果をそれぞれ比較すると、適合率については、属性の場合は異なるドメインの結果の方が良い値となり、意見の場合はほぼ同程度の値となった。よって本手法では、異なるドメインにおいても属性や意見のある程度は正確に抽出できることが確認できた。再現率については、属性と意見の両方で異なるドメインの方が低い値となった。ここで、同じドメインと異なるドメインのそれぞれの実験結果における偽陰性の誤りについて調査した。結果を表 8 に示す。なお、表 8 における「fn(係り受けなし)」は、偽陰性の誤りのうち、分類対象が属性ならば意見と係り受け関係にない事例の数、分類対象が意見ならば属性と係り受け関係にない事例の数を表している。

表 8 偽陰性の誤りの分析

分類対象	ドメイン	総正解数	fn(係り受けなし)	fn/総正解数
属性	同じ	306	53	0.173
	異なる	87	30	0.345
意見	同じ	303	66	0.218
	異なる	81	38	0.469

表 8 より、異なるドメインの実験結果における偽陰性の

誤りとして、意見と係り受け関係にない属性や、属性と係り受け関係にない意見が正解のうち多くを占めており、これらが再現率を低下させる要因であると考えられる。したがって本手法は、このような事例に脆弱であり、頑健な分類器を構築する必要があることが確認できた。

また、図7における、異なるドメインの結果とベースラインの手法により意見を抽出した結果を比較すると、適合率はベースラインが提案手法を上回ったが、再現率とF値は提案手法の方が良い値となった。提案手法で正しく抽出できた意見27件のうち、12件が評価極性辞書に含まれない表現であった。表9に例を示す。したがって、提案手法による意見の抽出はベースラインと比較すると、同一ドメインのみならず、異なるドメインでの実験においても有効性が確認できた。

表9 掛け時計のレビューにおける評価極性辞書に含まれない意見

安い	手頃	シンプル	大丈夫	古い
静か	コンパクト			

4.3 属性-意見ペアの抽出結果と考察

3.3の手法により、属性-意見ペアを抽出し、適合率、再現率、F値により評価を行った。各評価指標の算出式を以下に示す。

$$\text{適合率 (P)} = \frac{\text{正しく抽出された属性を含む文節数}}{\text{属性を含むと判断された文節の数}} \quad (5)$$

$$\text{再現率 (R)} = \frac{\text{正しく抽出された属性を含む文節数}}{\text{属性の総正解数}} \quad (6)$$

$$\text{F 値} = \frac{2 * P * R}{P + R} \quad (7)$$

属性-意見ペアの抽出結果を表10に示す。適合率は、掃除機および掛け時計の両カテゴリで比較的良好な値が得られたが、再現率に関しては最大でも0.392と低い値となった。抽出精度低下の要因としては、属性と意見のそれぞれの抽出精度に問題があることが挙げられる。また、属性-意見ペアの抽出手法に問題があることも要因の1つである。表8に示したように、互いが係り受けにない属性と意見は一定数存在しており、係り受け関係にある属性と意見をペアとして抽出する手法だけでは、これらを抽出できない。よって、再現率を向上させるためには、直接係り受け関係にある文節以外の情報を考慮したルールをペアの抽出条件に追加し、係り受け関係にない属性-意見ペアの抽出を検討する必要がある。

表10 属性-意見ペアの抽出結果

	適合率	再現率	F 値
掃除機	0.663	0.392	0.493
掛け時計	0.789	0.170	0.280

5. ユーザインターフェース

提案手法により得られた属性-意見ペアの集合をレビューの要約結果として提示するユーザインターフェースを作成した。掃除機のレビューを要約したときのインターフェースを図8に示す。画面左には、属性-意見ペアの集合を属性毎に集約した結果を用いて、属性の集合をタグクラウド形式で可視化している。また、意見の数で属性のサイズの重み付けを行い、レビューでよく言及されている属性を強調している。図8では、「吸引力」、「音」、「組み立て」に関して評判を集めている事が把握できる。また、タグクラウドの要素である属性をユーザがクリックすることにより、それに関する意見の一覧をツールチップで表示している。また、評価極性辞書を用いて意見がポジティブかネガティブかを色分けしている。これにより、ユーザは注目したい属性の意見を把握することができる。図8では、この掃除機の属性「吸引力」は概ね良い評価を得ていることが分かる。また、画面右には属性-意見ペアの抽出元の文を表示しており、より詳細な記述を閲覧できる。

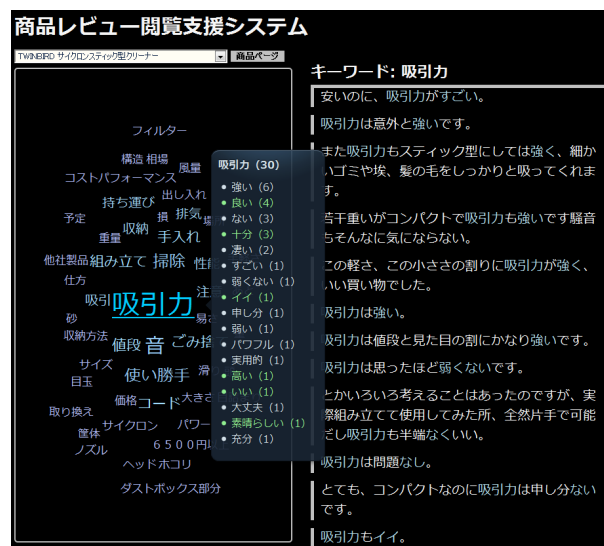


図8 掃除機のレビューの要約結果

6. おわりに

本稿では、商品の評判情報として、レビューから属性-意見ペアを機械学習を用いて抽出する手法を提案した。また、それらの可視化を行い、レビューの閲覧支援を行うインターフェースを提案した。

意見の抽出は、ベースラインと比較して提案手法の有効性が確認された。また、属性の抽出精度を向上させることで、意見の抽出精度を向上させることが確認できた。しかし、現状の属性と意見の抽出精度は十分でないため、それぞれ学習データの追加および係り受け関係ある文節以外の情報も素性に追加することで、抽出精度の向上を目指す。ま

た, 属性と意見の抽出手法についても, 係り受け関係にない属性と意見をペアとして抽出できるようなルールの追加を検討する. また, ユーザインターフェースの有用性を向上させるため, 属性-意見ペアの極性判定の工夫についても検討する.

謝辞 本研究の一部は, 平成 27 年度科研費若手研究 (B) 「情報の詳細関係に基づく Web ページの組織化」 (課題番号: 24700097) によるものである. ここに記して謝意を表すものとします.

参考文献

- [1] Amazon.co.jp, <http://www.amazon.co.jp/>
- [2] 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, No.3, pp.201-241, (2006).
- [3] Mingqing Hu, Bing Liu: Mining and Summarizing Customer Reviews, In Proceedings of ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD), pp.22-25, (2004).
- [4] Li Zhuang, Feng Jing, Xiao-Yan Zhu: Movie review mining and summarization, In Proceedings of ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM), pp.43-50 (2006).
- [5] Zhen Hai, Kuiyu Chang, Gao Cong: One Seed to Find Them All: Mining Opinion Features via Association In Proceedings of ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM), pp.255-264 (2012).
- [6] Binq Liu, Mingqing Hu, Junsheng Cheng: Opinion Observer: Analyzing and Comparing Opinions on the Web, In Proceedings of International Conference on World Wide Web (WWW), pp.342-351, (2005).
- [7] 平山拓央, 湯本高行, 新居学, 佐藤邦弘: 語の共起と極性に基づく商品レビュー閲覧システム, 情報処理学会研究報告, 2012-DBS-155, pp.1-9, (2012).
- [8] 高野敦子, 池奥渉太, 北村泰彦: 因果関係に着目した口コミ Web サイトからの評価表現抽出, 人工知能学会論文誌, Vol.24, No.3, pp.322-332, (2009).
- [9] 田中俊行, グェンミンティ, 中川博之, 田原康之, 大須賀昭彦: 評判分析システムのための教師有り学習を用いた意見抽出, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J94-D, No.11, pp.1751-1761, (2011).
- [10] MeCab, <http://mecab.googlecode.com/svn/trunk/mecab/doc/index.html>
- [11] CaboCha, <https://code.google.com/p/cabocha/>
- [12] 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, Vol.43, No.6, pp.1834-1842, (2002).
- [13] Vladimir N. Vapnik. Statistical Learning Theory, Wiley-Interscience (1998).
- [14] 小林のぞみ, 乾健太郎, 松本裕治, 立石健二, 福島俊一: 意見抽出のための評価表現の収集. 自然言語処理, Vol.12, No.3, pp.203-222, (2005).
- [15] 日本語評価極性辞書 (用言編), 東北大学 乾・岡崎研究室, http://www.cl.ecei.tohoku.ac.jp/resources/sent_lex/wago.121808.pn