

## 自由形式で記述されたレビューの評価視点別自動分類の提案

桑田大徳<sup>†</sup> 岡誠<sup>†</sup> 吉村宏樹<sup>†</sup> 森博彦<sup>†</sup>東京都市大学<sup>†</sup>

## 1. 研究背景

近年評判サイトで下調べをしてから商品の購入を検討する人が多くなっている。評判サイトの利点として、カタログではわからない使用感などの主観的な意見や、具体的な状況下で実際にどういった振る舞いが起こったかなどが分かることがあげられる。

閲覧者は商品の購入検討をする上で、自分と似た視点や状況下での動作、感想を書いているレビューアーの意見を主な購入判断の一つとする。しかし閲覧者の求めるレビューを探そうとした時に、評判サイトのレビューは自由形式で書かれているため欲しているレビューを見つけるには大量のテキストをすべて隈なく読むことになり時間の浪費となってしまうことも少なくない。

## 2. 関連研究

ある商品の意見表現は評価視点に依存する傾向がある、しかしその意見表現を商品ごとにすべて網羅するのは容易ではない。

そこで藤村ら[1]は評判情報を抽出する上で意見表現となりうる主要な単語のみを用い、文節の n-gram による共起の高いものを評判表現とする研究で、ドメインごとの知識なしに評判情報を推定した。また青木[2]の構文片を用いて大規模テキストから自動的に評判情報を抽出する研究や少ない学習データを繰り返し学習し評判情報の抽出を行う渡辺[3]の研究などがある。

## 3. 研究目的

自由形式で書かれたレビューが評価視点ごとに分類できれば閲覧者が欲するレビュー、レビューアーを探す時間を短縮できると考えた。

そこであらかじめ「デザイン」、「画質」などの評価視点ごとに記述されているレビューを評価視点別分類済みの学習データとし、自由形式のレビューを評価視点ごとに分類することを目的とする。

## 4. システム概要

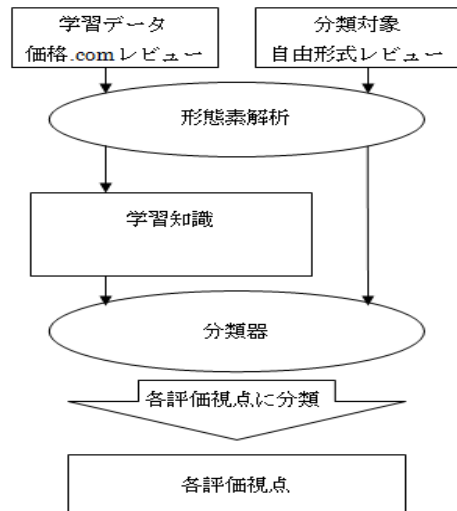


図1 システムフロー

## ・学習データ

評価視点別に評判意見が書かれているレビュー、今回は価格.comのレビューを用いる。

## ・形態素解析

評価視点に依存する形態素を獲得するため学習時、分類時ともに名詞、動詞、形容詞、形容動詞を対象とし、また指示代名詞は取り扱わない。

## ・学習知識

ある形態素について各評価視点ごとに TF-IDF 値を与えたものを学習知識のデータベースとして作成した。

## ・分類対象

自由形式で記述されているレビューのある一文を対象とし、これを今後レビュー文と呼ぶ。今回はamazonのレビュー文を用いた。

## ・分類器

レビュー文に対し形態素解析をかけ、その形態素の各評価視点での TF-IDF 値データベース取り出す。取り出された TF-IDF 値の大きさの合計を各カテゴリごとに算出し最大となったカテゴリに分類する。

## 5.1 実験1(形態素)

今回のレビューの対象商品としてデジタル一眼レフカメラで実験を行った。価格.comのレビュー各評価視点の合計11083レビュー文を学

An Automatic Classification Of Product Review  
Into Given Viewpoints

<sup>†</sup> Hironori Kuwata, Makoto Oka, Hiroki Yoshimura,  
Hirohiko Mori  
Tokyo City University

習データとして、amazon の 399 レビュー文の自動分類を行った。

なお、どこにも属さないレビュー文や複意文はまだ取り扱っていないため事前に手動で取り除いている。

表 1 実験 1 分類結果 適合率、再現率(形態素)

評価視点	適合率	再現率	F 値
デザイン	47.8%	39.2%	43.1%
画質	85.1%	53.8%	65.9%
操作性	70.1%	46.0%	55.6%
バッテリー	26.4%	82.4%	40.0%
携帯性	32.2%	58.8%	41.7%
機能性	67.9%	30.6%	42.2%
液晶	66.6%	55.2%	60.4%
ホールド感	29.4%	69.4%	41.3%

## 5.2 考察

「バッテリー、ホールド感」で適合率が低く、再現率が高い値になっていて、他カテゴリのものまでも含んで分類していることがわかる。この二つのカテゴリに誤分類されたレビュー文を観察すると、比較的長いレビュー文、一般的な語やカメラというドメインの全体で多く使われる形態素で構成されたレビュー、が誤分類されていることがわかった。

このことから、決定的な特徴量を持つ形態素が出現しないレビュー文はバッテリー、ホールド感」の二つに誤分類されることが多く、残りの 6 つの評価視点の再現率の低下につながっているとわかった。

## 6. 共起情報

ドメイン内全体で多く出現する形態素は評価視点によって共起する形態素が異なることが多い。そこでレビュー文から動詞と名詞での共起情報をとり TF-IDF 値を出すことでドメイン全体で多く出現する語が評価視点別で差が出ると考えた。

### 6.1 実験(共起情報)

上記のシステムの形態素と学習知識を共起情報に変えて分類を行った。学習データ、分類データの条件上と同じである。

### 6.2 考察(共起)

精度としては実験 1 で行ったものと余り差は

なく、実験 1 と同様適合率が低く再現率の高い「デザイン、ホールド感」などに誤分類されたレビュー文を観察するとドメイン内で多く使われた形態素で構成されたレビュー文、一般的な語で構成されたレビュー文の方が多くなっていて実験 1 と誤分類の傾向が同じであるとわかる。

表 2 実験 2 分類結果 適合率、再現率(共起情報)

評価視点	適合率	再現率	F 値
デザイン	37.8%	60.7%	46.6%
画質	72.4%	39.6%	51.2%
操作性	67.9%	41.4%	51.4%
バッテリー	27.0%	100.0%	42.5%
携帯性	37.9%	64.7%	47.8%
機能性	51.3%	32.3%	39.6%
液晶	35.2%	65.5%	45.8%
ホールド感	44.8%	36.1%	40.0%

## 7. 結論

現段階では非常に単純な既存の手法を利用し分類を試みたが自由形式のテキストで分類を行うにはそれに対応したシステムを考える必要があると考えられる。

## 8. 今後の課題

形態素と共起を組み合わせた学習、分類器の作成を検討する必要がある。

学習時に過学習のために一般的な語、ドメイン内で頻出の語の TF-IDF 値の値が上がっている可能性があるので学習データの量を再検討する必要がある

一般的に頻出の形態素とドメイン内で頻出の形態素を分別できるような特徴量の抽出を行うことができれば共起情報をうまく活用できると考える。

また、「名詞、動詞」だけでなく他の品詞との共起情報や特定の語との共起情報を試してみる必要があると考える。

## 参考文献

- [1]藤村 滋、豊田 正史、喜連川 優:“文構造を考慮した評判抽出方法”電機情報通信学会 2005
- [2]青木 優:“構文片を用いた意見・評判抽出手法”長岡技術科学大学大学院修士論文 2008
- [3]渡辺健一郎:“繰り返し学習による自由記述式アンケート文書の自動分類”武蔵工業大学大学院修士論文 2005