

# 複数の製品を対比する文の検出

花岡 裕 白井 清昭

北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

{y-hanaoka, kshirai}@jaist.ac.jp

## 1 はじめに

近年、ユーザーレビューを対象とした評判分析は、製品の購入を検討するユーザーに有益な情報を提供する手段として注目されている [3]. 本研究では、ユーザーによるレビュー文のうち、複数の製品を対比した文に着目する. 例えば『iPad は Nexus7 と比べてサクサク動く』といった文は、iPad と Nexus7 を対比している. このような対比文は、タブレット端末の購入を検討しているユーザにとって有益な情報となる. 本論文は、競合するいくつかの製品の中から購入する製品を決めたいユーザに有益な情報を提供するために、複数の製品を対比した文 (以下、製品対比文と呼ぶ) を検出することを目的とする [2]. ここでの製品対比文とは、単なる製品の仕様 (価格, 重量など) を比較した文だけではなく、ユーザの使用経験や感想を記した文も含む.

## 2 関連研究

Jindal と Liu は、テキストから 2 つの事物 (entity) 間の優劣関係を抽出する手法を提案している [4]. 具体的には、優劣を示す語, 事物の属性, 事物 1, 事物 2 からなる優劣関係 (例えば (better, optics, Canon, Sony)) をテキストから獲得する. まず 2 つの事物を比較する文を自動検出し, それらの文から単語ならびに品詞列のパターンマッチに基づく規則を用いて優劣関係を抽出する. 関係抽出のための規則はデータマイニングの手法により自動獲得する. Ganapathibhotla と Liu は, この手法を拡張し, 単に優劣関係を抽出するだけでなく, 2 つの事物を比較する文を書いた人が事物 1, 事物 2 のどちらが優れていると考えているかを判定する手法を提案している [1]. 一方, Xu らは, 1 つの文に 2 つ以上の優劣関係が含まれているケース<sup>1</sup> に対応するための手法を提案している [6]. 一文内の複数の優劣関係をグラフで表現し, two-level Conditional Random Field (CRF) という手法で優劣関係の構成要素 (事物

<sup>1</sup>例えば, “N95 has better reception than Motorola RAZR2 V8 and Blackberry Bold 9000.” という文は, (better, reception, N95, Motorola RAZR2 V8) と (better, reception, N95, Blackberry Bold 9000) という 2 つの優劣関係を含む.

やその属性など) を同定している.

これらの手法は主に事物の優劣関係を抽出することを目的としているのに対し, 本論文では文が 2 つの事物を対比しているか否かを判定する. 対比文か否かの判定については, Jindal と Liu は, 比較を示唆する 83 種類のキーワードを設定し, これらを素性とした分類器を Naive Bayes モデルならびに Support Vector Machine (SVM) で機械学習している [4]. 一方, Xu らは単に 2 つの製品を含む文を対比文と判定している [6]. これに対し, 本論文は, 日本語の製品対比文に見られる特徴を分析し, この分析結果を基にした製品対比文の自動判定手法を提案する. また, 製品対比文の判定手法が様々な種類の製品を対象としたレビュー文に普遍的に適用できるかを実験的に検証する.

## 3 提案手法

ユーザが評判を知りたい製品を対象製品  $P_t$  とする. 本論文の目標は,  $P_t$  に関するレビュー文の集合が与えられたとき, その中から  $P_t$  と他の製品を対比した製品対比文を自動的に検出することである. これを実現するために, レビュー文が与えられたとき, それが製品対比文であるか否かを判定する 2 つの手法を提案する. ひとつは規則に基づく手法 (3.2 項), もうひとつは機械学習に基づく手法 (3.3 項) である.

### 3.1 競合製品リスト

提案手法では, 製品対比文判定の際に, 対象製品  $P_t$  と競合する製品のリストを利用する. 競合製品とは,  $P_t$  と同じ種類の製品で, 購入を検討する際に比較の対象となりうる製品とする. 本論文では, 競合製品リストは以下の手続きで半自動的に獲得する.

- ウェブサイト「価格.com<sup>2</sup>」において  $P_t$  が属する製品カテゴリを求める. 例えば,  $P_t$ =Nexus7 のとき, 製品カテゴリは「タブレット PC(端末)・PDA」となる.
- 価格.com における製品カテゴリのスペック検索のページを表示させる. ただし, 検索キーワードは指定しない.

<sup>2</sup><http://kakaku.com>

- そのページに登録されている全ての製品を (編集せずにそのまま) 競合製品リストとする。

以下、競合製品リストに登録された製品を  $P_c$  とする。

後述する手法では、製品名  $P_t$  や  $P_c$  が文中に出現するか否かを判定する。この際、製品名が完全に一致する場合だけでなく、文中の単語列と製品名を構成する単語列が先頭から部分的に一致するときも製品名が出現すると判定する。例えば、 $P_c$  が「Reader Wi-Fi モデル PRS-T1」のとき、文中に「Reader」という語があれば、この製品が文中に出現すると判定する。

### 3.2 規則に基づく対比文の判定

本項では規則に基づく対比文の判定手法について述べる。この手法は、レビュー文が以下に示す規則 A, B のいずれかの条件を満たすとき、対比文と判定する。

#### 規則 A

規則 A は複数の製品名を含む文を対比文として検出する。具体的には、以下の条件を全て満たすとき、対比文であると判定する。

**A-1.** 製品名 ( $P_t$  もしくは  $P_c$ ) を複数含む。

**A-2.** 文を用言ならびに接続詞で節に分割する。異なる製品名を含む節が 2 つ以上存在する。

条件 A-2. は、複数の製品名が同じ節に出現したときには製品対比文でないことが多いという観察に基づく。例えば、以下のような例文を考える (下線は製品名、/ は節の境界を表わす)。

**E1:** タブレット A も タブレット B も性能はよいが、/ 持ち歩くには大きすぎる。

**E2:** タブレット A は画面が大きい、/ タブレット B は小さい。

例文 E1 では、製品名が 2 つ出現しているものの、同じ節に存在し、ともに「性能がよい」と言及されているだけで、両者が対比されているわけではない。一方、E2 では 2 つの製品名が異なる節に出現し、両者が対比されている。条件 A-2. により、E2 のみが対比文であると判定される。

#### 規則 B

規則 B は対比を表わす表現に基づいて対比文か否かを判定する。基本的には、表 1 に示した対比表現が文中に出現するとき、対比文であると判定する。ただし、対比表現は対比文ではない文にも出現する。対比文の誤検出を妨げるため、表 1 の右の列に記された条件を満たすときのみ対比文と判定する。

表 1: 対比表現のリスト

対比表現	条件
優れる	文が用言を複数含む
適う	文が用言を複数含む
劣る	文が用言を複数含む
勝つ	文が用言を複数含む
負ける	文が用言を複数含む
なら	同一文節に製品名を含む OR 「(動詞)(し)*(たい)*なら」というパターンにマッチする
ならでは	同一文節に製品名を含む
比較+する	同一文節が「べき」「たら」を含まない
比較	文末以外の場所に出現し、かつ製品名と係り受け関係にある

「同一文節」とは対比表現を含む文節を表わす。「文が用言を複数含む」という条件は、用言の数が少ない (比較的短い文) 文は、たとえ対比表現が出現したときでも対比文になりにくいという考えに基づく。対比表現「なら」のパターンマッチの条件は、

**E3:** 写真を撮るなら タブレット A がよい

のような対比文にマッチすることを想定している。対比表現「比較」の条件は、

**E4:** タブレット A との比較では、...

というような対比文を検出するために導入されている。

### 3.3 機械学習に基づく対比文の判定

本項では教師あり機械学習に基づく対比文の判定手法について述べる。対比文がタグ付けされたレビュー文の集合を訓練データとし、与えられた文が対比文か否かを判定する二値分類器を教師あり学習する。本論文で採用した学習アルゴリズムは SVM である。SVM の学習には libSVM<sup>3</sup> を用いた。カーネルは線形カーネルを用い、それ以外のパラメータは libSVM のデフォルト値とした。

SVM の学習に用いた素性を以下に述べる。なお、形態素解析には MeCab<sup>4</sup>、文節の係り受け解析は CaboCha<sup>5</sup> を利用した。

- 文中に出現する自立語の基本型
- 文中に出現する対比表現

表 1 におけるそれぞれの対比表現について、それが文中に出現しかつ表中の条件も満たすか否か。

<sup>3</sup><http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

<sup>4</sup><http://code.google.com/p/mecab/>

<sup>5</sup><http://code.google.com/p/cabocha/>

表 2: 製品一覧

	対象製品	製品カテゴリ	文	対比文
$P_{t1}^*$	Nexus7	タブレット PC(端末)・PDA	6535	314
$P_{t2}$	REGZA 26ZP2 [26 インチ]	液晶テレビ	3084	165
$P_{t3}$	うるおい 光クリエール ACK70N	空気清浄機	2922	56
$P_{t4}$	AVR-X4000	AV アンプ	3170	24
$P_{t5}$	ブルーレイディーガ DMR-BWT650	ブルーレイ・DVD レコーダー	2658	24
$P_{t6}$	EH-TW5200	プロジェクタ	3027	57
$P_{t7}$	ラムダッシュ ES-ST25	シェーバー	3138	122
$P_{t8}$	MDR-DS7500	ヘッドホン・イヤホン	3905	135
$P_{t9}$	極め炊き NP-BA10	炊飯器	941	6
$P_{t10}$	SD1 Merrill	デジタル一眼カメラ	3540	122

- 規則 A (複数の製品名を含むか)  
3.2 節で述べた規則 A の条件を満たすか否か。
- 文中に出現する評価表現  
日本語評価極性辞書 (用言編) [5] に登録されている評価表現が文中に出現するか否か。
- 用言の数  
文中に用言が 0 個, 1 個, 2 個以上出現するか。
- 製品名の数  
文中に製品名 ( $P_t$  もしくは  $P_c$ ) が 0 個, 1 個, 2 個以上出現するか。
- 製品名と対比表現が同一文節内に出現するか否か
- 製品名と評価表現が共に文中に出現しているか否か
- 製品名を含む文節の係り先が用言のとき, 係り先用言の主辞  
例えば  
**E5:** タブレット A は画面のサイズが大きい  
という文において, 製品名を含む文節「タブレット A は」が「大きい」という文節に係るとき, 「大きい」を学習素性とする。
- 製品名を含む文節の間接的な係り先が用言のとき, その係り先用言の主辞  
上の素性と類似しているが, 直接の係り受け関係ではなく, 文節の係り受け関係を辿って到達する間接的な係り受け関係を考慮した素性である。

## 4 評価実験

### 4.1 実験データ

まず, 対象製品として, 表 2 に示す  $P_{t1} \sim P_{t10}$  の製品を選んだ。これら対象製品の製品カテゴリは互いに異なる。次に, 「 $P_t$  レビュー」をクエリとしてウェブ

検索<sup>6</sup>を行う。検索順位の上位のウェブページから順に, 200 個程度のテキストセグメント (HTML タグに狭まれたテキストの断片) を取得する。テキストセグメントを文に分割し, 個々の文に対して, それが製品対比文であるか否かのタグを付与した。ここでは, 対象製品  $P_t$  が出現しなくても, 対象製品の属性について他の製品との対比を行っている文は製品対比文と判定した。例えば, 対象製品名が Nexus7 ( $P_{t1}$ ) のとき, 『Andorid では～だが iOS では～だ』といったようにタブレットの OS を比較している文は, 対象製品が出現しなくても製品対比文とした。表 2 中の「文」「対比文」の列に, 各対象製品毎に取得した文の数ならびに製品対比文と判定した文の数を示す。

3.2 項で述べた規則に基づく手法, ならびに 3.3 項で述べた機械学習に基づく手法における学習素性は,  $P_{t1} = \text{Nexus7}$  のデータを精査し, 設計した。したがって,  $P_{t1}$  を対象とした実験はクロズドテストである。

### 4.2 実験結果

表 3 は, 規則に基づく手法 (3.2 項) による製品対比文判定の評価結果である。評価指標は正解率 (A), 精度 (P), 再現率 (R), F 値 (F) とした。また, クロズドテストである  $P_{t1}$  を除いた 9 個の対象製品に対する評価指標のマクロ平均を「平均」の行に示す。

機械学習に基づく手法 (3.3 項) では, SVM を学習するために 2 種類の訓練データを利用した。

1. 異なる製品カテゴリの文を訓練データとする  
例えば, 対象製品が  $P_{t1}$  のとき,  $P_{t2} \sim P_{t10}$  の製品の文を訓練データとする。
2. 同じ製品カテゴリの文を訓練データとする  
5 分割交差により SVM の学習とテストを行った。

<sup>6</sup>検索エンジンは Google (<http://www.google.co.jp/>)。

表 3: 実験結果 (規則)

	A	P	R	F
$P_{t1}^*$	.938	.374	.432	.401
$P_{t2}$	.931	.299	.212	.248
$P_{t3}$	.921	.061	.214	.094
$P_{t4}$	.954	.051	.292	.088
$P_{t5}$	.975	.123	.292	.173
$P_{t6}$	.963	.034	.035	.035
$P_{t7}$	.936	.179	.180	.180
$P_{t8}$	.944	.248	.304	.273
$P_{t9}$	.978	.105	.333	.160
$P_{t10}$	.922	.137	.238	.174
平均	.947	.137	.233	.158

表 4: 実験結果 (SVM; 異カテゴリ)

	A	P	R	F
$P_{t1}^*$	.953	.519	.216	.305
$P_{t2}$	.942	.373	.115	.176
$P_{t3}$	.976	.150	.054	.079
$P_{t4}$	.978	.102	.250	.145
$P_{t5}$	.984	.050	.042	.045
$P_{t6}$	.976	.286	.175	.217
$P_{t7}$	.956	.242	.066	.103
$P_{t8}$	.954	.313	.267	.288
$P_{t9}$	.991	.250	.167	.200
$P_{t10}$	.948	.131	.090	.107
平均	.967	.211	.136	.151

表 5: 実験結果 (SVM; 同カテゴリ)

	A	P	R	F
$P_{t1}^*$	.955	.549	.394	.458
$P_{t2}$	.949	.531	.418	.468
$P_{t3}$	.983	.594	.339	.432
$P_{t4}$	.993	.600	.250	.353
$P_{t5}$	.992	.667	.250	.364
$P_{t6}$	.980	.451	.404	.426
$P_{t7}$	.954	.373	.254	.302
$P_{t8}$	.963	.457	.319	.376
$P_{t9}$	.993	.333	.167	.222
$P_{t10}$	.960	.339	.164	.221
平均	.974	.483	.285	.352

1. の実験結果を表 4 に, 2. の実験結果を表 5 にそれぞれ示す. なお, 表 5 では 5 分割交差検定における 5 回の試行のマイクロ平均を示した.

### 4.3 考察

表 3 より, 規則に基づく手法による製品対比文判定の F 値は平均で 0.158 であった. クローズドテストとなる  $P_{t1}$  については 0.401 と比較的高いが, それ以外の製品については大きく劣る. 提案手法の規則は  $P_{t1}$  の製品対比文を参照して設計したが, 他の製品の対比文の判定については必ずしも有効ではないといえる. すなわち, 表 3 の実験結果は, 製品対比文の特徴は製品カテゴリによって異なることを示唆する.

表 4 より, 異なる製品カテゴリのレビュー文を訓練データとしたとき, SVM の F 値の平均は 0.151 と低い. この結果からも, 製品の種類によって対比文の特徴が異なることが推察される.

表 5 より, 同じ製品カテゴリのレビュー文を訓練データとしたときの SVM の F 値は 0.352 であることから, 規則に基づく手法よりも機械学習に基づく手法の方が優れている. これは, 機械学習によって製品カテゴリの違いによる対比文の特徴をある程度自動的に学習できるためと考えられる.

全体的に, 製品対比文判定の正解率が高いが, 精度, 再現率, F 値は低い. これは, 製品対比文の全体に対する占める割合が約 3%(表 2 より) と低く, 製品対比文の正例がデータ内に多く出現しないことが原因と考えられる. また, エラー分析を行って判定誤りの主要な要因を探った. 提案手法では文中に製品名が出現するかを製品対比文判定の重要な手がかりとしているが, 製品名の検出に失敗しているケースが多かった. 競合製品リストの多くが製品名と型番の組 (例: AQUOS LC-22K90-W) で表記されており, 一方レビュー文内

で型番のみが表記されている場合には本手法では製品名として検出されない. また, 競合製品がメーカー名や「前使っていた奴」「他の～」といった表現で表わされることがあり, 同様に製品名として検出できなかった. 一方, 製品対比文において表 1 にない対比表現が使われることがあった. 今後, エラー分析などを通じて対比表現辞書を整備・拡充することで製品対比文判定の正解率向上が期待できる.

## 5 おわりに

本論文では, レビュー文から製品対比文を判定する手法を提案し, その有効性を実験的に検証した. 製品対比文に出現する特徴は製品カテゴリ毎に異なることなどが明らかになった.

今後は, 製品対比文の判定の精度・再現率を改善するとともに, 検出した製品対比文の集合を要約し, ユーザにわかりやすく提示する方法についても検討したい.

## 参考文献

- [1] Murthy Ganapathibhotla and Bing Liu. Mining opinions in comparative sentences. In *Proceedings of the COLING*, pp. 241–248, 2008.
- [2] 花岡裕. 複数の製品を対比する評価表現の自動抽出. 修士論文, 北陸先端科学技術大学院大学, 3 2014.
- [3] 乾孝司, 奥村学. テキストを対象とした評価情報の分析に関する研究動向. *自然言語処理*, Vol. 13, No. 3, pp. 201–241, 2006.
- [4] Nitin Jindal and Bing Liu. Mining comparative sentences and relations. In *Proceedings of the AAAI*, pp. 1331–1336, 2006.
- [5] 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.
- [6] Kaiquan Xu, Stephen Shaoyi Liao, Jiexun Li, and Yuxia Song. Mining comparative opinions from customer reviews for competitive intelligence. *Decision Support Systems*, Vol. 50, No. 4, pp. 743–754, 2011.