

# レビュー解析に基づくユーザ評価の根拠提示の一手法

松尾 哉太<sup>1,a)</sup> 新妻 弘崇<sup>1,b)</sup> 太田 学<sup>1,c)</sup>

**概要:** 通販サイト等の Web 上で公開されているレビューは、ユーザが商品の購入を検討する上で有益な情報源である。本研究で想定するレビューでは、商品に対する評価が一つの段階評価値によって示されており、商品の良し悪しを容易に把握することができる。しかし、その評価値が何に基づいて決定された値であるかを的確に把握するのは困難である。そこで本研究では、レビューが評価値を決定した根拠となる商品属性を提示する手法を提案する。具体的には、商品レビューを解析し、レビュー内の文章の中から、商品の機能や特徴といった商品属性に関して記述されている評価文を抽出する。評価文を商品属性毎に分類し、日本語評価極性辞書を用いて属性毎のスコアを算出する。そのスコアを利用して重回帰分析を行い、その結果に基づいて根拠となる商品属性を提示する。

**キーワード:** レビュー解析, 重回帰分析, 根拠の提示

## A method of presenting bases of reviewers' evaluation based on review analysis

### 1. はじめに

近年、Web 上の通販サイトを利用した商品取引が増加している。それに伴い、通販サイトに商品に関するユーザの意見や感想を含む情報を投稿する動きが活発になっている。例えば、通販サイトの一つである楽天市場<sup>\*1</sup>では、「みんなのレビュー」というサービスがある。これを利用すると、商品レビューの投稿、閲覧が容易に行える。ある商品に関するレビューは、図 1 のように全レビューが入力した評価値の平均を総合評価という形で表示する。図 1 では、あるノートパソコンの総合評価が 4.22 と比較的高く、良い商品であることが分かる。

また、図 2 のようにレビューは商品に対する一つの段階評価値（レビュー評価）を決定し、商品に関する意見や感想をレビューとして記述できる。図 2 からは、「液晶」や「使い勝手」について良い評価がされていること、なおかつレビュー評価が最高の「5」であることが見て取れる。このように、レビューは商品の総合評価や機能、特徴とい



図 1 レビューにおける商品の評価（楽天市場）

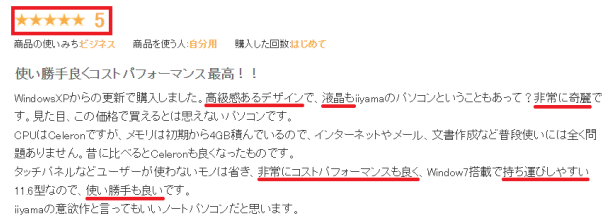


図 2 商品に関するユーザのレビュー（楽天市場）

た情報の宝庫である。

しかし、図 2 のレビューでは、「液晶」や「使い勝手」といった商品属性ごとの 5 段階の評価値はないため、何を根拠にレビュー評価が「5」となったのかが分かりにくい。レビュー本文をよく読めばある程度推測可能だが、多くの

<sup>1</sup> 岡山大学大学院自然科学研究科

a) matsuo@de.cs.okayama-u.ac.jp

b) niitsuma@suri.cs.okayama-u.ac.jp

c) ohta@de.cs.okayama-u.ac.jp

\*1 <http://www.rakuten.co.jp/>

レビューに関して、的確にレビュー評価の根拠を把握することは容易ではない。また、多数のレビューから少数を選んで閲覧するだけでは、選択したレビューの嗜好が色濃く反映されたレビューのみを閲覧してしまう等、商品に対して偏った印象を受けてしまう恐れがある。

そこで本研究では、評価として一つの段階評価値（レビュー評価）がつけられたレビューを対象とし、レビュー本文を利用して、レビュー評価の根拠を提示する手法を提案する。本手法では、商品の機能や特徴といった情報を商品属性とし、レビュー文章中の商品属性に関して記述されている文（評価文）を抽出する。さらに評価文中の形容詞（評価語）に着目して、抽出した形容詞に対し日本語評価極性辞書を用いてスコアを付与する。そして各商品属性ごとの累計スコアを説明変数、レビュー評価を目的変数とする重回帰分析を行う。その結果を利用して、レビュー評価の根拠となっている商品属性を提示する。

本稿では、まず2節で関連研究について述べ、3節でレビュー文章から評価語を抽出する手法を説明し、4節で評価の根拠となる属性を求めるモデルについて説明する。次に5節で提案手法についての実験と評価を行い、6節でまとめと今後の課題について述べる。

## 2. 関連研究

谷本ら [1] は、レビューサイトに投稿されたレビュー文章を用いて特定の商品に関する評価表現辞書を自動生成し、商品属性ごとに評価を分かり易く可視化する手法を提案している。しかし、商品のカテゴリごとに評価表現辞書を作成する必要があるため、適用可能な商品カテゴリが十分に示されていない。

川井ら [2] は、レビュー文章から評判情報を抽出し、各文を肯定/否定文に分類し、その情報に基づいてグラフを用いて評判を可視化する手法を提案している。彼らの手法では評価表現辞書を用いて評価文を分類してスコア付けしており、レビューの評判情報の可視化結果から、ユーザが評価を表す語句を評価表現辞書に登録することが可能である。

平山ら [3] は、商品レビューから商品の機能や特徴を表す評価属性を抽出し、評価属性毎にポジティブな評価数、ネガティブな評価数を集計することで、全体の評価を統計として表示する手法を提案している。彼らの手法では特定の商品に関するレビュー集合全体の評価を表示しており、評価の根拠を提示する本稿の提案とは異なる。

駒田ら [4] は、Twitter に投稿された商品に対する意見や感想を含むツイートから、商品の特徴を表している語（属性語）を自動で抽出する手法を提案している。この手法では属性語と評価語の出現パターンを設定し、属性語の候補について対象とする商品との関連度を定義することで、特徴的な属性語の自動抽出を行なっている。

## 3. 商品属性に対する評価語の抽出

本研究では、レビュー文章から商品属性ごとのスコアを算出し、それを基にレビュー評価の根拠となる商品属性を提示する。

本節では、レビュー文章から商品属性に対する評価を抽出する手法を説明する。評価抽出手法の流れを以下に示す。

- (1) レビュー集合から特定の商品ジャンルにおける商品のレビューを収集する
- (2) 得られたレビューのレビュー文章を単位文に分割する
- (3) 単位文を係り受け解析する
- (4) 単位文から商品属性に対する評価をレビュー評価の根拠候補として抽出し、評価極性辞書を用いてスコアを付与する

### 3.1 商品属性

本研究では、対象とする商品ジャンルをあらかじめ定め、通販サイト価格.com\*2 を参考に商品属性・属性語を定義した。属性語とは、レビュー文章において、商品属性を表すと考えられる単語（名詞）である。本稿では、対象とする商品ジャンルは「ノートパソコン」、「タブレット PC」とする。定義した商品属性・属性語は以下の表 1 に示す。

### 3.2 単位文分割

本節ではレビュー文章を単位文に分割する処理について述べる。レビュー文章は対象とする商品进行评估する文章である、という以外に定まった記述形式はなく、しばしば文末に「!」などの句点（。）以外の記号が用いられることがある。また、レビュー文章の中には「【デザイン】カッコいいです」のようにレビューが商品属性ごとの評価を分かりやすく記述しているものも存在する。そこで、以下の記号で文を区切ることで、レビュー文章を単位文に分割する。

- “。”，“.”，“!”，“!”，“?”，“?”，“【”（ただしレ

表 1 商品ジャンル「ノートパソコン」、「タブレット PC」について定義した商品属性と属性語

商品属性	属性語
デザイン	デザイン, 色, 質感, 外装, 外観
処理速度	処理, 速度, 性能, 機能, スペック, パフォーマンス, スピード, 動作
グラフィック	グラフィック, 文字, 表示
拡張性	拡張性, 拡張, 添付, 付属
使いやすさ	使いやすさ, 使い勝手
携帯性	携帯性, サイズ, 持ち運び, 大きさ
バッテリー	バッテリー, バッテリー, 駆動時間, 駆動
液晶	液晶, 画面, 画質, ディスプレイ
配送	配送, 到着, 発送
価格	価格, 値段, コスト, コストパフォーマンス

\*2 <http://kakaku.com/>

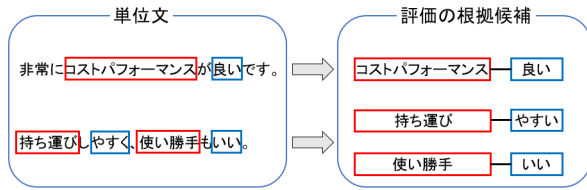


図 3 レビュー評価の根拠候補の抽出例

ビュー文章先頭のものを除く)

### 3.3 レビュー評価の根拠候補抽出

レビュー文章における商品属性に関する意見や感想では、「デザインは良かった」のように、属性語とそれに対する評価を示す語が文中で修飾関係にある場合が多い。そこで、3.2節の方法で分割した単位文を対象に係り受け解析を行う。本研究では、日本語係り受け解析器のCaboCha<sup>\*3</sup>を用いて、単位文から評価の根拠候補を抽出する。本研究における評価の根拠候補 *evb* (Evaluation of basis candidate) を以下のように定義する。

$$evb = (prop, val) \quad (1)$$

ここで、*prop* は属性語、*val* は属性語に対する評価を表す形容詞 (評価語) である。図 3 にレビュー評価の根拠候補の抽出例を示す。

### 3.4 評価語抽出

3.3節の方法で抽出した根拠候補に関して、評価語が属性語の評価として適切かを判定する必要がある。例えば、「画面は小さいがみやすい」という文では「画面」という属性語に対し、「小さい」と「みやすい」という二つの評価語が抽出できる。しかし、「小さい」という語には逆説表現である助動詞の「が」が語尾についている。このように評価語の直後に逆説表現の助動詞が存在する場合、本研究ではそれを根拠候補から除く。また、「良くない」のように否定の助動詞「ない」が文中に出現する際は、付与するスコア、つまりこの場合は「良い」のスコアの正負を逆転させる。

さらに、レビュー文章には「非常に」や「すごく」といった評価語を強める働きをする語や、「あまり」や「そこそこ」のように評価語を弱める語が数多く出現する。本研究ではこのような語を強調語と呼ぶ。強調語は評価語の度合いに影響を与えるため、商品属性のスコアを算出する上で重要である。そこで、係り受け解析の結果、評価語に強調語が係っている場合、評価語に付与するスコアに対してあらかじめ定めた重みを掛け合わせる。これにより、より詳細な商品属性のスコアを算出することが可能になる。本研究で定めた強調語とその重みの一覧を表 2 にまとめる。

以上の処理を含めると、スコア付与対象の評価語は以下

\*3 <https://code.google.com/p/cabocha/>

表 2 強調語

重み	強調語
2.0	かなり、極めて、非常に、とても、超、随分、大いに、実に、絶対、特に、最も、はっきり、めっちゃ
1.5	少しも、結構、益々、更に、特別、なかなか、普通に、やたら、むしろ
0.8	若干、少し、やや、ちょっと、わずかに、少々、何となく、まあ、まずまず、意外と、多少、とりあえず
0.5	決して、大して、それ程、そんなに、あまり、あんまり

表 3 日本語評価極性辞書に追加した形容詞とスコア

スコア	追加した語
1.0	速い、強い、長い、易い、見やすい、大きい、かっこいい
-1.0	小さい、少ない、高い、短い、見辛い

で生成できる文字列 *hyoukago* で表すことができる。

`sprintf(hyoukago, "%s%s%s", a, b, c)`

ここで、

*a* ∈ 強調語の集合

*b* ∈ 形容詞の集合

*c* ∈ ( 逆接表現の助動詞の集合 ∪ 否定助動詞の集合 )

である。

### 3.5 商品属性ごとのスコア算出

3.4節の方法で得られた評価語から、商品属性ごとのスコアを算出する手法について述べる。

まず、評価語に対してスコアを付与する。スコア付与は、乾ら [5][6] が公開している日本語評価極性辞書 (用言編) を用いて行うため、この辞書に含まれている単語 (形容詞) が評価語となる。また、本研究では評価表現辞書にレビュー文章に頻出する形容詞をさらに追加した。辞書に追加した単語とそのスコアを表 3 に示す。

次に、属性語ごとのスコアを算出する。表 1 で定義した属性語に評価語が係っている場合、属性語のスコアは係っている評価語のスコアを累計したものとなる。例えば、「画面が大きくて見やすい」という文では、「画面」という属性語に「大きい」、「見やすい」という二つの評価語が係っているため、属性語「画面」のスコアはこれらの評価語二つのスコアを累計した 2.0 となる。

そして、属性語のスコアを基に商品属性ごとのスコアを算出する。属性語のスコアを累計した値を商品属性のスコアとし、この値を基に評価の根拠となる属性を提示する。

## 4. 評価の根拠を決める商品属性

本節では、レビュー評価の根拠を定めるための商品属性について説明する。具体的には、3節で説明した商品属性ごとに算出したスコアを用いて重回帰分析を行う。

### 4.1 重回帰分析モデル

重回帰分析とは、一つの目的変数を複数の変数（説明変数）を用いて予測する手法である。一般的には以下の式で表すことができる。

$$y = b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n + c \quad (2)$$

ここで、 $y$  は目的変数、 $x_n$  は説明変数、 $b_n$  は偏回帰係数、 $c$  は定数項である。本研究では、レビュー評価値を目的変数、3章の手法を用いてレビュー文章から得られた商品属性ごとのスコアを説明変数とする。説明変数に関して、その属性語や評価語が得られなかった商品属性のスコアは0とする。そして、それらの変数  $x_n$  に対して重回帰分析を行う。

### 4.2 根拠となる属性の提示

本研究では、重回帰分析を行い得られる結果のうち、 $t$  値を評価の根拠を示す指標として用いる。 $t$  値とは、重回帰分析において、それぞれの説明変数が目的変数に与える影響の大きさを表しており、絶対値が大きいほど目的変数への影響が強いことを意味する。一般的に  $|t| > 2$  の場合、統計的にその説明変数が目的変数に影響すると判定する<sup>\*4</sup>。

処理の流れを図4に示す。まず根拠候補集合における評価語に対し、日本語評価極性辞書を用いてスコアを付与する。そのスコアを基に商品属性ごとのスコアを算出し、その値を説明変数、レビュー評価を目的変数とする重回帰分析を行う。その結果得られる  $t$  値を利用して、レビュー評価の根拠となる商品属性を提示する。

## 5. 評価実験

評価実験として、レビュー文章から抽出した根拠集合とレビュー評価値を用いて重回帰分析を行い、得られた結果を検証して考察する。具体的には、以下の項目について実験する。

- (1) 自動/手動抽出した商品属性ごとのスコアの重回帰分析
- (2) 根拠の有用性に関する考察

本実験では、Microsoft Office Excel 2013 のアドインである分析ツールを用いて重回帰分析を行う。また、商品属性のスコアが一つも得られなかったレビューは根拠提示の対象としない。重回帰分析における定数項は0とする。

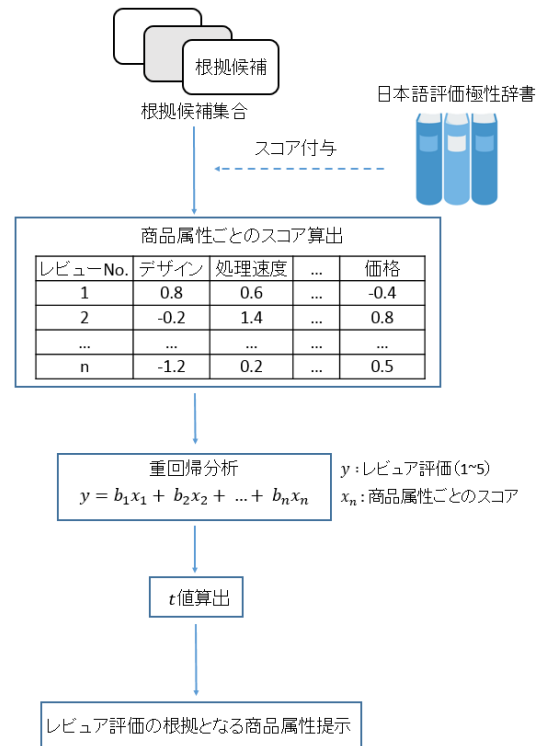


図4 処理の流れ

### 5.1 実験データ

本実験では、2012年1月に楽天市場に投稿されたレビュー約200万件のうち、商品カテゴリ「ノートパソコン」、「タブレットPC」について投稿されたレビューを実験データとする。その中から、商品属性が取得できかつスコアが算出できた100件を実験データとして使用する。

### 5.2 商品属性ごとのスコアを自動/手動抽出した結果に対する重回帰分析

重回帰分析では、目的変数の動きが説明変数によってどの程度説明できているかを表す決定係数  $R^2$  が算出できる。本節では、3節の手法でレビュー文章から商品属性ごとのスコアを自動で算出したレビュー100件と、人手によって手動でレビュー文章から属性語と評価語のペアを抽出し、評価表現辞書を用いて商品属性ごとにスコアを算出したレビュー100件を実験に用いる。そして商品属性ごとに算出したスコアをそれぞれ説明変数とし、重回帰分析を行った。自由度調整済み決定係数  $R_f^2$  は  $R^2$  から以下の式(3)により求められる。

$$R_f^2 = 1 - \frac{n}{n-k}(1 - R^2) \quad (3)$$

ここで、 $n$  は標本数、 $k$  は説明変数の数を表す。本研究では  $n = 100$ 、 $k = 10$  である。表4に自動/手動それぞれのデータに対する  $R_f^2$  の値を示す。

表4から、手動抽出結果が自動抽出結果より決定係数が約0.05大きくなった。これは、手動抽出結果の方がスコアを付与できた商品属性の数が多かったためであると考えら

\*4 <http://office.microsoft.com/ja-jp/excel-help/HP010069838.aspx>

表 4 自動抽出結果と手動抽出結果の自由度調整済み決定係数

	自由度調整済み決定係数 $R_f^2$
自動抽出	0.3757
手動抽出	0.4247

表 5 商品属性を縮小した決定係数 (自動抽出)

自由度調整済み決定係数 $R_f^2$
0.404444

れる。

この決定係数は説明変数の選び方で値が変わるため、商品属性数を変えて重回帰分析を行った。使用する商品属性は、表 7 のうち  $|t| > 2$  だった「デザイン」、「処理速度」、「価格」、「使いやすさ」、「液晶」の 5 属性とする。そして自動抽出結果のうち、これらの商品属性に最低一つはスコアが付与されているレビュー 90 件を用いて、重回帰分析を行った。その結果得られた自由度調整済み決定係数  $R_f^2$  を表 5 に示す。

表 5 の  $R_f^2$  は、表 4 に比べて約 0.03 大きい。これは説明変数を適切に選別することで  $R_f^2$  が増加できる可能性があることを示唆している。よって商品属性の定義方法についてさらに検討したい。

### 5.3 根拠の有用性に関する考察

ここでは 4.2 節で述べた  $t$  値を用いて、抽出した商品属性  $x_n$  がレビュー評価の根拠と成りうるか判定する。また本節では、商品属性  $x_n$  の単純な出現頻度のランキングと  $t$  値における  $x_n$  のランキングを比較する。実験には 5.2 節と同様に、商品属性ごとのスコアを自動/手動抽出したレビュー 100 件を用いた。自動抽出結果における  $x_n$  の出現頻度ランキングと  $t$  値のランキングをそれぞれ表 6、表 7 に、手動抽出結果におけるそれらをそれぞれ表 8、表 9 に示す。なお、表 7、表 9 の  $t$  値は絶対値の降順にソートしている。

4.2 節で述べた通り、 $|t| > 2$  の場合説明変数が目的変数に影響すると判定する。表 7 より、自動抽出手法では「デザイン」、「使いやすさ」、「価格」、「処理速度」、「液晶」といった商品属性がレビュー評価に影響を与えているといえる。また表 9 より、手動抽出手法では「デザイン」、「液晶」、「使いやすさ」、「価格」、「処理速度」、「配送」といった商品属性がレビュー評価に影響を与えている。これらの属性のうち、「配送」以外は自動抽出でも手動抽出でも評価に対して有意に影響を与えたいえ、特に「デザイン」は  $t$  値が 4 以上と大きい。よってこの商品カテゴリにおいては、「デザイン」はレビュー評価の根拠を示す上で重要な商品属性であるといえる。

またそれぞれの抽出法に関して、出現頻度と  $t$  値とを比較する。自動抽出では、表 6 から上位 3 件が「デザイン」、「処理速度」、「価格」であり、それらの  $t$  値も 2 以上と有意

表 6  $x_n$  の出現頻度 (自動抽出)

商品属性 $x_n$	出現頻度
デザイン	36
処理速度	31
価格	27
グラフィック	13
液晶	11
配送	11
バッテリー	10
使いやすさ	7
拡張性	6
携帯性	3

表 7  $x_n$  の  $t$  値 (自動抽出)

商品属性 $x_n$	$t$ 値
デザイン	4.535318
使いやすさ	3.536021
価格	3.095569
処理速度	2.12335
液晶	2.060056
配送	1.43135
携帯性	1.378768
拡張性	1.084696
バッテリー	-0.8874
グラフィック	-0.27135

表 8  $x_n$  の出現頻度 (手動抽出)

商品属性 $x_n$	出現頻度
処理速度	37
デザイン	32
価格	29
携帯性	16
グラフィック	14
使いやすさ	14
液晶	12
配送	9
バッテリー	7
拡張性	4

表 9  $x_n$  の  $t$  値 (手動抽出)

商品属性 $x_n$	$t$ 値
デザイン	4.059352
液晶	3.124438
使いやすさ	2.722471
価格	2.666844
処理速度	2.613347
配送	2.01888
拡張性	1.955938
グラフィック	0.720742
バッテリー	-0.54699
携帯性	0.359357

である。しかし、表 6 で出現頻度が 13 件ある「グラフィック」は、表 7 の  $t$  値が -0.27135 と、レビュー評価にあまり影響を与えないことが示されている。それに対し、7 件しか出現していない「使いやすさ」の  $t$  値が 3.536021 と高い値になった。同様に、手動抽出においても、表 8 で出現頻度が 16 件ある「携帯性」の  $t$  値が表 9 で 0.359357 と低く、12 件しか出現していない「液晶」の  $t$  値が 3.124438 と高い。よって、評価を左右する商品属性は、レビュー文章中の属性語の頻度で単純に決められないことが分かる。

今後は  $t$  値がレビュー評価の根拠を示す指標として有用であることを示すため、レビューを被験者が読んで推定したレビュー評価の根拠と、本手法を用いて提示した評価の根拠を比較することを検討している。

次に、表 6 と表 7 の結果を用いて、レビュー評価の根拠と考えられる属性が提示できるか検討した。表 10 に今回の実験で用いたレビューのうち 5 件の評価 (レビュー評価) とレビュー文章を示す。

また、それぞれのレビューに関して、抽出できた属性語と評価語の一覧を表 11 に示す。

表 11 の + は表 6 の上位 5 件の根拠と考えられる属性に分類される属性語を表し、\* は表 7 の上位 5 件の根拠と考えられる属性に分類される属性語を表す。この結果から、それぞれの結果において提示される商品属性は異なることが分かる。しかしレビュー文章から判断すると、特に 3 件目のレビューにおいては、根拠属性として提示されなかつ

表 10 実験で用いたレビューの一例

No.	評価	レビュー文章
1	5	展示品とのことですが、とてもきれいです。使い勝手もよく、快適です。
2	5	画面も大きいし、処理速度が速くて使いやすいです。たまたま隣のキーを押してしまう事がありますが、、、。安かったので2台購入しました。
3	5	【デザイン】テンキーがいいですね。 【グラフィック】普通です 【バッテリー】とてもよくもちます 【処理速度】この値段でこの速度なら文句なしでしょう 【使いやすさ】とてもいい買い物でした 【携帯性】軽いですね 【その他】値段分以上の性能はあります。
4	4	ネットブックと比較して雲泥の差が。。。この金額でコストパフォーマンスが良いです。かなりお勧めです。
5	2	入力の表示が非常に遅く、全体的に処理がむちゃくちゃ遅い。以前に使っていたxpの方がもっと早く動いていたような…

表 11 抽出できた属性語と評価語

No.	属性語と評価語
1	使い勝手-よく*
2	画面-大きい++, 処理速度-速く++
3	デザイン-いい++, バッテリー-よく, 処理速度-文句なし++, 使いやすさ-いい*, 携帯性-軽い
4	コストパフォーマンス-良い++
5	表示-遅く+, 動作処理-遅い++

た「バッテリー」、「携帯性」を含む商品属性全てがレビュー評価の根拠といえる。よって、個々のレビューごとに評価の根拠となる属性が異なる場合への対処を検討する必要がある。

## 6. まとめと今後の課題

本稿では、ユーザのレビュー閲覧の負担を解消するために、レビュー文章から自動でレビュー評価の根拠を抽出して提示する方法を提案した。提案手法では、レビュー文章から属性語と評価語のペアを係り受け解析により抽出し、評価語にスコアを付与することで個々のレビューから商品属性ごとのスコアを算出する。そして、重回帰分析によって評価の根拠となる属性を求める。

「ノートパソコン」、「タブレットPC」について著者が定めた10の商品属性に対する評価値を説明変数として重回帰分析を行ったところ、決定係数は評価の根拠を自動抽出した場合で0.3757、手動で抽出した場合で0.4247となった。また根拠となる商品属性の妥当性に関する実験により、提案モデルにより得られる根拠属性は、必ずしもレビュー文章に高頻度で現れる属性語の属する商品属性とは

限らないことが示された。

今後の課題として、個々のレビューごとに評価の根拠となる属性が異なる場合への対処が挙げられる。また、本研究ではあらかじめ商品属性と属性語を著者らが定義したが、他の商品カテゴリに対応するため、レビュー文章から抽出した語から商品属性を自動で定義することも検討している。

**謝辞** 本研究を進めるにあたり、楽天データ公開において公開された楽天市場「みんなのレビュー・口コミ情報」を使用させて頂きました。データを公開して頂きました楽天株式会社へ深く感謝致します。

## 参考文献

- [1] 谷本融紀, 太田学, “評価属性を考慮した評判情報の可視化”, 情報処理学会研究報告, DBS-151, No.12, 2010.
- [2] 川井 康示, 吉川大弘, 古橋武, “可視化によるユーザーレビューの評判情報解析に関する研究”, HAI シンポジウム 2011, III-2B-2, 2011.
- [3] 平山拓央, 湯元高行, 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”, DEIM Forum 2011, F2-5, 2011.
- [4] 駒田康孝, 山名早人, “商品評価ツイートからの属性語自動抽出手法の提案”, DEIM Forum 2014, B5-6, 2014.
- [5] 公開資源/日本語評価極性辞書-東北大学 乾・岡崎研究室, <http://www.cl.ecei.tohoku.ac.jp/index.php?Open%20Resources%2FJapanese%20Sentiment%20Polarity%20Dictionary>
- [6] 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.
- [7] 楽天技術研究所, 楽天データ公開, <http://rit.rakuten.co.jp/rdr/index.html>, (accessed 2014-06-19).