

CRF を用いた複数ドメインの消費者投稿文におけるネガティブ感情分類

秋山 和寛[†] 三澤 賢祐^{††} 成田 和弥^{††} 熊本 忠彦^{†††} 灘本 明代^{††††}

[†] 甲南大学大学院自然科学研究科

〒658-8501 兵庫県神戸市東灘区岡本 8-9-1

^{††} 株式会社 Insight Tech

〒163-1333 東京都新宿区西新宿 6-5-1 新宿アイランドタワー

^{†††} 千葉工業大学情報科学部

〒275-0016 千葉県習志野市津田沼 2-17-1

^{††††} 甲南大学知能情報学部

〒658-8501 兵庫県神戸市東灘区岡本 8-9-1

E-mail: [†]m1724002@s.konan-u.ac.jp, ^{††}{kensuke_mitsuzawa,kazuya_narita}@insight-tech.co.jp,

^{†††}kumamoto@net.it-chiba.ac.jp, ^{††††}nadamoto@konan-u.ac.jp

あらまし レビューをはじめとして、インターネット上には様々な商品やサービスに対する消費者による投稿文が存在している。中でも、ネガティブな投稿は企業にとって商品やサービスの改善を図る上で有益であると考えられる。しかしながら、投稿文の数は膨大であり、1つの文の中にも複数の感情が混在していることがあるため、人手での分析は負担が大きい。これまで我々はCRFを用いた節単位のネガティブ感情分類手法を提案してきた。しかしながら投稿文は商品やサービス（以下、ドメイン）によってその特徴が異なるため、機械学習による感情分類では、ドメイン毎に教師データを作成しなければならずコストがかかる。そこで本論文では、あるドメインの投稿文に加えて、日常生活における様々な不満に関する投稿文（以下、不満投稿）を教師データに加えて、複数ドメインのネガティブ感情分類を行う。これにより単一ドメインのみによる学習との比較、分析を行うことで、マルチドメインによる学習の有用性を測り、消費者投稿文のネガティブ感情分類における不満投稿を用いた転移学習の可能性及び教師データ作成コストの削減の確認を行う。

キーワード 感情分類, レビュー, マルチドメイン

An Analysis of Negative-opinion on Customer Comments using CRF

Kazuhiro AKIYAMA[†], Kensuke MITSUZAWA^{††}, Kazuya NARITA^{††}, Tadahiko KUMAMOTO^{†††},
and Akiyo NADAMOTO^{††††}

[†] Graduate School of Natural Science, Konan University

8-9-1 Okamoto, Higashinada-ku, Kobe, Hyogo, 658-8501 Japan

^{††} Insight Tech Ltd.

6-5-1, Nishishinjuku, Shinjuku, Tokyo, 163-1333 Japan

^{†††} Faculty of Information and Computer Science, Chiba Institute of Technology

2-17-1 Tsudanuma, Narashino, Chiba, 275-0016 Japan

^{††††} Faculty of Intelligence and Informatics, Konan University

8-9-1 Okamoto, Higashinada-ku, Kobe, Hyogo, 658-8501 Japan

E-mail: [†]m1724002@s.konan-u.ac.jp, ^{††}{kensuke_mitsuzawa,kazuya_narita}@insight-tech.co.jp,

^{†††}kumamoto@net.it-chiba.ac.jp, ^{††††}nadamoto@konan-u.ac.jp

1. はじめに

現在、インターネット上には消費者による商品やサービスに対する感想や意見が多数投稿されている。投稿された消費者の意見の中には、“汚れが綺麗に落ちてくれて、とても助かっています。”というような商品やサービスの良い点について述べているポジティブなものがある。また一方で“粘着力が弱くすぐに剥がれてしまいます。”といったネガティブなものも存在している。これら投稿文の中でも、ネガティブな投稿は商品やサービスに対する消費者の不満点や改善してほしい点が書かれていることが多い。そのため、このようなネガティブな情報は企業にとって商品やサービスの改善、問題の解決を図る上で特に有益であるといえる。

しかしながら、インターネット上に存在する投稿文の数は膨大である。さらに、“美味しいんだけど、ちょっと量が物足りない。”という投稿文のように、1つの文の中にも異なる感情が混在していることがある。このため、人手でのネガティブ感情分類は負担が大きい。これまで我々は条件付き確率場 (CRF) を用いて、投稿文における各文の節毎に感情分類を行う手法を提案してきた [1] [2]。しかしながら、レビューサイトの投稿文に含まれる3つの感情 (ポジティブ、ネガティブ、ニュートラル) の中で、ネガティブな投稿文は最も占める割合が少ない。そのため、他の感情と比べて教師データとしての情報量に差が出てしまうという問題があることがわかった。また、投稿文は商品やサービス (以下、ドメイン) によってその特徴が異なる。そのため、機械学習による感情分類ではドメイン毎に教師データを作成する必要があるが、コストが掛かってしまう。そこで本論文では、あるドメインの投稿文に加えて、日常生活における様々な不満に関する投稿文 (以下、不満投稿) を教師データに用いる。そして、ネガティブな表現を補完した教師データが異なるドメインの投稿文におけるネガティブ感情分類に対応できるかを確認する。この際、単一ドメインのみによる学習や不満投稿のみによる学習との比較を行うことで、異なるドメインの投稿文に対するネガティブ感情分類において、不満投稿を用いたことによる転移学習の可能性及び教師データ作成のコスト削減の確認を行う。

以下、本論文では 2. 章で関連研究について述べ、3. 章で投稿文の節単位毎の感情分類手法について述べ、4. 章では実験により単一ドメインのみを教師データに用いた場合との比較を行い、不満投稿を教師データに加えた学習の有用性を測る。最後に 5. 章では本論文のまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

現在、様々なレビューの感情分類に関する研究が数多く行われている。また、企業においてクレームや問題に対する早期に対応、解決を行うことへの重要性が高まっているため、特にネガティブなデータの分析も多く行われている。以下でこれらについて説明する。

2.1 レビューの感情分類

Wu ら [3] はアスペクトベースの感情分類システムである

ReviewMiner を提案している。Lin ら [4] はレビュー本文の背景に存在している感情を推定するトピックモデルの作成を行っている。Sudhof ら [5] は極性や極性の強さだけでなく、社会的な関係や状態の遷移が及ぼす影響も考慮した感情分類を行っている。Choi ら [6] は否定語の影響を考慮した表現レベルでの感情分類を行っている。Zhang ら [7] は文の構造や文脈を考慮した文レベルでの感情分類を行っている。これらの研究は主に文や文章を対象とした感情分類を行っているのに対して、本研究では節を対象としている点およびネガティブ感情の抽出を対象としている点が異なる。

2.2 ネガティブなデータの分析

Dewang ら [8] は語彙連鎖に基づく意味類似アルゴリズム (LCBSS) に基づいてホテルに対するスパムレビューを検出している。輪島ら [9] は潜在的ディリクレ配分法を用いて、企業に寄せられる質問内に含まれるネガティブな要因の特定を行っている。Livingston ら [10] は否定的なゲームのレビューがプレイヤーに及ぼす影響について調査している。Ott ら [11] は作成したスパム辞書に基づいてホテルへの欺瞞的な意見の検出を行っている。Wu ら [12] は書籍のレビュー中に存在する否定的な意見の有用性について調査を行っている。これらの研究は単一のドメインを対象としているが、本研究では洗剤、ノート PC 等の個々の商品のレビューや、日用品、家電機器等の商品カテゴリでのレビューなど異なる種類や粒度のデータを対象としている点が異なる。

3. 投稿文の節単位毎の感情分類

3.1 投稿文の節単位への分割

投稿文の感情分類を行う際に、1つの文の中にも複数の感情が存在していることがある。そのため投稿文の感情を正確に分類するためには、“文” より小さな単位を対象とすることが必要であると考えられる。本研究では、文の構造において語や句の集合により1つの意味を形作っている“節”を感情分類の対象とする。

投稿文の各節に対しての感情分類を行う前処理として、各投稿文を節の単位に分割する。具体的には、ある投稿文に対して、まず形態素解析システムにより投稿文を形態素に分解する。次にこの出力結果に対して、構文解析を行う。解析結果から投稿文内の節情報を取得し、それに基づいて投稿文を節単位に分割する。この際分割された節の文字数が5文字以下であった場合には、その節を次の節と統合する。また、その節が最後の節であった場合には1つ前の節と統合する。本論文では形態素解析に Juman^(注1)を、構文解析に黒橋らの開発した日本語構文・格・照応解析システム (KNP)^(注2)を用いる。

例えば、「ゴム手袋の中に水が入ると気持ち悪いし、なかなか乾かない。だけどひっくり返すのが大変」という投稿文の場合、解析結果から「ゴム手袋の中に水が入ると」「気持ち悪いし」「なかなか乾かない」「だけどひっくり返すのが大変」とい

(注1) : <http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/index.php?JUMAN>

(注2) : <http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/?KNP>

う節に区切り、これらの節を用いる。

3.2 CRF を用いた感情分類手法

本論文中で感情分類手法として使用する CRF は構造学習により系列ラベリングを解く手法であり、学習の際に周辺の節の情報も併せて学習することで、文法や文脈などの節同士の関係性も考慮した感情分類を行う。学習には CRF の実装である CRFsuite [13] を用い、学習のアルゴリズムには凸最適化問題を効率的に解くのに適している L-BFGS 法 (L-BFGS) を用いる。パラメータには L1 正則化の係数として 1.0, L2 正則化の係数として 0.001 を設定する。また学習の際には、ある節に加えてその前後 2 節までの情報も併せて学習する。

素性

学習に用いる素性には、ある節の中に含まれる各語の原形と品詞、そして極性値及び極性反転語の数を用いる。ここで本研究における極性反転語とは「けれども」や「それなのに」など、後ろの節の感情に影響を与える可能性のある語のことを指す。本研究では国立国語研究所^(注3)より公開されている分類語彙表増補改訂版データベース [14] に登録されている「反対」の意味を持つ接続詞、接続助詞 39 語を極性反転語とする。極性反転語の一覧を表 1 に示す。また、語の極性値に関しては、高村ら [15] が作成した単語感情極性対応表の値を基に求める。具体的には、ある語の極性値 x を単語感情極性対応表の感情極性値 n に応じて以下のように決定する。

$$x = \begin{cases} 2 & (n \geq 0.5) \\ 1 & (0.5 > n \geq 0) \\ -1 & (0 > n \geq -0.5) \\ -2 & (n < -0.5) \end{cases}$$

4. 実験

機械学習を用いた投稿文の感情分類においては分類データと同じドメインの教師データが必要となる。しかしながら、分類を行うドメイン毎に教師データを用意してはコストが嵩んでしまう。また、本研究においては商品レビューの文中からネガティブな感情を分類することを目的としているが、商品のレビュー文内においてネガティブな感情が占める割合は小さい。そのため教師データ中におけるネガティブなデータの情報も他の感情と比べて少なくなってしまう。そこで本実験では教師データに商品のレビュー文のみならず、ネガティブな感情が多く含まれている、日常生活における不満に関する投稿文を用いてネガティブな感情の分類精度を測る。また、実際に企業が商品レビューからネガティブな情報を抽出する際には、できるだけ取りこぼしを少なくすることが肝要であると考え、本研究では特に再現率に注目して実験を行う。

尚、本実験では異なるドメインの投稿文として、Amazon の「日用品」、「家電機器」カテゴリのレビューをそれぞれ用い、各カテゴリをそれぞれ 1 つのドメインとする。また日常生活にお

ける不満に関する投稿文として、不満買取センター^(注4)のサービスへ寄せられた幅広いトピックに関するユーザの不満投稿を用いる。

4.1 使用データ

実験にはクラウドソーシングにより節毎に感情を付与された投稿文を用いる。具体的には、Amazon の「日用品」、「家電機器」カテゴリの商品レビューを各 1500 件、不満に関する投稿文として、不満買取センターへ投稿された投稿文からジャンルを問わずランダムに取得した 1500 件を用いる。また、Amazon の「日用品」カテゴリのレビューとしては「トイレットペーパー」、「洗剤」、「防虫剤」の商品レビューを各 500 件、「家電機器」カテゴリのレビューとしては「ノート PC」、「ロボット掃除機」、「スマートフォン」の商品レビューを各 500 件用いる。クラウドソーシングの具体的な内容としては、上記の各投稿文を KNP より分割した計 34,070 件の節それぞれに対して 10 人の作業者が感情の評価を行う。作業者は各節を読み、ポジティブ、ネガティブ、ニュートラルの 3 種の感情の中から適していると判断したものを選択する。尚、作業者には判断の指標として、各感情の定義及び例文をあらかじめ提示した。そして、10 人の作業者の内、過半数の評価が特定の感情に集まった場合には、その感情を該当の節の感情とする。いずれの感情にも過半数の評価が集中しなかった場合には、その節には明確な感情が表れていないと判断しニュートラルの感情とする。感情付与タスクの結果及び各ドメインに対する作業者のカッパ係数を表 2 に示す。

表 2 より、不満買取センターのデータに関しては日常生活における不満が投稿されているため、ネガティブの占める割合が多く、反対にポジティブなデータはとても少なくなっている。Amazon の投稿文内における感情の割合としては、いずれの商品でもニュートラルが最も多く、次いでポジティブ、そしてネガティブは占める割合が最も少ない。また日用品、家電機器のデータ数に大きな差が見られるが、これは家電機器カテゴリの商品のレビューは日用品のレビューと比べて 1 文当たりの文量が多い傾向があり、それに伴い分割された節の数も多くなったためである。

4.2 実験条件

教師データの違いによる分類精度の変化を確認するため、異なるドメインである Amazon の「日用品」、「家電機器」の投稿文それぞれに対して以下の実験を行った。

実験 1 同一ドメインの投稿文のみによる学習

評価用データと同一のドメインの投稿文を教師データに用いた。具体的には、あるドメインの投稿文 1500 件中 1200 件を学習に用い、残りの 300 件を評価用データとして用いた。

実験 2 同一ドメインの投稿文と不満投稿による学習

評価用データと同一のドメインの投稿文を教師データに用いた。また、教師データにはあるドメインの投稿文に加えて不満投稿を用いた。具体的には、あるドメインの投稿文と不満投稿各 600 件、計 1200 件の投稿文を学習に用い、学習に用いなかった

(注3) : <https://www.ninjal.ac.jp/>

(注4) : <http://fumankaitori.com/>

表 1: 極性反転語一覧

| | | | | | | |
|----------|---------|-------|--------|------|-------|---------|
| しかし | しかしながら | さりながら | けれども | けれど | だけれども | だけれど |
| だけでも | だけど | けど | が | だが | しかれども | されど |
| ところが | しかるに | でも | それでも | さりとて | そのくせ | くせに |
| それでいて | にもかかわらず | なのに | それなのに | いえども | とはいえ | とはいふものの |
| そうはいふものの | その代わり | かえって | 翻って | 反面 | 一面 | 一方 |
| 他方 | 反対に | 逆に | それに対して | | | |

表 2: 感情付与結果

| データ | | | ポジティブ節数 | ネガティブ節数 | ニュートラル節数 | カッパ係数 |
|----------|------|-----------|---------------|---------------|----------------|-------|
| サイトドメイン | カテゴリ | 商品 | | | | |
| 不満買取センター | 不満 | 不満投稿 | 69 (2%) | 2257 (50%) | 2152 (48%) | 0.435 |
| Amazon | 日用品 | トイレットペーパー | 955 (31%) | 442 (14%) | 1721 (55%) | 0.473 |
| | | 洗剤 | 1234 (28%) | 700 (16%) | 2492 (56%) | 0.504 |
| | | 防虫剤 | 777 (24%) | 370 (12%) | 2492 (64%) | 0.460 |
| | | 合計 | 2966 (27%) | 1512 (14%) | 6705 (60%) | 0.479 |
| Amazon | 家電機器 | ノート PC | 1054 (21%) | 858 (17%) | 3187 (62%) | 0.464 |
| | | ロボット掃除機 | 1922 (25%) | 1051 (14%) | 4628 (61%) | 0.479 |
| | | スマートフォン | 1118 (20%) | 1086 (19%) | 3505 (61%) | 0.513 |
| | | 合計 | 4094 (22%) | 2995 (16%) | 11320 (61%) | 0.485 |

ドメインの投稿文 900 件中 300 件を評価データとして用いた。

実験 3 異なるドメインの投稿文のみによる学習

評価用データとは異なるドメインの投稿文を教師データとして用いた。具体的には、あるドメインの投稿文 1200 件を学習に用い、学習に用いたものとは異なるドメインの投稿文 300 件を評価用データとして用いた。

実験 4 不満投稿のみによる学習

教師データとして不満投稿のみを用いて各ドメインの投稿文の分類を行った。具体的には、不満投稿 1200 件を学習に用い、各ドメインの投稿文 300 件を評価データとして用いた。

実験 5 異なるドメインの投稿文と不満投稿による学習

評価用データとは異なるドメインの投稿文を教師データとして用いた。また、教師データにはあるドメインの投稿文に加えて不満投稿を用いた。具体的には、あるドメインの投稿文と不満投稿各 600 件、計 1200 件の投稿文を学習に用い、学習に用いたものとは異なるドメインの投稿文 300 件を評価用データとして用いた。

4.3 実験結果及び考察

Amazon の「日用品」、「家電機器」の投稿文を評価データとしてネガティブ感情の分類実験を行った結果を図 1, 図 2 にそれぞれ示す。また以下に、各実験の結果に対する考察を述べる。

実験 1 同一ドメインの投稿文のみによる学習

図 1 の青色のグラフである日用品、図 2 の青色のグラフである家電機器が実験 1 の結果である。結果より、実験 1 では全体的な精度こそ高いものの、日用品、家電機器どちらの場合においても再現率が適合率よりも低くなっている。これは、ネガティブにラベル付けされているデータのうち、“コストパフォーマンスが悪い”や“とても使いづらい”のような直接的なネガティブ表現は正しく分類できていたのに対し、“かなりの忍耐と、寛容な心が必要でしょう。”や“スプレーだけで落ちてほしかったなあ。”のような間接的なネガティブ表現が正しく分類できていなかった。さらに、ネガティブともニュートラルともとれるようなデータも正しく分類できていなかった。このため、再現率が低くなったと考えられる。実際に表 2 において、作業者間の一致度であるカッパ係数の値はどのデータにおいてもおよそ 0.4 から 0.5 の間の値を示している。これは Landis ら [16] の示した指標によると中程度の一致 (Moderate) であり、作業者間の感情評価の一致度が十分高いとはいえない。このことから、今回用いたデータの中に作業者によって感情の評価が分かれるようなデータが一定数存在していることがわかる。

実験 2 同一ドメインの投稿文と不満投稿による学習

実験 2 では、教師データにネガティブなデータの集合である不満投稿を加えることで、同一ドメインにおけるネガティブ感情の分類精度にどのような影響が現れるかを確認する。

図1の緑色のグラフである日用品＋不満投稿，図2の緑色のグラフである家電機器＋不満投稿が実験2の結果である．結果より，日用品，家電機器どちらの場合においても，不満投稿を加えなかった実験1の結果と比べて低い値を示している．理由として，不満投稿を教師データに加えることで，実験1の同一ドメインのみでは正しく分類できていなかった“面倒”といったネガティブ表現を正しくネガティブと分類できるようにはなっていた．しかしながら，不満投稿では“～が嫌”や“～が悪い”のような直接的なネガティブ表現が多いのに対し，Amazonの投稿文には“5分待つ必要がある”，“薬品の匂いがする”といった間接的にネガティブを表しているようなデータも多く存在している．このため，実験1と比べて精度が低くなったと考える．

実験3 異なるドメインの投稿文のみによる学習

実験3では異なるドメインのデータを学習に用いた際，どの程度の精度が得られるかの確認を行う．

図1の赤色のグラフである家電機器，図2の赤色のグラフである日用品が実験3の結果である．結果より，日用品，家電機器どちらにおいても実験1で行った同一ドメインの投稿文による学習，評価よりも低い精度を示している．特に再現率に関しては今回行った5つの実験の中で最も低い．これはこの2つのドメインそれぞれのネガティブなデータにおいて，“ストレス”や“無駄”など両者に共通して出現しているネガティブな表現がある．その一方で日用品では“臭い”や“汚れ”，家電機器では“エラー”や“フリーズ”などといった，あるドメインに特有のネガティブな表現も存在している．これら共通ではないネガティブな表現のデータを正しく分類できていないために再現率が低くなったと考える．また，特に日用品のデータを学習に用いて家電機器のデータを分類した結果が，家電機器のデータを学習に用いて日用品のデータを分類した場合と比べて著しく低くなっている．これは，日用品のデータと比べて家電機器のデータには“ブルースクリーン”や“バグ”などのドメイン特有のネガティブな表現が多数存在しているためである．

実験4 不満投稿のみによる学習

実験4ではジャンルを問わないネガティブなデータの集合である不満投稿のみを学習に用いた際の分類精度を確認する．

図1と図2の黒色のグラフである不満投稿が実験4の結果である．今回学習に用いた不満投稿のネガティブなデータは“匂いがキツすぎてイヤ”など直接的な表現で書かれていることが多い．そのため，“虫が大量発生”(＝気持ち悪い)や“ファンの音が大きい”(＝うるさい)などの間接的な表現をうまく分類できなかった．その為，実験1や実験2と比べて再現率，適合率ともに低くなっている．

一方で，ドメイン固有のネガティブ表現に対応できなかった実験3と比べると，再現率は日用品，家電機器のどちらでも高い値を示している．これは不満投稿には日常における不満がジャンルを問わずに投稿されている．そのため，ドメイン毎に固有のネガティブ表現にもある程度対応ができていたことが要因だと考える．

実験5 異なるドメインの投稿文と不満投稿による学習

実験5では評価データと異なるドメインのデータ及び不満投稿

を学習に用いることで，異なるドメインのデータに対するネガティブ感情分類精度，即ち学習器の汎用性がどの程度得られるかを確認する．

図1の黄色のグラフである家電機器＋不満投稿，図2の黄色のグラフである日用品＋不満投稿が実験5の結果である．日用品の投稿文に対する実験結果である図1の黄色のグラフを見ると，異なるドメインのみを用いた実験3の赤色のグラフや不満投稿のみを用いた実験4の黒色のグラフと比較すると再現率の値が上昇しているのがわかる．これは学習時に不満投稿を用いることで，異なるドメインのみでは対応できなかったネガティブ表現対応ができるようになったためと考える．さらに，異なるドメインのデータを用いることで不満投稿のみでは対応できなかった間接的なネガティブ表現に対応ができるようになったためとも考える．

一方で，図2の黄色のグラフを見ると，実験3と同様に再現率が大きく落ち込んでしまっている．日用品と不満投稿を学習に用いた場合では，不満と家電機器を用いた場合と異なり，間接的な表現に対してもドメイン固有の表現に対してもあまりうまく分類できなかった．また，不満投稿のみを用いている黒色のグラフである実験4では図1と図2で再現率に大きな差は見られない．これらを鑑みるに，実験5での学習において，日用品の投稿文と不満投稿の混合の場合では，うまく学習が行われず，そのため精度が下がってしまったと考える．これに対してはパラメータの調整を行うことで多少改善が図れるのではないかと考えられる．

総評以上5つの実験の結果より，学習と評価に同じドメインの投稿文を用いている実験1と異なるドメインの投稿文を用いている実験3の結果を比較すると，適合率，再現率ともに減少していることがわかった．一方で，実験3と実験5を比較すると，実験5の再現率のほうの実験3よりも高い値を示している．これらの結果より，今回学習に用いた不満投稿のデータがネガティブの感情分類において有用であることがわかる．しかしながら，実験1と実験5を比較すると，実験5の再現率は低くなっている．理由としてはドメイン固有のネガティブな表現や，直接的，間接的なネガティブ表現の表記の違いに完全に対応しきれていないことが考えられる．そのため，パラメータの調整や学習に用いる最適なドメインデータの選定，学習に用いるデータ毎の最適な割合などを調べてゆく必要があると考え，今後の課題である．

5. まとめと今後の課題

本論文では，学習の際に，あるドメインの投稿文に新たにネガティブなデータを加えることで，異なるドメインのネガティブデータ分類において汎用性が得られ，教師データの作成コストの削減ができるかの確認を行った．実験にはAmazonの商品レビューと不満買取センターに投稿された不満投稿を用いた．結果としては，教師データにネガティブデータを補完することでネガティブデータの分類が向上するケースを確認できた．しかしながら，同一のドメインによる学習，分類の精度を超える

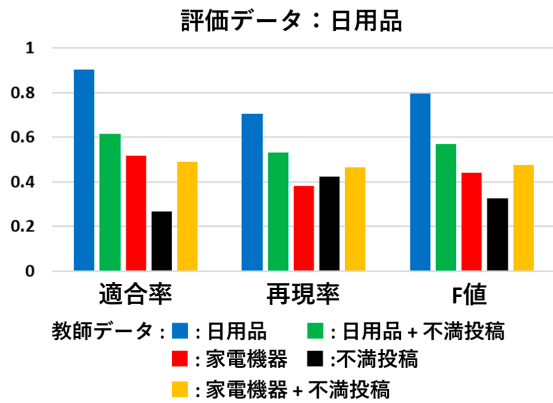


図 1: Amazon - 日用品 実験結果

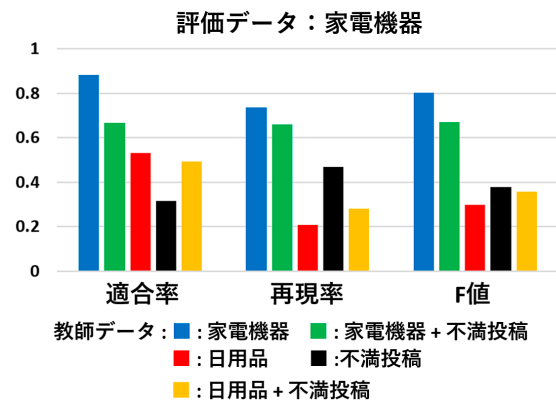


図 2: Amazon - 家電機器 実験結果

ことはできなかった。理由としては学習に用いるデータの選定およびパラメータの調整が不足していたことが挙げられる。

そのため今後の課題として、マルチドメインの分類に適しているデータの調査やパラメータ調整、そしてアンサンブル学習など他の手法との比較などを行っていきたい。

謝 辞

本論文の一部は JSPS 科研費 17K00430, 16K07973 及び、私学助成金 (大学間連携研究補助金) の助成によるものである。ここに記して謹んで感謝の意を表する。

文 献

- [1] 秋山和寛, 三澤賢祐, 成田和弥, 熊本忠彦, 灘本明代, “CRF を用いたレビューにおける節単位毎の感情推定”, 第 10 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 2018), No.J2-4, 2018.
- [2] 秋山和寛, 三澤賢祐, 成田和弥, 熊本忠彦, 灘本明代, “複数ドメインの消費者投稿文の節単位感情分析における手法の比較検討”, 第 9 回ソーシャルコンピューティングシンポジウム (SoC2018), 信学技報, Vol. 118, No. 107, DE2018-4, pp. 15-20, 2018.
- [3] Wu, D., Wang, H., “ReviewMiner: An Aspect-based Review Analytics System”, SIGIR, pp.1285–1288 (2017).
- [4] C. Lin, Y. He, “Joint sentiment/topic model for sentiment analysis”, Proceedings of the 18th ACM conference on Information and knowledge management, pp.375–384, 2009.
- [5] Sudhof, M., Emilsson, A.G., Maas, A.L., Potts, C., “Sentiment expression conditioned by affective transitions and social forces”, KDD, pp.1136–1145 (2014).
- [6] Choi, Y., Cardie, C., “Learning with compositional semantics as structural inference for subsentential sentiment analysis”, EMNLP, pp.793–801 (2008).
- [7] Zhang, K., Xie, Y., Cheng, Y., Honbo, D., Downey, D., Agrawal, A., Liao, W., Choudhary, A., “Sentiment identification by incorporating syntax, semantics and context information”, SIGIR, pp.1143–1144 (2012).
- [8] Dewang, R.K., Singh, A.K., “Spam Review Detection through Lexical Chain Based Semantic Similarity Algorithm, (LCBSS) for Negative Reviews”, IJET, Vol.8 (2016).
- [9] 輪島幸治, 小河誠巳, 古川 利博, 嶋田 茂, “潜在的ディリクレ配分法を用いたネガティブ要因分析”, 第 6 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 2014), No.A9-3, 2014.
- [10] Livingston, I.J., Nacke, L.E., Mandryk, R.L., “The impact of negative game reviews and user comments on player

experience”, ACM (2011).

- [11] Ott, M., Cardie, C., Hancock, J.T., “Negative Deceptive Opinion Spam”, HLT-NAACL, pp.497–501 (2013).
- [12] Wu, P.F., Heijden, H., Korfiatis, N., “The Influences of Negativity and Review Quality on the Helpfulness of Online Reviews”, International Conference on Information Systems (2011).
- [13] 岡崎直観. (2007), CRFsuite: A fast implementation of Conditional Random Fields, <http://www.chokkan.org/software/crfsuite/>, Accessed 11 May 2018.
- [14] 国立国語研究所 (2004), “分類語彙表増補改訂版データベース (ver.1.0)”, 2015.
- [15] 高村大也, 乾孝司, 奥村学, “スピンモデルによる単語の感情極性抽出”, 情報処理学会論文誌ジャーナル, Vol.47 No.02 pp. 627–637, 2006.
- [16] Landis JR, Koch GG., “The measurement of observer agreement for categorical data.”, Biometrics, Vol.33 No.01 pp.159-174, 1977.