

## ユーザの評価極性付きレビュー分析に基づく 未評価レビューの極性分類

井上 雄介<sup>†1</sup> 太田 学<sup>†1</sup>

Amazonのようなeコマースサイトでは、商品に関するレビューは、ユーザの評価の高い順にランキングされ表示されるが、新規のレビューは未評価のため真ん中にランキングされる。そのため、新規のレビューは優れたレビューであっても読まれにくく、その結果評価される機会が減り、さらに読まれにくくなる。そこで本研究では、ユーザの評価付きレビューを分析してそれぞれの特徴を抽出し、得られた特徴を利用して未評価の新規のレビューにレビューの評価極性を与える。実験では、評価付きレビューを、様々な特徴に基づいて極性分類し、レビューの評価極性をどの程度再現できるかを示す。

### Polarity Classification of Unevaluated Reviews Based on Analysis of Reviews with Users' Polarity Scores

YUSUKE INOUE<sup>†1</sup> and MANABU OHTA<sup>†1</sup>

An e-commerce site such as amazon.co.jp provides reviews for its selling items in addition to the items' catalogue. The reviews are usually ranked on the basis of their accumulated polarity scores readers voted and reviews with high polarity scores come first. However, newly posted reviews are ranked in the middle because they are too new to gain positive polarity scores. As a consequence, it gets more difficult for new reviews to attract attention of readers and to gain positive polarity scores from them. Therefore, this paper proposes polarity classification of such new reviews by using the features extracted from the text of reviews. We determined these features by analysis of reviews with readers' polarity scores. In experiment, we classified the reviews with polarity scores using these features and compared their resultant polarity to the original one given by readers.

#### 1. はじめに

現在、Amazonのような商品レビューを投稿できるサイトは多く存在している。レビューには、商品に関する詳細な評判情報が記述されており、ユーザが商品の購入を決める際の重要な手がかりとなる。さらにAmazonのレビューには参考になったか、ならなかったかをレビューの評価として与えることができる。そのため、多くのユーザが参考になったという評価を与えているレビューが優れたレビューといえる。また、高評価のレビューは上位にランキングされるので、より多くのユーザが目にする。そのため、比較的古くて良いレビューは読まれる機会が多いが、新規のレビューは評価がまだないので、仮に優れていても読まれにくくなる。もちろん、レビューを投稿順に並べて、最新のレビューから順に読むこともできるが、その際は読む価値があるかどうかは、レビューの中身を読むまで分からない。最新のレビューだけでも数が多くなればレビュー全てに目を通すことは手間である。そこで我々は、ユーザが評価済みのレビューを分析して特徴を抽出し、得られた特徴を利用して未評価のレビューに評価極性を与えることを試みた。

本稿の構成は以下の通りである。2節で関連研究について述べ、3節でレビューの分析、4節で極性分類手法について説明し、5節で評価実験と考察、6節でまとめについてそれぞれ述べる。

#### 2. 関連研究

##### 2.1 ウェブ検索結果の信憑性判断支援

山本ら<sup>1)</sup>は、ウェブ検索結果の信憑性判断を支援するシステムを提案している。山本らは、信憑性はユーザや対象によって異なるものであるとし、ユーザ毎に特有の信憑性判断モデルが必要であるとしている。彼らの提案システムは、(1) 検索結果に対する信憑性の主要判断指標毎のスコア分析と可視化、(2) 検索結果への信憑性フィードバックに基づくユーザの信憑性判断モデルの推定、(3) 信憑性判断モデルに基づく検索結果の再ランキングの3つの機能を提供している。信憑性の指標を、accuracy (正確さ)、objectivity (客観性)、authority (権威)、currency (鮮度)、coverage (詳細性および網羅性)とし、currencyを鮮度と更新頻度の2つに分けた、計6つの信憑性判断指標を用いている。優良なウェブページの特徴を

<sup>†1</sup> 岡山大学大学院自然科学研究科

Graduate School of Natural Science and Technology, Okayama University

用いて、通常では示されないウェブページの信憑性を提示するという点は本研究と類似している。しかし、山本らがウェブページを対象に信憑性の判断支援を目的にしているのに対して、我々は商品のレビューの評価極性の分類を目的としている。

## 2.2 評価表現辞書を用いた評判情報の可視化

谷本ら<sup>2)</sup>は、評価表現辞書の作成とその辞書を用いたレビューテキストの可視化を行っている。レビューテキストを評価属性ごとに点数化することで、商品の評価をユーザに分かりやすく提示している。谷本らの手法では、商品のドメイン毎に評価表現辞書を作成する必要があるが、我々は商品のドメインとは独立にレビューの特徴を把握して、レビューの評価極性を定める。また、我々の研究は、商品进行评估するのではなく、その評価が書かれたレビューの優劣を、ユーザに提示することを目的としている。

## 2.3 属性評価モデルに基づく商品評価の抽出と提示

平山ら<sup>3)</sup>は、商品のレビュー集合から評価文を抽出し、評価文の特徴を読み取り、商品に対する評価をユーザに提示している。特徴を構成している要素として、評価属性、評価極性、根拠を定義している。そして、ユーザに提示する際には、評価属性とそれに関するポジティブな評価とネガティブな評価がそれぞれいくつあるかを表形式で示している。また、評価属性に対する評価の根拠となる評価文がある場合は、その評価文が評価属性と並べて表に示される。平山らの研究は、商品レビューの特徴を読み取るという点で本研究と類似している。しかし、特徴を構成する要素が異なっている。また平山らが商品に対する評価を抽出しているのに対して、我々はレビューに対する評価を抽出することを目的としている。

## 2.4 評価文に対する二極指標の自動付与

岡野原ら<sup>4)</sup>は、評価文を解析し、レビュアーが評価対象をどの程度評価しているかを自動で示すタスクを提案している。Amazonの5つ星での評価のような評価対象に対するレビュアーの評価を、*sentiment polarity score*(sp-score)と呼び、レビューを実数値の多次元ベクトルである特徴ベクトルで表現している。各レビューから得られる単語を素性とし、素性の重みとして各単語のTFIDF値を用いている。実験では、Amazon.comのレビューを用いて、sp-score付きレビューで学習し、sp-scoreが付いていないレビューにsp-scoreを付与している。sp-scoreの付与にはpSVM(parewise Support Vector Machines)<sup>5)</sup>とSVR(Support Vector Regression)<sup>6)</sup>を用いている。pSVMは複数のSVMを組み合わせることで、他クラス分類を解決する分類器で、レビューを5段階に分類し、1~5のsp-scoreとする。SVRでは入力の特徴ベクトル、出力をsp-scoreとした回帰問題としてとらえ、訓練データから回帰平面を求めている。実験結果では、Amazon.comでレビュアーが付与している5つ星までの

27人中、23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。

★★★★★

キッズレビュー

レビュー対象商品: バッテリー (角川文庫) (改題)

個人的には好きな作品。野球に興味はなかったが、この作品によって少しは興味を持てたと感じている。どこかそんなに良かったか。それは、心理描写である。とにかく凄いとしか言いようがない。中学生、少年の、ベースボールプレイヤーとしての心情が、しっかりと描かれている作品だ。それは主人公・巧にしてもそうだし、彼のキャッチャーである孝にしても同じである。私たちが中学生の時に感じたであろう、不安や些細な出来事に対する気持ちなど細かく書いてあり、非常に共感する部分が多かった。  
私はこのように思うが、中にはBL的だとか野球小説ではないと考える人もいるだろう。しかし、これから成長していく子供達にとって、こういう小説こそ読まれるべきだと思う。いろいろな世界、考えを知ることで、豊かで自分なりの思考を持つことができるのではないのだろうか。  
これからも、是非この作者者に注目していきたい。

レビューを評価してください

このレビューは参考になりましたか?  はい  いいえ

[違反を報告](#) [固定リンク](#)

図1 Amazonのレビューの例

Fig.1 Example Review in amazon.co.jp

評価を正解データとし、平均二乗誤差で比較している。最も良い実験結果では平均二乗誤差が0.89である。この予備実験として、被験者二名がsp-score付きレビュー20件で学習し、sp-scoreが付いていないレビュー100件のsp-scoreを付けたところ平均二乗誤差は0.78であった。この結果と比較して、十分正確に予測できているとしている。

我々の研究では、レビューからレビュー対象の評価を予測するのではなく、レビュー自体の評価を予測する点が異なっている。

## 3. レビューの分析

まずAmazonのレビューの概要について述べ、レビューの極性分類に利用する特徴について説明する。

### 3.1 Amazonのレビュー

Amazonでは、図1のような商品に対するレビューを投稿することができる。レビューには商品の機能や特徴、本のあらすじなどの記述が存在し、商品に関する評判情報が載っている。また、閲覧者は投稿されたレビューが参考になったか、ならなかったかを評価することができる。そして、レビューを参考になったと評価した人の割合が多いレビューほど上位にランキングされ、閲覧者に提示される。閲覧者は高評価のレビューだけを読むことで、効率的にその商品についての評判を得ることができる。レビューのランキングにおいて、新規に投稿されたレビューは真ん中にランキングされるため、新規のレビューは、以前からある高評価のレビューに比べて読まれにくい状況にあることが分かる。さらに、ランキング上位のレビューは多くのユーザに読まれ、さらに多くの高評価を獲得することも珍しくない。一方、

新規のレビューは読まれにくく、結果として評価も得られにくいことが推測でき、そのまま埋もれてしまう可能性がある。そこで本研究では、このような読まれる機会の少ない新規レビューの評価極性を予測して、優れたレビューをできるだけ多く閲覧者に提示できれば有用であると考えた。

### 3.2 レビューの特徴

以下のものをレビューの特徴として分析に用いる。

- Document Size : レビューの文書量
- # of Attributes : 評価表現の数
- Item Evaluation : アイテムの評価
- Speciality : 専門性
- Readability : 読みやすさ

#### 文書量

レビューとして読み易い文書の長さがあると考え、文書量を特徴として利用する。文書量はドキュメントサイズとする。

#### 評価表現の出現割合

評価表現の出現割合がどの程度が適切であるかを分析する。レビュー中の評価表現の出現回数をレビュー中に含まれる単語数で割ることで算出する。評価表現の判定には、小林ら<sup>7)</sup>が作成した評価値表現辞書<sup>\*1</sup>を用いる。レビューを形態素解析し、評価表現辞書と一致する表現がいくつ含まれているかを算出する。

さらに、小林らが作成した日本語評価極性辞書<sup>\*2</sup>を用いて、ポジティブな評価表現の判定を行い、その割合も算出する。

#### アイテムの評価

Amazon では、レビュアーはレビューを書く対象、すなわち商品などに対して5段階評価を付ける。そのアイテムの評価を利用する。

#### 専門性

専門用語の出現割合を算出して利用する。どの程度の専門用語が含まれていれば、優れたレビューと判断されるのかを分析する。専門用語は Wikipedia のタイトルと一致する語であるとする。

さらに、評価表現を伴う専門用語はレビューを読むユーザにとって有益な情報になり得る。そこで、係り受け解析器の Cabocha<sup>8)</sup> を用いて、評価表現を伴う専門用語の数もカウントし、割合を算出をする。

#### 読みやすさ

レビューの読みやすさを測る。日本語テキストの難易度推定として、Sato ら<sup>9)</sup>の開発した「帯2」<sup>\*3</sup>を用いる。帯2では13段階の難易度を持つ教科書をコーパスとして利用し、難易度を1(小学1年生レベル)から13(大学生レベル)までの整数値として出力する。

### 3.3 特徴量の分布

分析に用いた Amazon のレビューは書籍10冊に関するもので、それぞれ Amazon のランキング上位と下位の10レビュー、合計200レビューを選んだ。上位10レビューを高評価のレビュー、下位10レビューを低評価のレビューとして扱う。

3.2節で示した各特徴に関して、高評価のレビューと低評価のレビューの分布図を図2に示す。各グラフにおいて、横軸は各特徴量であり、縦軸は各特徴量の範囲に含まれるデータ数である。

図2から、文書量では600バイト以上で、またアイテムの評価では4以上で、高評価のレビューが低評価のレビューより多く分布している。そして、評価表現を伴う専門用語の割合では、特徴量が0.08~0.24の範囲で高評価のレビューが多く分布している。また、ポジティブな評価表現の割合では、高評価のレビューが低評価のレビューに比べて非常に多く分布している範囲と、逆に低評価のレビューが高評価のレビューに比べて非常に多く分布している範囲がある。しかし、評価表現の割合や帯2の値では、大きな差は見られなかった。

以上のように、高評価のレビューと低評価のレビューは、特徴によっては分布に違いがある。

## 4. 未評価レビューの極性分類

本研究では、SVM と  $k$ -NN 法を用いて未評価レビューの極性を分類する。

### 4.1 SVM による分類

Support Vector Machine(SVM) は Vapnik ら<sup>10)</sup>によって提案されたパターン認識問題の学習アルゴリズムである。SVM は与えられたデータを正例集合と負例集合へと分離する際、マージンを最大にすることで最適な分離超平面を得る学習手法である。

\*1 [http://www.syncha.org/evaluative\\_expressions.html](http://www.syncha.org/evaluative_expressions.html)

\*2 <http://cl.naist.jp/inui/research/EM/sentiment-lexicon.html>

\*3 <http://kotoba.nuee.nagoya-u.ac.jp/sc/readability/obi.html>

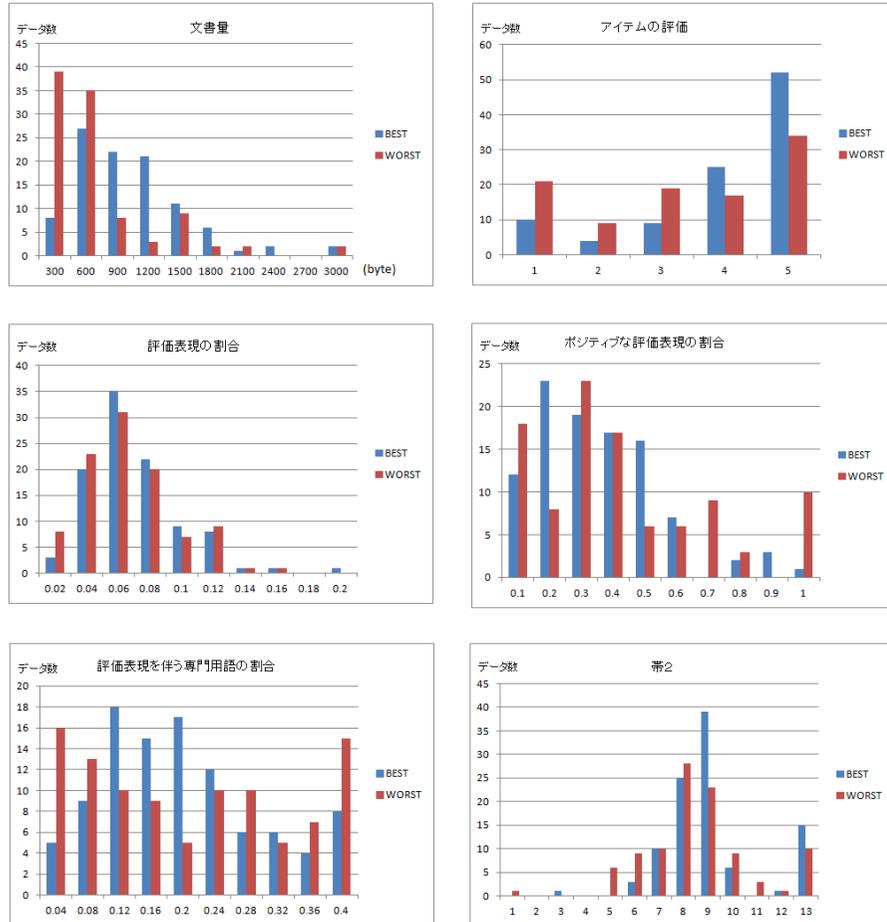


図 2 各特徴の分布  
Fig. 2 Distribution of each feature

表 1 実験用データ  
Table 1 Experimental data

	高評価のレビュー	低評価のレビュー	計
学習データ	150	150	300
テストデータ	50	50	100
計	200	200	400

#### 4.2 $k$ -NN 法による分類

$k$ -NN( $k$ -Nearest Neighbor) 法は学習データを全て取り込み、追加されたテストデータの近傍にある  $k$  個の学習データから予測を行うアルゴリズムである。本研究では予備実験により最適な  $k$  を求め、テストデータの周りの最も近い  $k$  個の学習データの多数決でテストデータの分類を行う。

本研究では各特徴を一つの次元として、データを多次元ベクトルで表すものとする。データ  $D_i$  の特徴量が  $f_{i_1}, f_{i_2}, \dots, f_{i_n}$  であるデータ  $D_i$  を以下のように表す。

$$D_i = (f_{i_1}, f_{i_2}, \dots, f_{i_n})$$

ここで、 $n$  は分類に用いる特徴の数であり、全ての特徴量は 0~1 で正規化する。

そして、各データ間の距離はユークリッド距離を用いる。すなわちデータ  $D_i$  と  $D_j$  の距離  $dis_{ij}$  は以下の式で計算する。

$$dis_{ij} = \sqrt{(f_{i_1} - f_{j_1})^2 + (f_{i_2} - f_{j_2})^2 + \dots + (f_{i_n} - f_{j_n})^2}$$

上記の式を用いて、各データ間の距離を計算し、最も近い  $k$  個の学習データから、多数決によりテストデータの評価極性を決定する。

### 5. 実験

レビューをその極性に基づいて、3.2 節の特徴を利用して、SVM と  $k$ -NN 法により分類する。実験には、3 節で分析に利用した 200 レビューとそれとは別の 200 レビュー、計 400 レビューを用いる。400 レビューのうち 300 レビューを学習データとし、残りの 100 レビューをテストデータとする。学習データとテストデータの内訳を表 1 に示す。

#### 5.1 SVM

まず各特徴を一つだけ用いて分類する。この分類結果から全体の分類精度の良い特徴を選び、組み合わせて分類を行う。本実験では、工藤<sup>11)</sup>の開発した tinySVM を用いた。tinySVM で使用したカーネルはデフォルトのリニアカーネルで、その他のパラメータも全てデフォルト値を利用した。分類に用いた特徴の組み合わせと全体の分類精度、また高評価のレビュー

表 2 SVM による分類実験結果  
Table 2 Classification results of SVM

特徴	全体の分類精度	再現率	適合率	F 値
文書量	0.66	0.64	0.74	0.69
評価表現の割合	0.58	0.57	0.68	0.62
ポジティブな評価表現の割合	0.63	0.64	0.58	0.60
アイテムの評価	0.52	0.51	0.80	0.62
専門用語の割合	0.51	0.51	0.50	0.50
評価表現を伴う専門用語の割合	0.60	0.58	0.70	0.63
帯 2	0.59	0.55	0.92	0.69
文書量+評価表現	0.66	0.64	0.72	0.68
文書量+ポジティブ	0.69	0.67	0.76	0.71
文書量+評価表現を伴う専門用語	0.68	0.76	0.65	0.70
評価表現+ポジティブ	0.63	0.64	0.58	0.61
評価表現+評価表現を伴う専門用語	0.60	0.68	0.59	0.63
ポジティブ+評価表現を伴う専門用語	0.63	0.68	0.62	0.65
文書量+評価表現+ポジティブ	0.72	0.69	0.80	0.74
文書量+評価表現+評価表現を伴う専門用語	0.66	0.74	0.64	0.69
文書量+ポジティブ+評価表現を伴う専門用語	0.64	0.72	0.62	0.67
評価表現+ポジティブ+評価表現を伴う専門用語	0.55	0.58	0.55	0.56
文書量+評価表現+ポジティブ+評価表現を伴う専門用語	0.66	0.76	0.63	0.69
全ての特徴	0.66	0.62	0.67	0.64

に注目した再現率、適合率、F 値を表 2 に示す。全体の分類精度はテストデータである高評価の 50 レビューと低評価の 50 レビュー、計 100 レビューの内、正しく分類できた割合である。再現率は高評価の 50 レビューの内、正しく分類できた割合で、適合率は、高評価に分類したレビューに含まれる高評価の 50 レビューの割合である。

各特徴量のみを用いた場合の全体の分類精度から、文書量、評価表現の割合、ポジティブな評価表現の割合、評価表現を伴う専門用語の割合の 4 つの特徴を組み合わせさらに分類を行った。最も高い分類精度を示したのは、文書量と評価表現の割合、ポジティブな評価表現の割合を用いた場合で、分類精度は 0.72 だった。4 つの特徴を全て組み合わせた場合と全ての特徴量を組み合わせ分類に利用した場合の全体の分類精度はどちらも 0.66 で、文書量を用いた場合と同じ分類精度であった。また、高評価のレビューに注目した再現率は、文書量と評価表現を伴う専門用語の割合を用いた場合と 4 つの特徴量を全て組み合わせた場合で 0.76 を示した。適合率で最も高い値を示したのはアイテムの評価だけを用いた場合で、0.92 だった。F 値は全体の分類精度と同様に、文書量と評価表現の割合、ポジティブな評価

表 3 予備実験結果  
Table 3 Preliminary experimental results

k	全体の分類精度
1	0.57
5	0.62
9	0.65
13	0.68
17	0.67
21	0.65

表現の割合を用いた場合が最も高く 0.74 を示した。ここで、帯 2 は他の特徴量と比べて、分類精度より F 値が大きく上回っていた。このことから、帯 2 は SVM を用いた場合は、評価極性の分類より高評価のレビューの発見において有益な特徴量であるといえる。

5.2 k-NN 法

k-NN 法による分類ではまず、k-NN 法を用いる最適な k を求めるために、予備実験を行った。決定した k を用いて、未評価レビューの極性分類を行う。

5.2.1 予備実験

予備実験では、特徴として文書量のみを用いて、k の値を変えて k-NN 法で分類を行った。予備実験で用いた k の値と全体の分類精度を表 3 に示す。

表 3 より、本実験では k-NN 法において、k = 13 を用いる。

5.2.2 極性分類実験

SVM による極性分類と同様に、まず各特徴量だけで分類する。この分類結果から分類精度の良い特徴を選び、組み合わせ分類を行う。分類に用いた特徴の組み合わせと全体の分類精度、高評価のレビューに注目した再現率、適合率、F 値を表 4 に示す。

各特徴量のみを用いた場合の全体の分類精度から、文書量、評価表現の割合、ポジティブな評価表現の割合、評価表現を伴う専門用語の割合の 4 つの特徴を組み合わせさらに分類を行った。最も高い分類精度を示したのは、文書量と評価表現の割合、ポジティブな評価表現の割合を用いた分類で、0.74 だった。4 つの特徴を全て組み合わせた場合と全ての特徴量を組み合わせ分類に利用した場合の分類精度は 0.62 で、文書量だけを用いた場合の分類精度より低い結果を示した。また高評価のレビューに注目した再現率は、文書量と評価表現の割合を用いた場合で 0.84 を示した。適合率と F 値で最も高い値を示したのは、文書量と評価表現の割合、ポジティブな評価表現の割合を用いた場合で適合率は 0.71、F 値は 0.75 であった。

表 4  $k$ -NN 法による分類実験結果  
Table 4 Classification results of  $k$ -NN

特徴	全体の分類精度	再現率	適合率	F 値
文書量	0.68	0.80	0.65	0.72
評価表現の割合	0.62	0.64	0.58	0.61
ポジティブな評価表現の割合	0.60	0.70	0.58	0.63
アイテムの評価	0.47	0.10	0.38	0.16
専門用語の割合	0.53	0.58	0.53	0.55
評価表現を伴う専門用語の割合	0.58	0.64	0.57	0.60
帯 2	0.58	0.74	0.56	0.64
文書量+評価表現	0.69	0.84	0.65	0.73
文書量+ポジティブ	0.68	0.82	0.64	0.72
文書量+評価表現を伴う専門用語	0.63	0.64	0.60	0.62
評価表現+ポジティブ	0.54	0.60	0.58	0.59
評価表現+評価表現を伴う専門用語	0.50	0.50	0.50	0.50
ポジティブ+評価表現を伴う専門用語	0.56	0.56	0.56	0.56
文書量+評価表現+ポジティブ	0.74	0.80	0.71	0.75
文書量+評価表現+評価表現を伴う専門用語	0.59	0.60	0.56	0.58
文書量+ポジティブ+評価表現を伴う専門用語	0.62	0.60	0.68	0.64
評価表現+ポジティブ+評価表現を伴う専門用語	0.53	0.52	0.58	0.55
文書量+評価表現+ポジティブ+評価表現を伴う専門用語	0.62	0.60	0.70	0.65
全ての特徴	0.62	0.72	0.60	0.65

### 5.3 考 察

全体の分類精度を見ると、 $k$ -NN 法で分類した方が高い分類精度を示した。また、どちら分類方法においても一つの特徴量で分類するより、複数の特徴量を組み合わせて分類に利用する方が高い分類精度を得た。このことから、レビューの分類においてその特徴を利用することに効果があることが確認できた。しかし、全ての特徴量を組み合わせて分類に用いた場合に最も高い分類精度を示してはならず、組み合わせによっては分類精度が下がることもある。

一方、高評価のレビューをどのくらい発見できるかという観点で F 値を見ると、高評価のレビューの抽出という点においても  $k$ -NN 法で複数の特徴量を組み合わせて分類した結果が高い値を示した。ただし SVM もほぼ同じ性能を示している。

### 6. おわりに

本稿では、ユーザによるレビューの評価が付いたレビューを分析し、その結果を利用して未評価レビューの分類を試みた。レビューの分析では、高評価のレビューと低評価のレビューが

ら、文書量や評価表現の割合などの特徴を抽出した。そして、得られた特徴を利用して、SVM と  $k$ -NN 法の 2 つの手法で、未評価レビューの分類を行った。実験では、最も高い分類精度として SVM で 0.72、 $k$ -NN 法で 0.74 という結果が得られた。また、高評価のレビューの抽出では、F 値が最高で SVM 0.74、 $k$ -NN 法 0.75 であった。実験結果から、複数の特徴を組み合わせることで分類精度が向上することが分かったので、レビューの極性分類に有効な特徴についてさらに検討したい。また本研究の応用として、レビューに関するユーザプロフィールを定義してユーザ好みのレビューの推薦も考えている。

### 参 考 文 献

- 1) 山本祐輔, 田中克己: ウェブ検索結果の信憑性判断支援, *WebDB Forum2010 3A-1* (2010).
- 2) 谷本融紀, 太田 学: 評価属性を考慮した評判情報の可視化, DBS 研究会 2A-1 (2010).
- 3) 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, *DEIM Forum 2011 F2-5* (2011).
- 4) 岡野原大輔, 辻井潤一: 評価文に対する二極指標の自動付与, 言語処理学会第 11 回年次大会講演論文集, pp.664-671 (2005).
- 5) Kresel, U.: Pairwise Classification and Support Vector Machines Methods, *MIT Press* (1999).
- 6) Smola, A. and Sch, B.: A tutorial on Support Vector Regression, *Technical report, NeuroCOLT2 Technical Report NC2-TR-1998-030* (1998).
- 7) 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.2, pp.203-222 (2005).
- 8) 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).
- 9) Sato, S., Matsuyoshi, S. and Kondoh, Y.: Automatic Assessment of Japanese Text Readability Based on a Textbook Corpus (2008).
- 10) Cortes, C. and Vapnik, V.: Support Vector Networks, *Machine Learning*, Vol.20, pp.273-297 (1995).
- 11) KUDOH, T.: TinySVM : Support Vector Machines (2000).