

# ユーザの不満情報を用いたアイテムの肯定的特性の抽出

澤田 悠治<sup>†</sup> 北山 大輔<sup>††</sup> 角谷 和俊<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 関西学院大学総合政策学部メディア情報学科 〒669-1337 兵庫県三田市学園 2-1

<sup>††</sup> 工学院大学情報学部システム数理学科 〒163-8677 東京都新宿区西新宿 1-24-2

E-mail: <sup>†</sup>{fps41167,sumiya}@kwansei.ac.jp, <sup>††</sup>kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし 現在、ユーザがアイテムを購入する際に EC(電子商取引) サイトに投稿されている購入者のレビューを参照することで、競合、類似するアイテムを実際に見ることなく比較することができる。しかし、比較されるアイテムのレビューは共通する特徴が多いため似た内容になりやすく、アイテムの違いを十分に検討することが難しい。そこで、他の評価データを活用することで、より多角的にアイテムを評価できる比較手法が望まれる。本研究では評価データとしてユーザの不満を収集している不満買取センターの調査データセットを用いて、アイテムに対するネガティブな投稿から肯定的な特徴語が得られるかの検証を行った。

キーワード 不満情報, 多様性, テキストデータ, 情報抽出

## 1. はじめに

現在、EC サイトの普及によってユーザが購入したいアイテムを実際に見ずに購入する機会が多くなった。その際にユーザは購入者のレビューを利用して競合及び類似するアイテムを比較することで、ユーザに適したアイテムが選定できると考えられる。しかし、比較されるアイテムには共通する特徴が多いため似た内容の投稿になりやすい。そこでユーザはアイテムを比較するなかで特徴的な違いを持つレビューを発見する必要がある。

またアイテムの特徴において、一般に暗黙的に理解されている点からレビューに記述されない特徴があると考えられる。例としては、「リンゴ」の「赤い」という特徴は既知のものであり、明文化する必要がない。しかし、このような明文化されない特徴が複数存在することによって、そのアイテムが持つ特徴が潜在的なものとなる。この特徴は明文化されないことから EC サイトなどのレビュー情報から抽出することは難しいと考えられる。

そこで新たに評判情報を取り扱うレビューサービスの一種として、商品や日常生活における不満が投稿できる Web サービスである不満買取センターが提供している不満情報があげられる。不満情報は、対象企業に提供することで商品の改善やサービスの向上に繋げ、日常的な不満から新商品の開発を促進するなどの効果があると考えられる。

また、不満情報には各アイテムが複数の不満の特徴語を持つ多様性があり、例としては、アイテムである「タイヤ」が「重い」、「すり減る」、「抜ける」のような特徴語を持つ。本研究では、この多様性を利用することで暗黙な肯定的特性を持つ特徴語を抽出できると考える。競合するアイテムには類似した多様性があり、同様の単語が使用される。しかし、同様の単語が使用される中で一方のアイテムのみには使用されていない場合、または極端に少ない場合が存在する。これらの場合はそのアイテムが他のアイテムで共通である特徴を有していないということであり、表面化されない逆説的な特徴と考えられる。また、

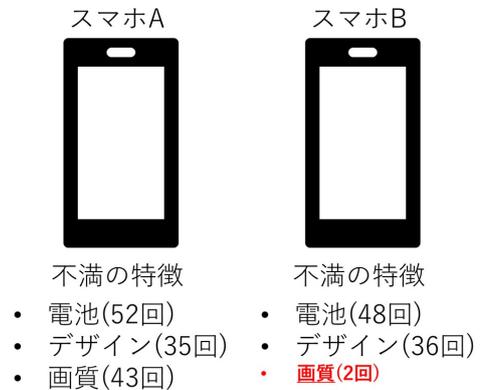


図1 逆説的な特徴についての概要

本研究で取り扱う評判情報が不満情報という全てネガティブな評判情報であるため、その逆説的特徴である点から肯定的な特徴語であると仮定する。

以上の説明を踏まえた例を図1に示す。類似しているスマホA,Bでは同様に「電池」、「デザイン」の単語が不満の投稿として多く使用されているが、スマホAは「画質」が43回使用されているのに対してスマホBでは2回とまったく使用されていない。したがって、「画質」はスマホBが持つ肯定的な特徴語と判断できる。

以下、本稿の構成について述べる。まず2章では本研究で使用する不満データの詳細、および関連研究について説明し、3章で提案手法を述べる。4章では実際に行った実験と結果を提示し、有効性を検証する。

## 2. 不満データと関連研究

### 2.1 不満データ

不満データは国立情報学研究所の情報学研究レポジトリで提供されている、株式会社 Insight Tech が運営する Web サービス

表 1 不満データの構造

項目名	データ内容
post_id	不満データの id
user_id	投稿したユーザの id
category	不満の大まかなカテゴリ
sub.category	不満の詳細なカテゴリ
company	不満先の企業名
branch	影響した購入頻度
product	不満先となるアイテム名
text	不満の内容
created_at	投稿された日時

ス「不満買取センター」<sup>(注1)</sup>でユーザが投稿した不満全般を収集したデータを表す。当データは 2015 年 3 月 18 日から 2017 年 3 月 12 日の期間で投稿された 5,248,820 件の不満データが収録されており、投稿したユーザ数は 106,173 人である。

不満データの特徴としては、全ての投稿データがネガティブな内容である点が挙げられる。これまでの研究で使用された EC サイトのレビューのデータは星評価などポジティブなデータとネガティブなデータが混在している。これらのデータでは星評価としての極性と投稿内容としての極性にブレが生じ、それがアイテムに対する不満であるかの判定を行う必要がある。不満データを利用した場合、全ての情報がネガティブな内容であり、不満であるかの判別を行うための工程が不要になり、判別にかかる手間を省くことができる。

他の特徴として、一つのアイテムに関する不満の記述内容のバラエティに富むという点が挙げられる。Amazon や価格.com などのレビューサイトの投稿データではポジティブかネガティブな内容の両方で投稿することができるが、それと同時に投稿する内容も分散されてしまい、アイテムごとに抽出できる不満のデータ量が少なくなるため、本研究で行うアイテム間の特徴の分析を行う上では適当ではない。それと比較して不満データでは全てが不満に関する投稿であり不満に関する投稿が多く、他アイテムとの特徴を比較するに当たって十分な特徴を獲得することができると思われる。

以上が本研究で使用する不満データの内容と利用する目的である。不満データの構成について表 1 に示す。本研究では以下の項目から「product\_name」、「text」を利用するものとする。個々のデータにおいてはユーザ ID の他にカテゴリ、サブカテゴリが必須項目となっているが、不満の対象となる企業及び商品名は任意の項目であるため、一部入力されていない、又は誤記入などの表記揺れが生じている場合が存在する。

## 2.2 関連研究

本研究において、不満データを使用した研究、商品の特徴語を抽出に関する研究、評価極性の分析に基づく研究に関連性があると考えられる。

不満データを使用した研究では、三澤ら [1] は不満データのユーザごとのグループ化を行い、ユーザ情報を元にした NLP タスクへの応用性について紹介しており、末廣ら [2] は不満デー

タで出現する単語から正規化代表表記、カテゴリ・ドメイン情報、Wikipedia 辞書からの情報を元に素性ベクトル化を行っている。ユーザ情報を元にした NLP タスクへの応用性について紹介した。長谷川ら [3] は、不満データにおける年齢、職業などのユーザ情報を利用して不満データのグループ化を行い、作成したグループ間にある特徴の可視化を試みている。当研究で求めたシステムからグループ間の類似度を算出して特徴語を抽出している点が本研究と関連性があると考えられるが、グループ化するデータがユーザの特徴である点と類似度の算出手法、最終的な目的が特徴語の可視化である点において異なる。林ら [4] は不満データの商品に関するデータを使用して、ユーザの商品に対する不満を改善する商品推薦手法を提案した。当研究では商品の不満に関するデータを使用している点で本研究との関連性があるが、不満対象である商品と他 EC サイトで取り上げられる商品との類似関係を求めている点で異なる。

特徴語の抽出に関する研究では、落合ら [5] は商品が持つ潜在的な特性から LDA によって素性ベクトルを作成し、潜在的なトピックを抽出する手法を提案した。当研究は商品同士を同様の特徴から比較する点において本研究との関連性があるが、述語項構造を元に係り受けから単語の依存関係を含めた抽出を行っており、本研究では単語の出現頻度のみを用いた bag-of-words 方式を採用している点で異なる。和多ら [6] は病院評判情報サイトで投稿される文書内の単語の出現頻度を求め、小説での単語の出現頻度との頻度の差が極端に高い単語を特徴語として抽出する手法を提案した。当研究で行う提案手法は本研究と同様に単純な出現頻度に基づいて特徴語を抽出する体において類似しているが、単語の出現頻度を求める際に回帰直線を用いて直線との距離を示す乖離度の高さを評価基準として求めている点では異なる。また、上拾石ら [7] はカスタマーレビューから対象物、属性表現、評価表現の意見モデルから評価表現の出現頻度と共起率のスコアリングを行う事で特徴表現となりえる語を抽出している。

評価極性の分析に関する研究では、吉田ら [8] は商品レビューにおいて形態素間の距離を用いて名詞を評価属性として極性判定を行い、ポジティブな投稿とネガティブな投稿が分かれた評価属性を特徴語として抽出する手法を提案した。当研究では抽出した特徴語から商品の類似関係を求める点で関連性があると考えられるが、類似度を算出する手法、及び抽出する特徴語が肯定的ではない点で異なる。また、高村ら [9] は感情極性を持つ複数の構成語からなる評価表現を隠れ変数モデルを用いて分類し、Nasukawa ら [10] は評価表現が存在する文章に連続する文脈の評価表現を用いて、連続してポジティブな好評表現、ネガティブな不評表現に分類される評価表現の抽出を行っている。

このように、不満データを用いた研究や評判情報における感情やアイテムの特徴に関する研究は数多くあるが、これらの研究で得られる感情及び特徴はレビューの文章から得られる表層的な特徴であり、アイテムの暗黙的な特徴に関して言及している研究は少ない。本研究ではこの点に着目して、アイテムの否定的な評判情報から肯定的で暗黙的な特徴を表す単語を抽出する手法を提案する。

(注1) : <http://fumankaitori.com/>

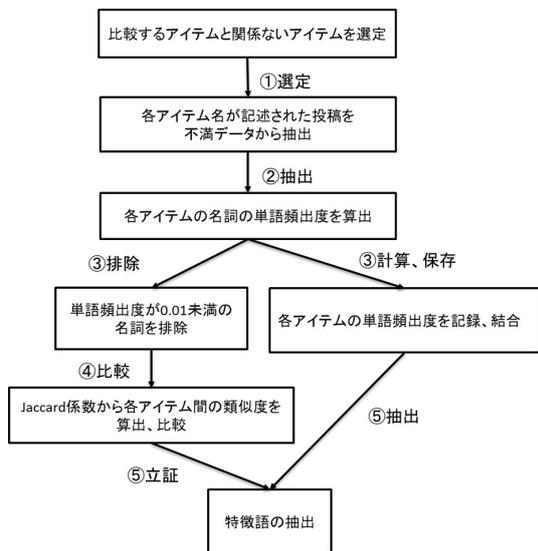


図2 肯定的特徴語抽出システムの概略

### 3. 提案手法

本章では本研究の目標である類似関係を持つアイテムの選定と肯定的特性がある特徴語の抽出を行う手法について説明する。本研究で構築するシステムの処理の流れの概要について図2で示し、具体的な方法については各節で述べる。

#### 3.1 アイテムの選定

まず、アイテムの選定における具体的な処理方法について説明する。本研究では類似性の高い3件のアイテムを選定するとして話を進め、4件以上の場合に起こる問題については今後の課題とする。アイテム名が記入される「product\_name」と対象とするアイテム名が一致した投稿データから「product\_name」、「text」の組み合わせをそのアイテムに対する不満情報として不満データ群に追加する。例としてアイテムA,B,Cが類似していると仮定して、各アイテム名で検索を行い「product\_name」で一致した投稿データを不満データ群にそれぞれ追加して評価データを作成する。

なお、今回使用する評価データにおいて不満データの「product\_name」は任意の入力項目であるため、アイテム名を簡略的に記述している投稿が多く、入力アイテムに対する完全一致では検索結果に含まれない場合が生じる。この点は今後の課題の一つである。

また、アイテムの選定では類似関係を持つアイテムを選定する必要があるため、比較対象となるアイテムの名詞の特徴語を複数抽出して類似度を算出する。類似関係の算出の具体的な方法について述べる。本研究では各アイテムで頻出する名詞がどれだけ一致しているかを示すためにJaccard係数を用いて類似度を算出する。なお、次節で述べる単語頻度の測定において、数値が0.1未満であった名詞はノイズとしてJaccard係数での比較対象には含めない。また、選定したアイテムの不満データ群の他に類似関係がないと考えられる不満データ群を対象として含めて総当たり方式で類似度を求め、使用する不満データ群の類似度が関係のない不満データ群の類似度を上回ること

似関係があると判定する。

#### 3.2 単語頻度

次に、単語頻度の算出方法について説明する。単語頻度を算出するにあたって、まずアイテムの名詞、及び各名詞の出現回数を算出する。本研究では単語の抽出に形態素解析器であるjanomeを用いた<sup>(注2)</sup>。これらの出現回数は各アイテムの投稿件数の差に比例するため、出現回数の正規化を行う必要がある。計算方法としては、まず各アイテムで最も頻出した名詞が1.0となるように各名詞の出現回数との割合から正規化を行う。

なお、出現回数を算出する中で数詞、感動詞、代名詞、形式名詞などの不満の特徴として考えにくい単語については当該段階でノイズとして除去する。

#### 3.3 特徴語の抽出

最後に、特徴語の抽出手法について説明する。本研究では、3.2節で求めた手法から3つのアイテムの各単語ごとの出現頻度を比較して、1つのアイテムにおける単語頻度が他のアイテムの単語頻度より特筆して低い単語を肯定的な特徴語として抽出する。具体的な特徴語の抽出方法について以下に述べる。まず不満データから肯定的な特徴語を見つけ出すには、3種のノイズを除去する必要がある。

1つ目は単語の頻度が均衡している単語である。この単語は比較するアイテム内で共通した不満の特徴語であると考えられ、本研究で求める肯定的な特徴には該当しない。

2つ目は一方のアイテムの単語頻度が大きすぎる単語である。この単語はアイテムにおける特筆した不満であるが、投稿された件数が多い事から目に見える悪い特徴でもあり、本研究の肯定的な特徴語の対象とはならない。例として、比較するアイテムにおいて「イヤホンジャック」の単語頻度が{0.00(アイテムA),0.00(アイテムB),0.82(アイテムC)}であった場合に、アイテムCにおける「イヤホンジャック」は他のアイテムと比較して強い不満を持たれた特徴語となる。これらの単語は比較するアイテムにおいて特徴的な単語であるが、本研究で求める肯定的特性を有していない。

3つ目は単語頻度が小さすぎる名詞である。この特徴語は表記揺れによって出現されたことが考えられるため、肯定的な特徴語として考えにくい。例として、比較するアイテムにおいて「キーボード」の単語頻度が{0.02,0.04,0.00}であった場合に、アイテムCの「キーボード」は肯定的な特徴語と考えられる。しかし「キーボード」は他の単語頻度から見て全体の数値が低く、他に「キー」、「操作」などの他の表現に分散されている可能性がある。

これらのノイズを踏まえた特徴語を抽出するために、3つの比較対象における最小値が中央値の20%以下となる組み合わせを持つ名詞が肯定的な特徴語であると仮定し、その際に抽出される3つ目のノイズに関しては次章の実験で求める閾値設定を行うことで除去する。

(注2) : <http://mocobeta.github.io/janome/>

表 2 予備実験結果

類似度	スマホ A	スマホ B	スマホ C	自動車 A
スマホ A	-	0.53	0.22	0.09
スマホ B	0.53	-	0.27	0.06
スマホ C	0.22	0.27	-	0.08

## 4. 実験

本章では、3章で述べた提案手法を用いて構築したプロトタイプシステムにより抽出した特徴語が本研究の目的である肯定的特性を有しているかを検証する実験を行った。評価は、商品比較サイトの一つである価格.com<sup>(注3)</sup>からアイテムが属しているカテゴリに付けられる星評価の評価項目を利用して行う。

### 4.1 実験データ

本実験では、類似していると考えられる商品から比較を行うため、スマートフォン(以下スマホ)、携帯ゲーム機(以下携帯機)、据え置きゲーム機(以下据え置き機)の異なる3機種を選定したアイテムグループを評価データとして使用し、提案手法から抽出される特徴語の評価を行った。

本研究で求める評価データに関して、スマホグループは比較を行う中で必要となる投稿件数が多く、同一メーカーによる製造である点から類似性が高いと考えられる。携帯機、据え置き機の各アイテムグループでは、2.1節で示すように不満データが投稿された期間が2015年3月18日から2017年3月12日であることから、使用される型番を限定して分析を行う事が可能であり、また各アイテムに投稿されるデータ量から適当な評価データとして考えられる。なお、価格.comで比較対象とするアイテムは各スマホの上位機種などの型番を除き、各ゲーム機グループでは各アイテムで投稿された期間内で使用されたと考えられる型番のうち10件以上のレビュー評価件数を得たアイテムを評価対象とし、一部そのまま型番の名称として扱うゲーム機も含まれる。なおゲームソフトとセットで販売しているアイテムは評価対象から除いて行う。

なお3.1節で述べたように、アイテムを選定する際には比較対象のアイテムと客観的な類似関係があるかを判定する必要がある。したがって、本実験を行う前に予備実験としてスマホグループの評価データを用いて、各スマホの他に自動車Aの不満データ群を対象として加えてそれぞれの類似度を求めた。

類似度の算出結果を表3に示す。数値が0.1以上の名詞はスマホAで38件、スマホBで31件、スマホCで40件となり、自動車Aは43件となった。また、自動車Aにおいて共通した名詞はスマホA,B,Cにおいて4~6件であり、3機種との類似度も低くなったため、本実験で使用する評価データは類似関係を有しているとする。

### 4.2 実験の概要

本実験で行う具体的な評価方法について述べる。価格.comでは商品のレビューをつける際にアイテムの星評価とレビュー投稿によるアイテムの比較を行っているが、その際にカテゴリ

ごとに複数の評価項目が付随されている。例としてはスマホグループが属する「スマートフォン・携帯電話」のカテゴリでは「デザイン」、「携帯性」、「ボタン操作」、「文字変換」、「レスポンス」、「メニュー」、「画面表示」、「通話音質」、「呼出音・音楽」、「バッテリー」の10項目が評価項目として星の数での評価が行われている。これらの評価項目にはカテゴリ内での平均値が明記されており、アイテムの各評価項目からどの部分で特徴があるかの評価を機械的に行う事が可能となるため、本研究での評価実験での利用に適していると考えられる。

本研究では各アイテム名を当サイト内でキーワードとして検索し特徴語から割り当てられるカテゴリ毎の評価項目の星の数が平均より上回っているかで評価を行った。しかし、今回行った実験において、アイテム名として該当する商品が当サイト内で複数存在する。実際に今回の実験対象であるスマホグループのスマホAは該当するカテゴリに6件属しており、相対的に評価を行う必要がある。それを踏まえた評価方法として、評価項目の平均を上回った製品の割合を評価値として求め、特徴語として得たアイテムの評価値が他アイテムよりも高い数値を得られたかで分析を行う。例として、価格.comでスマートフォンAにおいて「画面」が特徴語として抽出された場合に、この特徴語に該当する「画面表示」の評価項目を使用する。そして「画面表示」の評価項目から評価値を求め、スマホAが比較するスマホB、スマホCよりも高い評価値を示せば提案手法で抽出した特徴語が肯定的特性を有していると仮定する。

また本研究で行う提案手法では、3.3節で述べたようにノイズと考えられる単語頻度が低い特徴語が抽出される可能性が高いため、閾値の設定が必要となる。閾値設定の具体的な手法について述べる。閾値設定を行う中で、単語頻度が低い特徴語に関しては本実験で肯定的であると判定される可能性が低くなるため、中央値が高い順から評価を行い、判定されなかった特徴語が続くあたりを境界と置く。また、本実験で求める閾値に関しては各アイテムの名詞の単語頻度と関連性が無いため、アイテムにおいて特徴語が含まれる投稿件数とアイテムに関する全ての投稿件数による割合から求める。このように行うことで、3.3節で述べた特徴として弱い名詞をノイズとして排除し、肯定的な特徴語の抽出する精度を向上させることが可能となる。

なお本実験では、スマホグループの評価データから抽出した特徴語の判定から行い、実際にスマホグループから抽出された特徴語では、「修理」から提案手法による肯定的特徴と価格.comによる肯定的特徴が一致しにくくなり、「電話」の中央値を基準に決定するのが妥当であると考えられる。「電話」の中央値はスマホBの0.19であるため、実際に出現した回数は52回となり、1件につき1回使用されると仮定して52件で投稿されているとする。それを踏まえてスマホBの全投稿件数が1089件である点から、特徴語の閾値は全投稿の2%の投稿件数と設定する。

### 4.3 実験結果

#### 4.3.1 スマートフォングループによる実験結果

スマホグループにおける3機種の実験結果を表3,4に示す。表3では、提案手法から抽出された265件の特徴語の一部を示

(注3) : <http://kakaku.com>

表 3 各スマートフォンの特徴語とその単語頻度

特徴語	スマホ A	スマホ B	スマホ C
アプリ	0.31	0.23	<u>0.03</u>
電池	0.58	0.21	<u>0.03</u>
電話	0.25	0.19	<u>0.00</u>
修理	0.16	0.15	<u>0.00</u>
デザイン	<u>0.00</u>	0.07	0.08
通知	0.07	0.07	<u>0.00</u>
モード	<u>0.00</u>	0.08	0.05
タップ	0.07	0.05	<u>0.00</u>

表 4 各スマートフォンの特徴語

	スマホ A	スマホ B	スマホ C
投稿件数	232 件	1089 件	317 件
抽出特徴語数	2 語	0 語	5 語 (6 語)
正解特徴語数	1 語	-	2 語
抽出精度	0.50	-	0.40

表 5 携帯ゲーム機の特徴語とその単語頻度

特徴語	携帯機 A	携帯機 B	携帯機 C
電池	0.3	<u>0.02</u>	0.22
バッテリー	0.57	<u>0.02</u>	0.16
アナログ	0.17	0.16	<u>0.03</u>
カード	<u>0.00</u>	1.00	0.13
口	0.13	<u>0.02</u>	0.11
子ども	0.09	<u>0.00</u>	0.21
通信	<u>0.00</u>	0.09	0.18
更新	<u>0.00</u>	0.09	0.18
音質	0.17	0.09	<u>0.00</u>

表 6 携帯ゲーム機の特徴語

	携帯機 A	携帯機 B	携帯機 C
投稿件数	184 件	198 件	600 件
抽出特徴語数	2 語 (3 語)	2 語 (4 語)	1 語 (2 語)
正解特徴語数	2 語	0 件	1 語
抽出精度	1.00	0.00	1.00

し、下線部にあるスマホ C の「アプリ」、スマホ B の「デザイン」などの各単語で最小の単語頻度を示すアイテムが、その単語を肯定的な特徴語として有しているとする。表 4 は各特徴語が該当する各評価項目で、他アイテムより平均を上回った件数が多かった特徴語の件数を表す正解特徴語数と、各アイテムが持つ特徴語の割合を示す。実際に価格.com において比較される各アイテムはスマホ A で 6 件、スマホ B で 12 件、スマホ C で 12 件が該当し、表 3 で示した特徴語のうちスマホ C の「電池」、「電話」、スマホ A の「モード」は他のアイテムより高い評価値を示しており、特徴語として適当となる結果となった。

#### 4.3.2 携帯ゲーム機による実験結果

携帯機における 3 機種の実験結果を表 5,6 に示す。なお括弧内の特徴語数は実際に抽出された全ての特徴語であり、価格.com の評価項目には当てはまらない特徴語が含まれるため、評価を行った特徴語の件数と異なる。結果として、携帯機 A は 1 件、携帯機 B は 2 件、携帯機 C は 1 件が比較対象に該当し、携帯機 A では抽出された 3 語のうち価格.com で「操作感 (全体

表 7 据え置きゲーム機の特徴語とその単語頻度

特徴語	据え置き機 A	据え置き機 B	据え置き機 C
ボタン	0.41	0.19	<u>0.01</u>
音	0.81	0.19	<u>0.02</u>
ディスク	0.19	0.16	<u>0.01</u>
互換	0.11	0.16	<u>0.01</u>
初期	0.26	0.09	<u>0.01</u>
アップデート	0.37	0.08	<u>0.01</u>
ハード	<u>0.00</u>	0.15	0.07
販売	<u>0.00</u>	0.23	0.06

表 8 据え置きゲーム機の特徴語

	据え置き機 A	据え置き機 B	据え置き機 C
投稿件数	151 件	446 件	372 件
抽出特徴語数	1 語 (2 語)	0 語	6 語
正解特徴語数	1 語	-	0 語
抽出精度	1.00	-	0.00

の使いやすさ)」の評価項目として考えられる「通信」、「更新」、携帯機 C では「操作感」の評価項目として考えられる「アナログ」が評価項目の平均値を上回った。

#### 4.3.3 据え置きゲーム機による実験結果

据え置き機における 3 機種の実験結果を表 7,8 に示す。結果として据え置き機 A は 3 件、据え置き機 B は 6 件、据え置き機 C は 2 件が比較対象として該当し、据え置き機 A の「サイズ」の評価項目として考えられる「ハード」が評価項目の平均値を上回ったが、据え置き機 C は全ての評価項目で平均を下回る評価値であったため、全ての特徴語において肯定的特性を確認することが出来なかった。

#### 4.4 考 察

本実験では一部評価を行わなかった特徴語を含んでいるが、提案手法から抽出される単語がこれまでの基準で抽出できないような肯定的特徴も含んでいる可能性があり、本研究で行ったような従来の評価基準に基づく実験では特徴を評価する事が難しい。また、抽出した特徴語には機能として存在しない単語が抽出されている。例として、携帯機 A で抽出された「カード」は他の携帯ゲーム機のゲームソフトの読み取りがカード式であるのに対して携帯機 A が UMD 式であることが理由として挙げられ、この特徴語は肯定的な特徴を有していると考えにくい。要するに、携帯ゲーム機 A で抽出される特徴語のうち、カードに対応する特徴語を除く必要があり、今後他の評価基準による実験手法の提案と抽出される特徴語の分類が課題となる。

### 5. まとめと今後の課題

本研究では、不満データから類似する多様性を持つアイテムを選定し、アイテム間で肯定的特性がある特徴語を抽出する手法を提案した。提案手法では、アイテム間の類似関係を Jaccard 係数を用いて判定し、名詞の出現回数を算出して最も頻出した名詞の出現回数との割合から単語頻度を求め、中央値から 80%以上の差がある最小値を持つ特徴語を抽出した。また、実験として商品比較サイトを利用して提案手法の有用性を

確認した。

今後は、アイテムの肯定的特性を持つ特徴語の抽出精度の向上、名詞の特徴語と共起する特徴的な形容詞、動詞を用いた関係モデルの構築による肯定的なレビュー文の自動生成、ネガティブな投稿から肯定的な言い換え表現を生成、抽出する手法の提案が考えられる。また課題として、本研究の提案手法では不満情報から抽出される単語は全て否定的な特性を有しているとして単語の出現回数から肯定的特性を求めたが、実際には全ての単語に否定的特性があるわけではなく、反意な表現や異なる文章表現でも同じ意味として扱うことができる場合があり、単純な出現頻度から求めるアプローチでは不十分と言える。したがって、レビューの長さや節としての極性、投稿内容の意味的構造などの他のアプローチから見た特徴語の抽出が求められる。そして評価実験に関しても、本研究で求めた提案手法では暗黙的な特性としての評価が行いにくいという点から、肯定的特性の評価として価格.com の評価項目から実験を行う他に、Amazonなどで投稿されるポジティブなレビューから評価を行う方法が考えられる。

## 謝 辞

本研究では、株式会社 Insight Tech が国立情報学研究所の協力により研究目的で提供している「不満調査データセット」を利用した。ここに謝意を表す。

## 文 献

- [1] 三澤賢祐, 田内真惟人, Matheu Domoulin, 中島正成, 水本智也, “ネガティブ評判情報に特化したコーパスの構築と分析”, 言語処理学会第 22 回年次大会 発表論文集, pp501-504, 2016
- [2] 末廣駿, 斎藤博昭, “不満データセットの素性ベクトル化”, 言語処理学会第 23 回年次大会 発表論文集, pp545-548, Mar 2016
- [3] 長谷川徹, 北山大輔, “不満調査データセットを用いた不満グループの可視化”, 第 9 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM), 2017.
- [4] 林利憲, 王元元, 河合由起子, 角谷和俊, “E-commerce における不満情報とレビューに基づいた不満解決商品推薦手法の提案”, 情報処理学会研究報告, Vol. 2017-DBS-165, No. 23, pp.1-6, Oct 2017
- [5] 落合恵理香, 小林一郎, “商品の評価を対象としたレビュー文書の分析”, 言語処理学会第 18 回年次大会 発表論文集, pp1176-1179, Mar 2012
- [6] 和多太樹, 関隆宏, 田中省作, 廣川佐千男 “単語の出現頻度に着目した病院評判情報の分析”, 情報処理学会研究報告, 2005-NL-167(3), pp.15-20, Mar 2005
- [7] 上拾石博紀, 佐藤真, 赤石美奈, “カスタマーレビューを用いた商品利用者の意見分析”, 人工知能学会全国大会論文集, vol.27, pp.1-4, 2013.
- [8] 吉田朋史, 北山大輔, “商品レビューの極性分析に基づく特徴語抽出手法の評価” 電子情報通信学会技術報告, 信学技報 116(105), pp.19-24, Jun 2016.
- [9] 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, Nov 2016
- [10] 那須川哲哉, 金山博, “文脈一貫性を利用した極性付き評価表現の語彙獲得”, 情報処理学会研究報告, Vol. 2004-NL-162, No. 16, pp.109-116, Apr 2004