

## 反対語を用いた極性不定評価表現の極性判定

酒井 義和<sup>†</sup> 荒木 健治<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 北海道大学大学院情報科学研究科  
〒060-0814 札幌市北区北14条西9丁目  
E-mail: †{yoshikazu,araki}@media.eng.hokudai.ac.jp

あらまし 本稿では、Web上のテキストから抽出された、ある対象に対する評価情報に対し、自動で感情極性を判定する手法を提案する。評価情報には「大きい」、「小さい」のように、単体では極性判定できない表現が存在する。そこで、評価情報が複数の語の組み合わせで表現できるとする研究に基づき、複数語の組で考えることで、単体での極性判定が困難な表現に対しても極性判定が可能となることを目的とした。さらに、Web上のテキストをコーパスとすることや、評価表現の反対語を用いることにより、人手をかけずに極性判定可能なシステムの開発を行った。実験により80%のカバレッジで74%の精度を得た。それらの結果より本手法の有効性の確認を行った。

キーワード 意見抽出, 感情極性, 評判分析

## Analyzing Context Dependent Polarity Expressions by Using Antonyms

SAKAI YOSHIKAZU<sup>†</sup> and ARAKI KENJI<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University  
Kita14,Nishi9,Kita-ku,Sapporo,060-0814,Japan  
E-mail: †{yoshikazu,araki}@media.eng.hokudai.ac.jp

**Abstract** This paper presents a method for automatically classifying evaluative expression extracted from large amount of Web documents. Some of the expression like "large", "small" has a problem to be difficult to classify as positive or negative based on one word. Then we are based on the research of evaluative expression consisting of multiple words, and try to classify them. Using the number of hits returned by a Web search engine and the antonyms can get rid of the cost. Through experiments, we achieves an accuracy of 74% when system covers 80% data, and confirmed the effectiveness of our proposed method.

**Key words** opinion extraction, sentiment polarity, evaluative analysis

### 1. はじめに

近年、個人がWeb上に情報を配信する機会が多くなってきている。その中でも特に、ある商品やサービスの利用者が、それに対する率直な意見を示した情報に対して注目が集まっている。そのような評価を示した情報は様々な対象から重要視されている。この評価情報は、多くの人々の評価を大量に、かつ容易に閲覧できるという利点をもつ反面、全ての評価を閲覧し、全体を総括することが非常に困難である。そこで、大量のテキストデータから自動的に評価情報を抽出し、その評価の極性判定を行うことで、多くの人がある対象に対してどのような評価を行っているのかを知ることができるシステムが求められている[1][2]。

評価情報の極性判定は抽出単位で分類されることが多い。文単位での抽出や評価対象単位での抽出など様々なアプローチが

存在する。

文章単位での極性判定として、文章中に現れるフレーズが“poor”, “excellent”と共起した量から全体の文章の極性判定を行った、Turneyの研究[3]やTaboada[4]が挙げられる。この手法はWeb上のテキストをコーパスとしたことで未知語への対応が可能であるが、判定には適切な閾値を設定する必要がある。

Wilsonら[5]は句単位で分類を行った。さらに、極性判定を行う際に、極性を持たない評価と肯定的評価、否定的評価を同時に判定するよりも、極性を持つのか持たないのかを先に分類してから極性を持つ評価を2値に分類した方が、精度が高いことを示した。

複合語単位で抽出を行った小林らの研究[6]では、評価情報の主要部分は(対象, 属性, 評価表現)の三つ組で表現できるとしており、本手法でもこの考え方に基づいている。

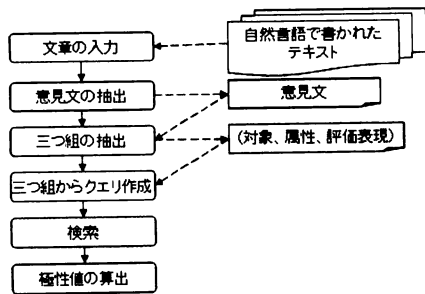


図1 処理の流れ  
Fig.1 Flow of this system

同様に、評価情報を複合語単位で抽出し、極性を持たない評価、肯定的評価、否定的評価に分類する研究として、鈴木ら[7]は semi-supervised な学習手法を用いている。高村ら[8]は複合語としての特性を考慮し、隠れ変数モデルを用いて極性の分類を行った。しかし、適切なパラメータの設定や、未知語へ対応するために学習を繰り返すといった負担が問題となる。

我々は、極性判定において評価情報の分析者に労力がかからない手法を目的とした。元々このようなシステムが望まれた背景としては、先に述べたようにコストを最小限にし、分析者に負担を掛けないようにするということがある。したがって、システムを利用する際に、事前に大量のデータを用意したり、時間を掛けて学習する必要がある手法は用いないこととした。そこで、労力を掛けずに得られる大量のコーパスとして Web 上のテキストを用いた。Web 上のテキストは、文章量に関しては現時点で最多であると考えられ、さらに自動で更新されるため、文章を用意・更新する労力が一切かからないという利点がある一方、不確かな情報や情報の偏りがあるというデメリットもある。本手法ではこれを解決するために反対語を用いた。

本稿の構成は以下の通りである。2. では提案手法について、3. では評価実験について、4. では改良を行った提案手法の評価実験について、5. では評価実験全体の考察について述べる。

## 2. 提案手法

本手法では、Web 上の文章をコーパスとし、常に肯定的な意味を持つ評価表現である「いい」、「好き」、「最高」といった表現と評価情報である三つ組との共起文章数、逆に否定的な意味を持つ反対語である「悪い」、「嫌い」、「最低」といった表現と三つ組との共起文章数を利用した。しかし、この共起文章数を単純に比較しただけでは、Web 上のテキスト自体に肯定・否定的な文章が多い場合、結果として肯定・否定的と判断することが多くなってしまふといった、Web コーパスの潜在的な偏りによる影響が考えられる。これを解決するために、反対の意味を持つ表現は、反対の極性を持つことを利用した。ある評価表現に対して肯定・否定語との共起文章数を求めるだけでなく、その評価表現の反対語に対しても肯定・否定語との共起文章数を求める。次いで、異なる極性を持つであろう文章同士の比較に

よる極性判定を行い、コーパスである Web 上のテキストに潜在的に含まれる偏りを除いた極性判定を行った。

以上より、本手法は評価表現に対して、Web 上のテキストを元に多数の支持する極性を、コストをかけずに判定することが可能であると考ええる。

### 2.1 処理過程

システムの処理過程を図1に示す。自然言語で書かれたテキストを入力データとし、そこから意見文である可能性の高いテキスト断片を1文単位で抽出する。抽出された意見文から(対象、属性、評価表現)の三つ組を抽出し、それらを用いて検索クエリを作成し、検索エンジンで検索ヒット数を求める。ここで検索エンジンには Yahoo!<sup>(注1)</sup>を使用した。求められたヒット数を用いて、肯定・否定極性の判定基準となる値である極性値を求め、最終的に肯定、否定の2値に分類する。

### 2.2 文章の入力

入力データとしては、掲示板のコメント部分や Weblog など、意見情報が書かれているテキスト集合を対象としている。本手法では、Web 上のデータをコーパスとして用いているので、あらゆるドメインの、任意の評価情報に対して極性判定を行うことができる。このことにより、幅広い内容の意見文を入力データとすることを可能としている。

### 2.3 意見文の抽出

評価情報を抽出するためには、まず文章中から意見が書かれていると思われる部分を特定する必要がある。主なアプローチの1つに、評価表現辞書をあらかじめ作成しておき、その辞書をもとに意見部分を特定するという手法がある。これは、評価対象や属性も含めた「デジカメ、解像度、高い」のような複数語としての評価情報は無数に存在するが、「高い」、「低い」、「綺麗」といった評価表現単体は有限個しか存在しないという考えに基づいている。公開されている評価表現辞書として小林ら[6][9]の作成した EVALDIC\_ver.1.0.1<sup>(注2)</sup>があり、これを利用した。EVALDIC\_ver.1.0.1には、品詞を付与した5,234の評価表現が含まれている。ただし、この評価表現は、あくまで評価値になり得る可能性のある表現であり、必ず評価値になる表現ではないので、三つ組を抽出する段階で取捨選択を行う必要がある。

本システムでは、茶筌[10]を用いて入力文を形態素解析し、評価表現辞書に含まれる単語を含む1文を意見文として抽出した。このとき文章を文単位で区切るために、「。、!、?、!、?、\n」を区切り文字とした。さらに、システムを簡略化するために、複数の単語からなる「あいた口がふさがらない」、「あきれてものが言えない」といった評価表現737個を除外し、4,497個を評価表現として利用した。

実際に抽出された文の一部を表1に示す。

### 2.4 三つ組の抽出

抽出された意見文からパターンを用いて(対象、属性、評価表現)の三つ組を抽出する。例として表2にあげられたような

(注1) : <http://www.yahoo.co.jp/>

(注2) : [http://www.syncha.org/open\\_dic/index.html](http://www.syncha.org/open_dic/index.html)

表 1 意見文の例

Table 1 Examples of an opinion sentence

手抜き工事の可能性が高いとか言っていて…  
 生メディアとの相性や不具合が多いので要注意です。  
 使っていないけど番組追跡録画の機能が気に入って買いました。  
 私はアイロンかけの時にスチームを使うことが多いので  
 その子が生まれた頃は郵便局の学資保険が一番だったんだけど、  
 私はコンソメパンチと堅あげポテトのブラックペッパーがすきです。

表 2 抽出パターンの例

Table 2 Examples of a pattern to extract

<対象>	の	<属性>	が	<評価表現>
<対象>	の	<属性>	は	<評価表現>
<対象>	の	<属性>	を	<評価表現>
<対象>	は	<属性>	が	<評価表現>

パターンが考えられる。ここで、<対象>とは<評価表現>が対象としている製品やサービスといったものを指し、<属性>はその<対象>の部分や性質のことを指す。

抽出の精度を上げるために、以下のことを行った。

まず対象、属性となり得る品詞は、ほぼ固定されていると考えられるので、茶笥の品詞分類に基づいた品詞が名詞（非自立語を除く）、未知語、形容詞、アルファベットであるものに限って抽出を行った。これらは実験的に対象、属性となる可能性の高いものである。また、名詞の非自立語については、「…の方が」「…のものが」のように非自立語である「方」、「もの」に固有の意味が含まれず、これらを除外した。

また、係り受け関係についても考慮した。CaboCha[11]を使用し、「<対象>の」が「<属性>が」に係り、「<属性>が」が「<評価表現>」に係るという係り受け関係のものみの抽出を行った。

以上の条件を用いて、予備実験として343の意見文から三つ組の抽出を行った。(対象、属性、評価表現)の3要素全てが抽出されたものは110文、対象が抽出されずに(< >, 属性, 評価表現)の2要素のみが抽出されたものは74文、属性が抽出されずに(対象, < >, 評価表現)の2要素のみが抽出されたものは56文、対象も属性も抽出できなかったものが103文となった。対象が抽出されない主な理由として、「<対象>の」が「<評価表現>」に係っていないことが挙げられる。属性が抽出されない理由としては属性が非自立語であることが挙げられる。その他の理由としては、少量ながら単純な係り受け誤りなどが見受けられた。

3要素全てが抽出されたものの一部を表3に示す。

## 2.5 クエリの作成

検索のためのクエリを作成する。クエリは以下のようなものとする。

- 対象 AND "属性(助詞) 評価表現" AND 肯定語集合
- 対象 AND "属性(助詞) 評価表現" AND 否定語集合

ここで(助詞)は、三つ組抽出の段階で用いたパターンの助詞と同じものとする。つまり三つ組抽出のパターンが「<対象>の<属性>が<評価表現>」であった場合、ここでの助詞は

表 3 三つ組の例

Table 3 Examples of a 3-tuple

メディア	不具合	多い
HDD	容量	大きい
安全	意識	高い
防虫剤	におい	きつい
ベルギー産	ビール	美味しい

「が」となり、クエリは「対象 AND "属性が評価表現" AND 肯定語集合」となる。また、肯定・否定語集合とは、どのような文脈においてもその極性が肯定・否定であると判断される評価表現を含み、その反対語を含まないという指定条件のことで、ここでは具体的に以下のように定義した。

**肯定語集合** ((いい NOT 悪い) OR (好き NOT 嫌い) OR (最高 NOT 最低))

**否定語集合** ((悪い NOT いい) OR (嫌い NOT 好き) OR (最低 NOT 最高))

この集合に含まれる評価表現は、様々な評価に用いられる表現であるべきなので、実際の意見情報に含まれる極性固定の評価表現で出現頻度の高いものとその反対語とした。

さらに、三つ組の評価表現をその反対語と入れ替えた2つのクエリを追加する。よって、最終的には以下の4つのクエリを作成する。

- 対象 AND "属性(助詞) 評価表現" AND 肯定語集合
- 対象 AND "属性(助詞) 評価表現" AND 否定語集合
- 対象 AND "属性(助詞) 反対語" AND 肯定語集合
- 対象 AND "属性(助詞) 反対語" AND 否定語集合

## 2.6 反対語

本手法では、元の表現とは意味的に逆のベクトルを持つ表現を反対語とした。

具体的には以下のように定義する。

- 反対語、対義語、反義語、反意語、対語などと呼ばれ、辞書に掲載されている表現

e.g. 大きい ↔ 小さい, 曖昧 ↔ 明瞭, 親密 ↔ 疎遠, ...

- 動詞、形容詞に否定語「ない」を加えた表現

e.g. 使える ↔ 使えない, つらい ↔ つらくない, ...

両方に属する表現は、基本的に前者を採用した。

その結果、意見文抽出に用いた評価表現4,497個のうち1,832個が反対語を有した。実際のデータに対して、反対語をもつ評価表現の占める割合を調べたところ、343個の評価表現の内、8割以上の288個が反対語を持つ表現であった。これにより、高頻度で使用される評価表現の多くが反対語を有することが明らかとなった。

## 2.7 極性値の算出

作成された4クエリそれぞれの検索ヒット数を求める。

図1のように、ある評価表現の肯定語との共起数と否定語との共起数から比率を求め、同様に反対語の肯定語との共起数と否定語との共起数からその比率を求める。その二つの比率を比べることで極性値を求める。極性値が正の値であれば肯定的であると判断し、負の値であれば否定的であると判断する。Score

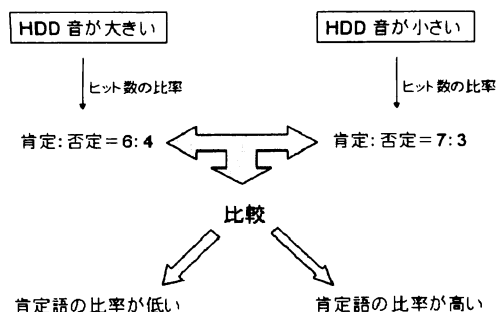


図2 提案手法の概念

Fig.2 Overview of the proposed method

は式(1)のように定義した。

$$Score = \frac{hits(pos)}{hits(pos) + hits(neg)} - \frac{hits(antpos)}{hits(antpos) + hits(antneg)} \quad (1)$$

ここで、 $hits(pos)$ ,  $hit(neg)$ ,  $hit(antpos)$ ,  $hit(antneg)$  は、2.5 で作成した (i)(ii)(iii)(iv) をクエリとした際の検索ヒット数を表す。

このとき、以下の条件に当てはまる場合は極性値の算出ができないものとした。

- (a) ヒット数が0のクエリを含む
- (b)  $hits(pos) + hits(neg) \leq 10$

または  $hits(antpos) + hits(antneg) \leq 10$

1つ目の条件は、ヒット数が0のクエリが含まれると分数の値が必ず0または1となり、比率が極性値に反映されなく、信頼性も低い。そのような極性値を除外するためである。2つ目の条件は、僅かなヒット数の違いによって比率に大きな変化を与えてしまい、信頼性が低いためである。

### 3. 評価実験

#### 3.1 実験条件

口コミ情報の書かれた掲示板のコメント部分のみを収集した、7MBのテキストファイルを入力データとした。対象とした掲示板は11のカテゴリ、70のサブカテゴリで構成されている。

意見情報抽出には、「<対象>の<属性>が<評価表現>」のパターンを用いた。これにより、3,770文の意見文が抽出された。三つ組の抽出により、三要素全てが抽出された1,609個の組のうち、反対語を持ち、明らかに肯定的または否定的であると判断できるもののみに対して極性判定を行った。これにより、肯定的とした三つ組が389個、否定的とした三つ組が290個用意された。合わせて679個の三つ組を実験データとする。

評価には、以下の式(2)、(3)で定義される精度、カバレッジを用いた。

表4 出力データ数  
Table 4 Summation of output data

肯定			否定		
正解	誤り	判定不可	正解	誤り	判定不可
155	24	210	102	45	143

表5 精度およびカバレッジ  
Table 5 Accuracy and coverage

	肯定 [%]	否定 [%]	合計 [%]
精度	86.59	69.39	78.83
カバレッジ	46.02	50.69	48.01

$$精度 = \frac{正解データ数 \times 100}{正解データ数 + 誤りデータ数} [%] \quad (2)$$

$$カバレッジ = \frac{システムの出力数 \times 100}{入力データ数} [%] \quad (3)$$

使用したデータ中で、肯定的評価データの方が否定的評価データよりも多いので、全ての評価データについて肯定的であると判断した場合の正解率57.29%をベースラインとした。

#### 3.2 結果及び考察

システムの出力結果を表4に、その精度とカバレッジを表5に示す。なお、表4の「判定不可」は2.7で述べた条件(a)、または(b)を満たしたために結果を求めることができなかったものを指す。

肯定的な評価表現に関しては、86.5%という非常に高い精度が得られたが、否定的な表現に関しては、肯定的な表現に比べ15%以上低い精度となった。これは、Web上のテキストには否定的な表現に比べ、肯定的な表現が多いといった偏りを排除できず、否定的な評価表現を肯定的と誤って判断してしまったと考えられる。カバレッジに関しては、肯定、否定ともに50%程度という、低い結果が得られた。このことから、用いたクエリの制約が厳しすぎたことが明らかとなった。

### 4. 改良手法の評価実験

本手法はクエリの設定によって結果に大きな違いが現れると考えられる。そこで、検索を行った際のヒット数を増やし、カバレッジを大きくするために、クエリに対して変更を加えて再度実験を行った。なお以降では、変更前の実験手法を提案手法、変更後の手法を改良手法とする。

具体的には、判定不可となったデータに対し、クエリの助詞を以下のように除き、再び検索を行うような改良手法に変更を行った。

- 対象 AND 属性 AND 評価表現 AND 肯定語集合
- 対象 AND 属性 AND 評価表現 AND 否定語集合

#### 4.1 結果

システムが出力した結果を表6に、その精度とカバレッジを表7に示す。

精度については、肯定的な評価表現でおおよそ3%、否定的な表現でおおよそ7%の低下が見られたが、カバレッジに関しては30%ほど増加した。クエリの制約を緩くすることでノイズが

表 6 改良手法の出力データ数

Table 6 Summation of output data from improved experiment

肯定			否定		
正解	誤り	判定不可	正解	誤り	判定不可
247	48	94	151	92	47

表 7 改良手法の精度およびカバレッジ

Table 7 Accuracy and coverage of output data from improved experiment

	肯定 [%]	否定 [%]	合計 [%]
精度	83.73	62.14	73.98
カバレッジ	75.84	83.79	79.23

増え、わずかな精度の低下を引き起こしたが、検索を行った際のヒット数を増加させ、カバレッジが大幅に上昇したと考えられる。

#### 4.2 極性値に対する精度とカバレッジ

本手法では、極性値を元に肯定・否定の極性判定を行う。この極性値は、共起文章数の比率から求められており、値が大きいほど評価表現が肯定的であり、小さいほど否定的であるとしている。よって、極性値の絶対値の大小により、判定の信頼性の高さを図ることができるのではないかと考えられる。

改良手法の実験結果に対し、極性値の絶対値を降順にソートしたものの上位 X% に対する精度を求めた。その結果をグラフにしたのが図 3 である。

これより、極性値の絶対値が大きいものほど精度が高くなっていることが確認され、絶対値の大きいものほど信頼性が高いことが確認された。

絶対値の上位 25% で 90% 以上の精度、上位 70% でも 80% 以上と、高い精度を得ることが確認された。

## 5. 考 察

### 5.1 精度評価

精度およびカバレッジを表 8 にまとめる。なお、改良手法のカバレッジは、信用度上位 X% 以外を判定不可とみなした場合の数値とした。

他研究との比較は、実験設定や実験目的の違いから直接的にはできないが、参考として、本稿と同様に三つ組の極性判定を対象とした鈴木ら [7] の semi-supervised 学習手法を用いた研究では、精度が約 77% である。

鈴木らの手法では、極性を持たない表現に対しても分類ができ、入力データに対しては必ず結果を出力されるが、学習のコストがかかる、未知語への対応ができないなどの問題がある。

本手法では、信頼性を考慮することで、カバレッジが 80% のときに、信用度上位 25% で 90% という高い精度が得られ、上位 70% でも 80% 以上の精度が得られた。

これらのことから、本手法はパラメータ設定や、学習の必要なく、他手法と比べても劣らない結果を得ることができたと考えられる。

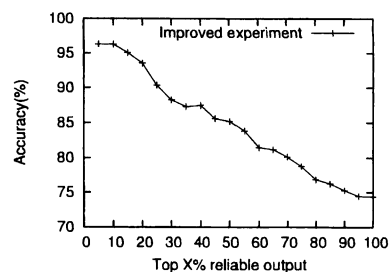


図 3 信用度上位 X% の精度

Fig. 3 Accuracies of the top X% reliable output

表 8 精度とカバレッジまとめ

Table 8 Accuracy and coverage

	精度 [%]	カバレッジ [%]
ベースライン	57.29	100
提案手法	78.83	48.01
改良手法 (上位 100%)	73.98	79.23
改良手法 (上位 70%)	80.16	55.46
改良手法 (上位 25%)	90.37	19.81

### 5.2 極性による影響

提案手法と改良手法、いずれの実験結果においても肯定的な評価表現の精度が高くなるという結果が得られ、本手法では否定的な評価表現を極性判定することが困難であることがわかった。この理由として、本手法では反対語を用いることで Web コーパスの潜在的な偏りを取り除くことを期待したが、完全に取り除くことはできなかったことが明らかとなった。

肯定・否定語表現に含まれる評価表現について調べると、「いい」は「悪い」に比べ 4 倍の検索ヒット数を持つ。同様に「好き」は「嫌い」の 6 倍、「最高」は「最低」の 1.3 倍のヒット数を持つ。このことから、Web の文章全体に多く存在する「いい」、「好き」、「最高」といった肯定的な表現が、否定的な文章中でも使用され、これがノイズとなっている可能性が高い。

この問題に対しては、近隣情報を考慮する NEAR 検索のできる検索エンジン Altavista<sup>(注3)</sup> や TSUBAKI<sup>(注4)</sup>、ワイルドカードを用いることのできる Google<sup>(注5)</sup> を使用することで改善できる可能性がある。

### 5.3 出力結果

実際に極性判定された三つ組の一部を表 9、10 に、判定不可となった三つ組の一部を表 11 に示す。判定不可となった主な原因として、以下のものが考えられる。「番組追加録音」のように、極めて限定された対象に関する文章が少ないという問題が挙げられる。このような問題に対しては、何らかの抽象化が必要であると考えられる。また、(HDD、断片化、激しい)のように、「断片化が激しい」という表現は書き込まれる可能性が高いが、それと比較して「断片化が激しくない」という表現は書

(注3) : <http://www.altavista.com/>(注4) : <http://tsubaki.ixnlp.nii.ac.jp/se/index.cgi>(注5) : <http://www.google.co.jp/>

表 9 正解データ  
Table 9 Succeeded output

三つ組			極性値
選択	幅	ひろがる	0.26937
ニキビ	量	減る	0.05052
目	疲れ	少ない	0.04257
肩	負担	少ない	0.03418
リモコン	操作	簡単	0.00882
HDD	容量	大きい	0.00812
ゼリー	味	薄い	-0.00490
冷蔵庫	容量	少ない	-0.01901
鼻	毛穴	目立つ	-0.01962
メディア	不具合	多い	-0.04907
ゴミ	量	すごい	-0.05865
テレビ	調子	おかしい	-0.07294

表 10 誤りデータ  
Table 10 Failed output

三つ組			極性値
髪	ダメージ	少ない	-0.03610
魚	臭い	落ちる	-0.01212
サイズ	小ささ	気に入る	-0.01066
皮膚	再生	早い	-0.00669
ハード	容量	大きい	-0.00310
CPU	性能	高い	-0.00205
初期不良	可能性	高い	0.00130
自分	手	荒れる	0.00131
肌	負担	大きい	0.00333
爪	ダメージ	少ない	0.00847
癌	発生率	高い	0.01219
お腹	大きさ	目立つ	0.01641

表 11 判定不可データ  
Table 11 3-tuple disabled to analysis

番組追跡録画	機能	気に入る
容量当たり	単価	安い
本体	ジッター音	少ない
必須脂肪酸	バランス	崩れる
HDD	断片化	激しい
購入後	セールス	しつこい

き込まれる可能性が少ないという問題点がある。このような場合、単純な反対語が意味的に反対になるとは限らず、「断片化しない」の方が、より一般的に反対の意味として使われる表現である。これを解決するには、一律に反対語を用いるのではなく、意味的に正しく反対である表現を使用する必要がある。

## 6. おわりに

本稿では、三つ組で表される評価情報を、肯定・否定語との共起文章数や反対語を用いることで極性判定を行う手法の提案を行った。Web の文章をコーパスとすることでシステム構築後

に手を加える必要をなくすことができ、評価情報の分析者にかかる負担を減らすという点で有効性の確認を行った。また、(目、疲れ、少ない)、(冷蔵庫、容量、少ない)の「少ない」のように評価表現単体では極性を持たない評価表現に対しても、極性判定をおこなうことが可能となった。

さらに、提案手法に基づいてシステムの構築を行った。性能評価実験の結果、カバレッジが 48.01% で精度が 78.83%、カバレッジが 79.23% で 73.98% となり、本手法の有効性が確認された。

今後の課題としては、本手法が検索エンジンやクエリによる影響を大きく受けるため、使用する検索エンジンの変更による単語間距離の考慮、表現の抽象化、反対の意味表現を求めることなどが考えられる。これらを実際に調査することで、システムに適切な設定を行い、システムの性能向上を図る予定である。

## 文 献

- [1] Bo Pang, Likkian Lee, Shivakumar Vaithyanathan, "Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques," In Proceeding of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP), pp.79-86, Philadelphia, 2002.
- [2] Kushal Dave, Steve Lawrence, David M. Pennock, "Mining the Peanut Gallery: Opinion Extraction and Semantic Classification of Product Reviews," Proceedings of the 12th international conference on World Wide Web, Hungary, 2003
- [3] Peter Turney, "Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews," In Proc of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics(ACL-2002), pp.417-424, 2002.
- [4] Maite Taboada, Jack Grieve, "Analyzing Appraisal Automatically," In Proc of AAAI Spring Symposium on Exploring Attitude and Affect in Text, pp158-161, Stanford, 2004.
- [5] Theresa Wilson, Janyce Wiebe, and Paul Hoffmann, "Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis," In Proc. of HLT/EMNLP'05, pp347-354, Canada, 2005.
- [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] 鈴木泰裕, 高村大也, 奥村学, "Semi-Supervised な学習手法による評価表現分類," 言語処理学会第 11 回年次大会, 2005.
- [8] 高村大也, 乾孝司, 奥村学, "隠れ変数モデルによる複数語表現の感情極性分類," 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.11, pp.3021-3031, 2006.
- [9] 小林のぞみ, 乾健太郎, 松本裕治, "意見情報の抽出/構造化のタスク仕様に関する考察," 情報処理学会研究報告 NL171-18, pp.111-118, 2006.
- [10] 松本裕治, 北内啓, 山下達雄, 平野善隆, 松田寛, 高岡一馬, 浅原正幸, "形態素解析システム『茶釜』version 2.3.3 使用説明書," 2003.
- [11] 工藤拓, 松本裕治, "チャンキングの段階適用による係り受け解析," 情報処理学会論文誌 Vol.43, No6, pp.1834-1842, 2002.