

商品レビューの傾向と要因のグラフ化

平山 拓央[†] 湯本 高行[†] 新居 学[†] 高橋 豊[†]

[†] 兵庫県立大学大学院工学研究科 〒 671-2280 兵庫県姫路市書写 2167

E-mail: †er11e033@steng.u-hyogo.ac.jp, ††{yumoto,nii,takahasi}@eng.u-hyogo.ac.jp

あらまし 通販サイトにおけるレビューには、商品の機能や特徴に対する評価が記述されており、商品の詳細な情報を読み取れる。しかし、レビュー数が多い場合には全てを閲覧することは困難であり、また少数のレビューの閲覧では商品に対して偏った印象を抱く可能性がある。本稿では、商品の機能や特徴といった評価の基準となる語（評価属性）に対するレビュー集合全体の好不評の傾向（評価傾向）と、その要因となった語（因子）を抽出する手法を提案する。なお、評価属性の抽出に関して4商品のレビュー集合を用いて実験を行ったところ、全体で8割以上の適合率が得られた。また作成したプロトタイプシステムにより、抽出した評価属性と因子の関係をグラフとして可視化し、全体の詳細な評価を容易に把握可能とする。具体的には、評価属性と因子をノードとし、因子が評価属性の評価傾向に対して好影響、もしくは悪影響与えているかをエッジとその色により表現する。評価属性を表すノードは、評価傾向を視覚的に表現するために、円グラフとする。

キーワード 評価属性, 要因, 評価傾向, グラフ化

Generating Graphs of Tendencies and Factors from Product Reviews

Takuo HIRAYAMA[†], Takayuki YUMOTO[†], Manabu NII[†], and Yutaka TAKAHASHI[†]

[†] Graduate School of Engineering University of Hyogo, Hyogo University

2167 Shosha, Himeji, Hyogo, 671-2280 Japan Graduate School of Engineering, University of Hyogo 2167

Shosha, Himeji, Hyogo, 671-2280, Japan

E-mail: †er11e033@steng.u-hyogo.ac.jp, ††{yumoto,nii,takahasi}@eng.u-hyogo.ac.jp

1. はじめに

近年、インターネットを利用した商品取引が頻繁に行われている。それに伴い、通販サイトでは商品に関する情報として、図1, 2のような、評判情報を提供している。

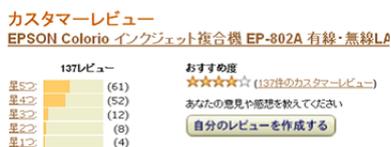


図1 商品評価の統計

図1, 2は Amazon.co.jp で提供されている評判情報である。図1は、商品の購入者が商品に対して5段階で評価したものを集計した結果である。この統計結果からは、全体の段階評価の比率を確認することができ、商品に対する全体の評価を容易に把握することができる。しかし、商品の機能等の良し悪しといった、詳細な評価を読み取ることはできない。そこで、図2

8人中、8人の方が、「このレビューが参考になった」と投票しています。

★★★★☆ すっきりデザインがかわいいですね、2010/5/11

By [ユーザー名] レビューをすべて見る

レビュー対象商品: EPSON Colorio インクジェット複合機 EP-802A 有線・無線LAN標準搭載 2.5型カラ
 やはり給紙トレイがあると、すっきりしたデザインになりますね。
 一昔前の背面給紙と比較すると、随分便利だと思います。
 ちょっと失敗だったのが、「無線LAN対応」の捉え方でした。
 良く内容を調べなかったため、このプリンターと無線LAN対応のPCさえ
 あれば、無線でプリントができると勘違いしてしまいました。
 (airmac expressの様な無線LANルーターが内蔵されているようなイメージでした)
 まあ詳しい方から見れば、「そんなわけないわ！」という感心かもしれませんが・・・
 あくまで、無線LANが構築してある環境への追加という位置づけであることに
 取説を見るまで気づきませんでした・・・
 我が家は有線ですので、結局USB接続でプリントしております。

図2 商品に関するレビュー

に示すレビューを見ることで、商品の機能等に対する詳細な評価を読み取ることができる。しかし、レビュー数が多い場合には、すべてのレビューを閲覧することは負担のかかる作業であり、少数のレビューの閲覧では商品に対して偏った印象を受けられる可能性がある。以上のことから、商品に対するレビュー集合全体の詳細な評価を把握することは困難であると考えられる。

本研究では、ある一定以上の数の商品レビュー集合から、商

品の機能や特徴に関する全体の評価を抽出し、容易に把握可能とするための可視化を行う手法を提案する。ここで、商品の機能といった評価の基準となる語を評価属性とし、評価属性に対する好不評と、その要因となった語をレビュー集合から抽出する。ここで本手法では、レビュー集合から抽出できる評価属性に対する評価として、次の2点の特徴を考える。

- 好不評の傾向
- 好不評の要因

上記の2点についてレビュー集合から抽出した評価をもとに、評価属性と要因をそれぞれノードとしたグラフを構築する。好不評の傾向に関しては、評価属性のノードを好評と不評の割合を表現するために円グラフとする。また、評価属性に対する好不評の要因をエッジとその色で表現する。これにより、レビュー集合全体の評価を可視的に提示し、容易な把握を可能とする。

2. 関連研究

本章では、本研究と関連性の高い諸研究について説明し、その位置づけと関係、相違について述べる。なお、関連性が高いと判断した基準としては、本研究と同様にレビューを対象とした研究、ある対象の評価の基準や論点となる語を特定するための研究、テキストの可視化に関する研究に着目した。

小倉ら [1] は、ある対象に対する評価情報に付与されている評価に着目し、レビュー文の一般閲覧者から得た評価をもとに支持度と参考度を算出することによって、有益な評判情報の抽出を行う手法を提案している。しかし、インターネット上では商品に対して極端な意見を持つ者が存在することが背景にあり、通販サイト等の評価情報に対する支持に偏りが生まれる場合がある。このように、対象とする商品の評価にそのような者が干渉している場合、取得してきた情報がユーザにとって有益とならない可能性がある。本研究では、評価情報自体に対する評価などは考慮せず、レビュー中の記述に着目してユーザにとって有益な評価の抽出を行う。

小林ら [2] は対象名、属性表現、評価表現の共起パターンに基づく、属性、評価表現の半自動的収集方法を提案している。共起パターンは、「属性表現」が/は/も/に/を「評価表現」というようなテンプレート表現をなすものとしている。また、Huら [3] は、通販サイトにおける商品のレビューから自然言語解析を用いて評価の特徴を抽出し、集約する手法を提案している。具体的には、収集した商品レビューに *NLProcessor* でタグ付けを行い、評価を述べる際に用いられる形容詞 (*adjective*) の近傍にある名詞もしくは名詞句 (*noun/nounphrase*) の中で、出現頻度の高いものを、商品进行评估する点 (*frequencyfeature*) として抽出を行う。また、出現頻度が低いとその特徴に対する評価に用いられた語に、抽出した *frequencyfeature* を評価する際に用いられた語があった場合に、少数が着目した重要な特徴 (*infrequencyfeature*) として抽出している。さらに、それぞれの特徴に対する評価の極性を判定し、レビュー集合全体の評価を集約している。本研究の手法では、商品の評価の基準となる評価属性を係り受け解析により取得する。

谷本ら [4] は特定の商品に係る評価表現辞書を作成した

後、その辞書を用いて商品に関するレビューテキストを「デザイン」等の評価属性ごとに点数化することで評価を可視化し、ユーザの商品の評価を容易に把握可能とする手法を提案している。谷本らが提案している手法では、作成した評価表現辞書を用いて、レビューテキスト1件の点数化を可能としているが、レビュー集合に対する可視化を考慮していない。本手法では、商品に対するレビュー集合全体の評価属性に対する評価傾向を可視化するため、全体の評価を容易に把握することを可能としている。そのため、処理に用いるデータセットは同じであるが、手法を適用する対象という点では異なる。また、本研究ではレビュー集合における評価の要因を抽出し、評価傾向との関係を可視化する。そのため、詳細な情報の取得を支援する点に関しても異なる。

3. 評価のモデル化と可視化

本研究では、レビュー集合から商品の機能や特徴といった、評価の基準（評価属性）に対する評価を抽出し、可視化する。このとき、レビュー集合から抽出できる評価属性に対する評価の特徴を次のように考える。

- 好不評の傾向（評価傾向）
- 好不評の要因

1つ目の特徴は、レビュー集合全体の評価属性に対する好不評に、どのような傾向がみられるかという特徴である。また2つ目の特徴は、評価属性に対する好不評に影響した要因を表す特徴である。本研究では、この2点の特徴をレビュー中の記述を考慮して具体化することで、評価の抽出と可視化を行う。本章では、評価のモデル化、特徴を考慮した評価のグラフ化について述べる。

3.1 評価のモデル化

提案手法では、評価の抽出において次に示すようなレビュー中の文章に着目する。

- 動作音がガチャガチャうるさいです。
- 無線 LAN 機能があるので使い勝手はとても良い。

上述した2文は、ある複合機に対するレビューの記述である。1文目は、複合機の「動作音」に対して、「うるさい」と評価している。2文目は、複合機の「使い勝手」が「良い」と評価している。さらに、その評価に至った根拠として、「無線 LAN 機能があるので」と記述されている。このように、レビュー中には商品に対する評価として、商品の機能や特徴に対して好評、もしくは不評が述べられている。また2文目のように、評価に対する根拠が1文中に記述されている場合もある。本手法では、上記の2文のような商品の機能等に対して評価が記述されている文を評価文とし、評価文から評価を抽出する。

ここで、評価文から抽出される評価は、次に示す要素により構成されるものとする。

- 評価属性 … 商品の機能や特徴といった、評価の基準を示す名詞。
- 評価極性 … 評価属性に対して好評、もしくは不評を表す極性（+：ポジティブ/-：ネガティブ）。
- 因子 … 評価属性に対する評価の要因となった特徴等を

表す名詞。

上述した2文では、それぞれ「動作音」と「使い勝手」が評価属性であり、評価属性に対する“うるさい”と“良い”といった語が示す評価の極性が評価極性となる。また、2番目の評価文の『無線LAN機能があるので』は、「使い勝手」が“良い”という評価を証明する根拠に相当する。よって、根拠に用いられている「無線LAN機能」が因子となる。

以上の定義を踏まえ、評価文中の評価属性に対する評価を、属性評価モデル eva としてモデル化する。

$$eva = (at, va, fa) \quad (1)$$

ただし、 at は評価属性、 va は評価極性、 fa は因子（ない場合は ϕ ）である。

ここで、属性評価モデルの定義をもとに、レビュー集合から抽出できる評価属性に対する評価の特徴を具体化する。まず評価傾向は、評価属性に対するレビュー集合全体の好不評の傾向である。すなわち、ある評価属性 at_i に対するレビュー集合の評価傾向 $Ten(at_i)$ は、各レビューから抽出した va を集計した結果であり、次式のように表現できる。

$$Ten(at_i) = (vaSum_+, vaSum_-) \quad (2)$$

ただし、 $vaSum_+$ 、 $vaSum_-$ はそれぞれ at_i に対するレビュー集合全体のポジティブ、ネガティブの総数である。

また因子の定義より好不評の要因は、ある評価属性 at_i の評価傾向に対して因子 fa_j が与えた影響 ($fa_j, P_{num}(fa_j), N_{num}(fa_j)$) の集合 $Fac(at_i)$ とし、次式のように表現できる。

$$Fac(at_i) = \{(fa_1, P_{num}(fa_1), N_{num}(fa_1)), (fa_2, P_{num}(fa_2), N_{num}(fa_2)), \dots, (fa_n, P_{num}(fa_n), N_{num}(fa_n))\} \quad (3)$$

ただし、 $P_{num}(fa_j)$ 、 $N_{num}(fa_j)$ はそれぞれ at_i に対する評価文の評価極性が+、または-の際に共起した fa_j の出現数である。すなわち、 $P_{num}(fa_j)$ 、 $N_{num}(fa_j)$ はそれぞれ好影響、または悪影響の強さを表している。

3.2 特徴を考慮した評価のグラフ化

本研究では、レビュー集合から抽出できる評価属性に対する評価の特徴をユーザに提示する情報として、図3のようにグラフとして可視化する。

図3のように、評価属性と因子をノードとして表現し、因子が評価属性の評価に与える影響をエッジとその色で表現している。評価属性を表すノードは、レビュー集合から抽出した評価属性に対する評価傾向を、円グラフとして表現している。また、因子が評価属性に影響を与えるとき、因子のノードから評価属性のノードに対して片方向のエッジを伸ばすようにする。因子が評価属性の評価に対して好影響を与える場合は赤、悪影響を与える場合は青といったように、影響に応じて色を変化させる。また、その因子が評価属性に与える影響の強さを、エッジの太さで表現する。つまり、レビュー集合から抽出できる評価の特徴は、図3の表現と次のように対応づけている。

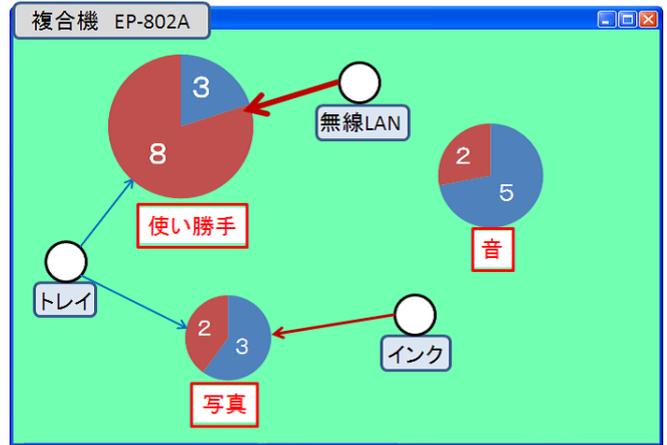


図3 レビュー集合の評価のグラフ化

- 評価傾向 ... 円グラフ
- 評価の要因 ... ノードとエッジのつながり

注目する評価属性に対する円グラフを見ることで、レビュー集合全体の評価属性に対する評価を容易に把握可能とする。また、ノードとエッジのつながりを見ることで、評価属性に対する好不評の具体的な要因とその影響を把握でき、詳細な評価の把握を可能とする。また、6.章にて現段階のプロトタイプシステムについて述べる。

4. 評価の抽出手法

本章では、レビュー中の評価文から評価を抽出する手法について述べる。評価の抽出に関する全体像を図4に示す。

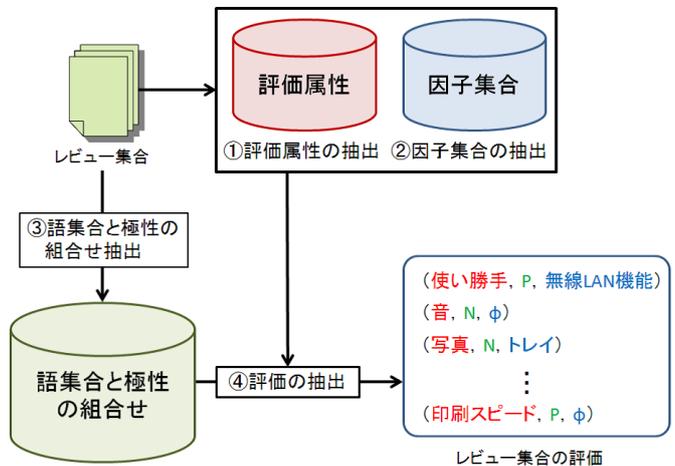


図4 評価の抽出

図4に記載している数字は処理の順番である。まず、評価の抽出に必要な情報として、レビュー集合から評価属性、因子集合を抽出する。次にレビュー集合から語集合と極性の組合せを抽出し、抽出した組合せから属性評価モデルに基づく評価の抽出を行う。

4.1 評価属性の抽出

レビュー中の評価属性に対する意見や評価の記述には、「音が静か」や「使い勝手がいい」のように、文中で主語と述語のよ

うな修飾関係にあることが多い。そこで本手法では、日本語係り受け解析器の CaboCha^(注1)を用いて、単位文の係り受けを解析し、評価属性候補の抽出を行う。ただし、係り先の語が次に示す品詞であった場合に、係り元の名詞を評価属性候補として抽出する。

- 形容詞
- 名詞, 形容動詞語幹
- 名詞, ナイ形容詞語幹
- 動詞 (ただし、係り先の次の語が形容詞の場合のみ)

ここで「名詞, 形容動詞語幹」に関しては MeCab^(注2)の解析で出力される形態素の品詞であり、形容動詞を意味するが、本手法では「名詞, 形容動詞語幹」という名詞として扱う。

全てのレビューに対して係り受け解析を行い、抽出した候補の中から出現頻度を用いて評価属性を決定する。抽出した評価属性においてその出現頻度の高さでランキングを行い、上位 N 件の候補を評価属性とする。

4.2 因子集合の抽出

処理対象のレビュー集合において、因子として用いられている語を特定し、抽出を行う。ここで、因子は評価属性に対する評価の要因となった特徴等を表す名詞である。このことから、レビュー中の表記で理由や根拠を述べている文中に出現する可能性が高いことが考えられる。そこで本手法では、レビュー中の記述から理由や根拠を述べている表現を根拠表現とし、この根拠表現を特定する。特定した根拠表現に含まれている名詞を因子の候補として抽出する。

ここで、坂地ら [8] は景気動向記事における因果関係を抽出する手法において、根拠表現を特定するための手掛かりとなる表現 (手掛かり表現) を調査している。本研究では、調査した手掛かり表現に「から」や「ので」といったレビュー特有の手掛かり表現を追加した表現を用いる。具体的には、注目している 1 文において表 1, 2 に示す手掛かり表現が用いられている句を根拠表現とする。

表 1 手掛かり表現 (フレーズ)

出現型	
理由で	目的で
影響で	背景には
に続いて	際に
ており、	あると、
ことで、	ことによって、
により	ため、
から、	

表 2 手掛かり表現 (形態素)

出現型	品詞
より	助詞, 格助詞
ため	非自立, 副詞可能
で	助詞, 接続助詞
場合	名詞
が	助詞, 接続助詞
なく	形容詞, 自立
ので	助詞, 接続助詞

ただし、表 1 の手掛かり表現を用いた処理では、処理対象の 1 文中に一致する表現が存在した場合に、その表現を含む文節を根拠表現があるものとする。表 2 の手掛かり表現を用いた処理では、処理対象の 1 文を形態素解析し、表現とその品詞が一

致した場合に、その表現を含む文節を根拠表現とする。「無線 LAN のおかげで使い勝手がとても良い」といった 1 文の場合、手掛かり表現の「ので」が用いられていることから「無線 LAN 機能があるので」が根拠表現となる。また、この根拠表現に出現する「無線 LAN」という名詞を因子候補として抽出する。

本手法では、レビュー集合から抽出した因子候補の中で、その出現回数が M 回以上の候補を因子とする。この処理により、レビュー集合から因子集合の抽出を行う。

4.3 語集合と極性の組合せ抽出

4.1 節の処理を行った後、レビュー中の評価文から語集合と極性の組合せを抽出する。レビュー中の単位文において 4.1 節にて抽出した評価属性を含む文章を評価文とし、処理の対象とする。なお、抽出する語集合は評価文中に用いられている一般名詞とし、評価属性以外の名詞を因子の候補とする。

松本ら [6] は「文章では一般的に結論が末尾に書かれることが多い」としている。この考えをもとに、まず文章の末尾から最も近い極性を持つ語の極性を、評価極性の基準とする。また、基準となった語に続く極性反転子の数を確認することで、評価文の評価極性を判定する。単位文 el の評価極性 $Polarity(el)$ は、極性の基準となる語 va_{el} の極性と極性反転子の数 i_{cnt} に対し、次のように表す。

$$Polarity(el) = \begin{cases} + & (va_{el}が+で i_{cnt_{el}}が偶数) \\ - & (va_{el}が+で i_{cnt_{el}}が奇数) \\ - & (va_{el}が-で i_{cnt_{el}}が偶数) \\ + & (va_{el}が-で i_{cnt_{el}}が奇数) \end{cases} \quad (4)$$

+, - はそれぞれポジティブ, ネガティブである。なお、評価文の評価極性の判定には、青木ら [5] の作成した単語極性辞書を用いて行う。

「音が多少うるさいですが、いまは快適です。」

上記の単位文の場合、末尾から最も近い「快適」の極性+が基準となる。また、「快適」の後に続く極性反転子はないため、この単位文の評価極性は+となる。

ただし、上記の手法では、評価属性に対する評価が記述されていても、評価極性の基準が特定できない単位文に対しては判定できない。そこで本手法では、那須川ら [7] の提案する文脈一貫性の考えを応用する。那須川らは「評価は一連の文脈で連続して出現しやすく、その際には反転を明示されない限り同じ極性を取りやすい傾向が見られる」としている。この考えをもとに、青木ら手法では判定できない単位文に関しては、前文の極性をその単位文の評価極性とする。

以上の手法をレビュー 1 件に対して適応する場合の例を図 5 に示す。図 5 は、左側に示すレビューの単位文ごとに評価極性を判定する流れを示している。図中の青木ら手法は、単語極性辞書を用いて各单位文の極性判定を行った結果である。単位文に対して青木ら手法によって極性判定が行われた場合は、その極性を単位文の評価極性とする。また文脈一貫性の考えより、青木ら手法による極性判定において neu (ニュートラル: 中性) が出た場合には、前文の極性をその単位文の評価極性とする。

(注1): <http://chasen.org/taku/software/cabocha/>.

(注2): MeCab, <http://mecab.sourceforge.net/>.

	青木ら手法	評価極性
このプリンタを購入したのですが色は綺麗	+	+
性能も問題ない	+	+
この1機のプリンターで十分だと思った	+	+
思っていたんだが	neu	+
はっきりいっていい点より不満点の方が多い	-	-
不満:動作が遅い	neu	-
音がうるさい	-	-
紙がよく詰まる	-	-
インク代が高い	neu	-

前文の極性を割り当てる

図 5 評価極性の判定手法

4.4 属性評価モデルに基づく評価の抽出

4.3 節の手法から抽出した語集合と極性の組合せから、属性評価モデルに基づいて評価属性に対する評価の抽出を行う。評価の抽出には 4.1 節の手法で抽出した評価属性と、4.2 節の手法で抽出した因子集合を用いて次の手順で処理を行う。

- (1) 組合せにおける評価属性特定
- (2) 組合せにおける因子の特定

ただし (2) に関しては (1) が可能な場合のみ処理を行う。また、処理の概要を図 6 に示す。

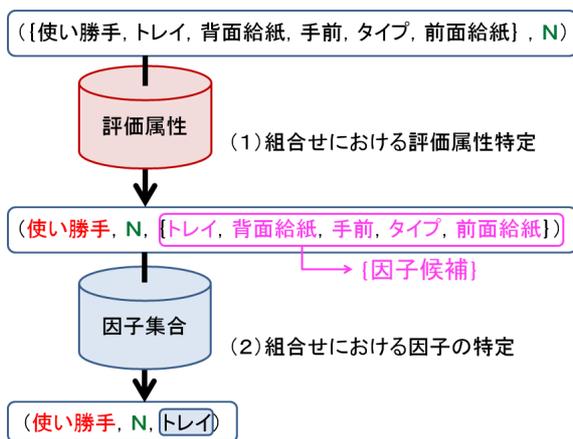


図 6 属性評価モデルに基づく評価の抽出

まず、上記の手順における (1) では、語集合の中に抽出した評価属性のうちいずれかの評価属性が出現しているかを判定する。これにより、語集合と極性の組合せがどの評価属性に対する評価であるかを判定し、組合せの評価属性を特定する。ここで、処理対象の語集合において、特定した評価属性以外の語を因子候補とする。

次に (1) の処理により評価属性が特定できた語集合に対して (2) を行う。具体的には (1) で因子候補とした中に、抽出した因子集合のうちいずれかの因子が出現しているかを判定する。これにより、語集合と極性の組合せにおける因子を特定する。以上の処理により、語集合と極性の組合せから、属性評価モデルに基づく評価の抽出を行う。

5. 評価の抽出手法に関する評価実験

評価の抽出手法における 4.1 節の評価属性の抽出、4.2 節の

因子集合の抽出及び 4.3 節の評価極性の判定手法について実験を行った。本章では、各手法に対する実験結果とその考察を述べる。なお、実験には次の商品の amazon.co.jp におけるレビュー集合を用いて行った。また () 内に記載している数字はレビューの件数である。

- EPSON Colorio インクジェット複合機 EP-802A (137)
- Apple iPod nano 4 GB ホワイト (169)
- Canon デジタルカメラ Powershot SX130IS ブラック (98)
- Bauhutte (パウヒュッテ) オフィスチェア BM-38 Maglia (100)

5.1 評価属性の抽出実験

4.1 節における評価属性の抽出手法を、実際のレビューに適用した結果を表 3 に示す。表 3 では、各商品のレビュー集合から取得した評価属性の適合率を、評価属性候補の出現頻度上位 10 件、20 件、30 件の場合について算出した。

表 3 評価属性の取得精度

対象	10 件	20 件	30 件
複合機 EP-802	1.000	0.900	0.733
ipod nano ホワイト	0.700	0.700	0.633
デジタルカメラ SX130IS	0.800	0.800	0.700
オフィスチェア BM-38	0.800	0.750	0.667
全対象	0.825	0.788	0.683

表 3 より、出現頻度が上位 10 件、20 件の候補を評価属性とした場合には、適合率は 8 割程度となった。また、30 件を評価属性とした場合には、適合率は 7 割程度となった。出力に用いる評価属性としては出現頻度上位 10 件までを想定していたが、上記の結果より出現頻度上位 20 件までを評価属性とすることが可能であるとわかった。ここで、適切でない判断した評価属性をまとめると、次のような特徴の語が見られた。

商品自体を表す名詞

「本体」や「ipod」といったように、商品自体を表わしている語が抽出された。評価属性は商品の機能や特徴であるため、商品自体を表している語に関しては不適切である。このような語には商品名そのものやカテゴリ、その商品の概念が類似している場合が多いため、この点を考慮して排除する必要があると考えられる。

評価の際に用いる表現

「最高」や「逆」のように評価を述べる際に使う言葉であるが、一般名詞であるために現行の手法により抽出されてしまった。このような語は、候補の出現頻度上位 30 件までを評価属性として決定した場合に多く見られたため、上位件数を制限することにより改善できると考えられる。

また、決定した上位 n 件の評価属性の中には「スピード」と「速度」のように、表記が違うが商品の同じ特徴を示している評価属性が確認された。このような評価属性同士の関係を判定し、評価属性同士とそれぞれに対する評価を集約する処理を行う必要があると考えられる。

5.2 因子集合の抽出実験

4.2 節にて述べた因子集合の抽出に関する実験を行った．具体的には，4.2 節の手法により各商品のレビュー集合から抽出した因子集合のうち，因子として適切な語が抽出できた割合を適合率として算出した．また，出現回数 M については，それぞれ 2 回，3 回，4 回と設定し，それぞれの場合において適合率を算出した．ただし，今回の実験では抽出された因子集合から評価属性と重複する語は排除した．因子として適切な語としては，商品の機能や特徴に関係する語とした．結果を表 4 に示す．なお，表 4 における結果の記述は，適合率 (正解数/総数) としている．

表 4 因子集合抽出の適合率

対象	2 回以上	3 回以上	4 回以上
複合機 EP-802	0.431(22/51)	0.542(13/24)	0.571(8/14)
ipod nano ホワイト	0.271(13/48)	0.400(6/14)	0.400(2/5)
デジタルカメラ SX130IS	0.656(21/32)	0.750(9/12)	1.000(4/4)
オフィスチェア BM-38	0.360(9/25)	0.600(6/10)	0.668(4/6)
全対象	0.430	0.573	0.660

結果より， M の値を 3 回，4 回としたときの適合率に比べ，2 回にした場合には適合率が大幅に減少した．これより， M は 3 回であることが望ましいとわかった．また，評価属性の抽出において見られた商品自体を表す名詞が，因子集合の抽出でも出現していたため，対処する必要があると考えられる．

5.3 評価極性判定手法の実験

4.3 節の語集合と極性の組合せ抽出における評価極性判定の精度検証を行った．具体的には，各商品のレビュー集合のうち無作為に選んだ 50 件に対して 4.3 節の評価極性判定の手法を適用し，どの程度正確な判定が行われたかを実験した．なお正解の判定としては，着目する単位文のポジティブ，もしくはネガティブな評価が判定した評価極性と一致するかを確認した．そのため，極性を持たない文や，商品に対する評価とは大きくかけ離れた単位文に対しては考えないものとした．結果を表 5 に示す．ただし，表 5 における適合率 A は各商品のレビュー 50 件に出現した全単位文に対する評価極性の正解の割合である．また，適合率 B は 50 件のレビューそれぞれから算出した適合率の平均である．

表 5 評価極性判定手法実験結果

対象	単位文数	正解数	適合率 A	適合率 B
複合機 EP-802	264	171	0.648	0.667
ipod nano ホワイト	294	204	0.694	0.735
デジタルカメラ SX130IS	362	248	0.685	0.691
オフィスチェア BM-38	307	188	0.612	0.629
全対象	1227	811	0.660	0.681

実験により，適合率 A，B のどちらにおいても，0.6 以上の適合率が確認できた．ただし今回の実験により，評価極性判定手法に問題があることが確認できた．確認できた問題について次に示す．

単語極性辞書のレビューに対する適用の問題

本研究では，単位文の評価極性の判定に青木らの単語極性辞書を用いている．しかし，青木らの研究はニュース記事を対象としており，単語極性辞書もニュース記事を想定した語が比較的多い．そのため，レビューの多様な表現に対してうまく作用しない場合がある．たとえば「機能」という語はレビュー中の表現としてはただの名詞であり，極性判定に影響しない語である．しかし，単語極性辞書において「機能」はネガティブの表現として登録されている．そのため，単位文の文末付近にこのような語が出現した場合には，判定に影響が出る可能性がある．この問題に対しては，単語極性辞書に代わる，レビューに特化した辞書を用意することで改善ができると考えられる．

文脈一貫性の適用限界

4.3 節の手法より，単語極性辞書を用いた手法で極性が判定できなかった単位文に対しては，文脈一貫性の考えより前文の極性を着目している文とする．しかし，着目している単位文の前文の極性が *neu* (ニュートラル：中性) の場合，文脈一貫性の考えが適応できない．特にレビューの書き出しに関しては文脈一貫性の適用は難しく，青木ら手法による極性判定ができない場合には評価が記述されていても *neu* になってしまう．この問題に関しては，前述した単語極性辞書の問題を解消することで改善が期待できると考えられる．

6. プロトタイプシステム

本研究における现阶段のプロトタイプシステムの UI (ユーザーインターフェース) を図 7 に示す．

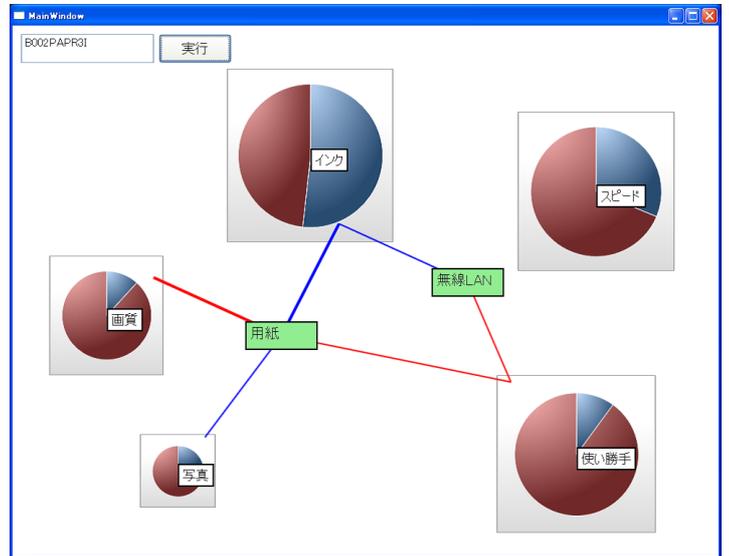


図 7 プロトタイプシステムの UI

図 7 は，複合機の EP-802A の amazon.co.jp のレビュー集合を解析して得られた出力結果である．図のように，抽出した評価属性の評価傾向を円グラフとして，最大 5 つまで同時に表示している．円グラフは，赤色の領域が好評数，青色の領域が不評数に対応している．また，評価の数に応じて円グラフの大きさを対応させており，より評価数の多い評価傾向は大きな円グ

ラフとなっている。「使い勝手」に関しては全体の8割程度が好評しており、「インク」に関しては好不評の意見が割れていることがわかる。これにより、評価属性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。

因子は緑色のラベルで表示しており、各評価属性の評価傾向に与える影響をエッジで表現している。エッジには太さと色があり、影響の強さを太さで表している。また、好影響であれば赤色を、悪影響であれば青色のエッジとなっている。「使い勝手」の評価傾向と「無線LAN」のつながりを見ると、赤いエッジで結ばれていることがわかる。これは、商品の機能である「無線LAN」が「使い勝手」に良い影響を与えているということが読み取れる。実際のレビュー中の記述においても、「無線LAN機能があるので使い勝手がとても良い」という一文が確認できた。このように、レビュー中の記述を視覚的に表現することで、詳細な評価を直感的に把握可能としている。

ここで、現在のUIにおける今後の課題について述べる。ユーザ操作の追加

現在、評価属性の評価傾向は、それぞれ決まった表示数を決めた座標にしか表示できない。また、配置の変更や大きさの調整といったユーザ操作にも対応していない。しかし、ユーザによって注視する評価属性が違う場合には、円グラフの大きさをユーザ操作で調整できる必要がある。また、配置に関してもユーザが自由に操作し、逐次見やすい形にできるような操作を可能にする必要がある。

補完情報の提示

提案するUIでは、評価属性の評価に因子が与える影響をエッジのつながりのみで表現している。しかし、このエッジのつながりが上述した例のような直感的な把握が容易ではない場合には、因子が評価属性に対してどのように影響しているかは読み取れない。そこで、このような場面においてユーザの要求があった場合には、因子に関する情報を提示する必要がある。因子に関する情報とは、レビュー集合における因子を用いた根拠表現や評価の文章である。この情報を提示することで、因子が商品の各評価属性にどのような影響を与えているかを読み取ることができ、情報の把握を支援することができると思われる。

7. おわりに

本稿では、大量の商品レビューの閲覧にかかる負担を解消するため、レビュー集合における評価をグラフとして可視化する手法を提案した。評価の抽出を行う上で、レビュー中の評価文から抽出できる評価を属性評価モデルとしてモデル化し、評価文から評価を抽出する各手法について述べた。また、評価の抽出に関する各手法について実験を行い、考察を行った。評価属性抽出に関する実験では、上位10件の候補を評価属性と決定した場合の適合率が全体で8割以上と非常に高い値を示した。不正解とした語としては、商品自体を表す語や、評価に用いる語等が確認できた。因子集合の抽出に関する実験の結果からは、 M の設定値として3が適切であることがわかった。評価極性判定手法の実験では、全体で6割以上の正答率で、単位文の極

性判定を行えることが確認できた。結果を考察したところ、現在用いている単語極性辞書がレビューに対する適用に問題があることがわかった。また、現段階のプロトタイプシステムについて説明し、ユーザ操作に関する問題と、詳細な情報の提示に関する問題について述べた。

今後の課題としては各手法の精度を向上させるための改善をする必要があると考えられる。また、ユーザが提案するシステムを利用してレビュー集合全体の評価を正確に把握できるように、UIの改良も行う必要がある。

文 献

- [1] 小倉達矢, 穴戸開, 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.
- [2] 小林のぞみ, 乾健太郎, 松本祐治, 立石健二, 福島俊一. テキストマイニングによる評価表現の収集, 情報処理学会研究報告, 2003-NL-154, pp. 77-84, 2003.
- [3] Mingqing Hu, Bing Liu, Mining and Summarizing Customer Reviews. KDD-2004, 22-25, 2005.
- [4] 谷本融紀, 太田学, 評価表現辞書を用いた評判情報の可視化, Webとデータベースに関するフォーラム (WebDB Forum2009), 1B-1, 2009.
- [5] 青木伸也, 湯本高行, 角谷和俊, 新居学, 高橋豊. 論点に対する極性に注目したニュース記事からの編集意図の抽出手法, 第149回DBS研究会, DBS-2A, 2009.
- [6] 松本章代, 小西達裕, 高木朗, 小山照夫, 三宅芳雄, 文末表現を利用したウェブページの主観・客観度の判定, DEIM Forum, A5-4, 2009.
- [7] 那須川哲哉, 金山博, 文脈一貫性を利用した極性付評価表現の語彙獲得, 情報処理学会研究報告書, pp. 109-116, 2004.
- [8] 坂地泰紀, 増山繁, 新聞記事からの因果関係を含む文の抽出手法, 電子情報通信学会論文誌, pp. 1496-1506, 2011.