レビュアーの読後感情を用いた小説の感情値算出手法の提案

† 筑波大学情報学群 〒 305-8550 茨城県つくば市春日 1-2 †† 筑波大学図書館情報メディア系 〒 305-8550 茨城県つくば市春日 1-2 E-mail: †{endo19,satoh}@ce.slis.tsukuba.ac.jp

あらまし 現在インターネット上には多数の書籍レビューサイトが存在する.書籍レビューサイトには実際に書籍を読んだ人の感想が書かれており、書籍の購入を検討している多くの人が利用している.レビューは利用者の立場での意見を知ることができるため、ユーザにとって有用な情報であるといえる.しかし、レビューサイトには誰でも投稿できるため、現在レビューの数は膨大であり、その全てを閲覧することは難しい.本研究では、レビューに含まれる感情に着目し、レビューサイトの閲覧者に対し書籍を購入する際の有益な判断材料を与えることを目的に、読者が書籍から受け取る印象をレビューから感情値として算出する手法を提案する.レビューサイトから収集したデータを用いた結果、提案手法によって小説間で異なる感情値を算出できることを確認できた.

キーワード レビュアー, 読後感情, 感情値

1 はじめに

インターネット上には商品レビューを投稿できるサイトは数多く存在し、ユーザは商品に対する自分の意見をレビューとして書き込み投稿する.現在は様々なレビューサイトが存在し、Amazon¹や楽天市場²のようにいろいろな商品に対するレビューがあるサイトもあれば、飲食系や旅行系など、特定のジャンルのレビューを扱うサイトも存在する.また同様に書籍のレビューを扱うサイトも存在する.誰でもレビューを投稿できる書籍レビューサイトの代表的なものとして、ブクログ³と読書メーター⁴がある.これらは書籍レビューサイトでは書籍のみを対象としており、詳細に感想が書かれている.

一方で、レビューサイトには誰でも投稿できるため、レビューの数は膨大であり、様々な意見がレビューとして書かれている。同じ書籍に対しても、読者により意見や感想が異なることは自然であり、多様な意見が含まれているため、一般的に読者がレビューを基に書籍から受ける印象を推測するのは難しい。また、全てのレビューを見ることは困難であり、ユーザが目にするレビューというのは全体の一部である。そのため、ユーザが目にしたレビューが少数意見のレビューであり、そのレビューを参考にして書籍を購入した場合、自分が思っている書籍とは違った、という場合も考えられる。

現在レビューサイトは閲覧者が書籍を購入する際の判断材料となっている。2014年に総務省 5 が行った調査によると、商品購入時に参考とする情報・広告は「購入サイト、レビューサイトの口コミ」は45.6%であり、これは項目の中で一番高い割合

である. レビューは実際に商品を使用したユーザにより書かれており、ユーザ目線での意見を知ることができるという利点がある. 書籍レビューの場合は実際に書籍を読んだユーザにより書かれており、レビュー内には読者の読後感情が多く含まれている.

本研究では、レビューの中に含まれるレビュアーの感情を分析することで、読者が書籍から受け取る印象を感情値として算出する手法を提案する。また、提案した手法を用いたシステムの作成にも取り組む。提案手法は、「レビュー内にレビュアーの読後感情が含まれている」ことが前提となっている、書籍レビューを数値化することで、一般的に読者が書籍から受け取る印象を知ることができる。これにより、少数意見のレビューを参考にしてしまうことを防ぐことができる。またレビューの内容を直接見ないため、ネタバレ防止につながると考えられる。書籍には様々なジャンルがあるが、今回は小説を対象にしたシステム作成を行う。他の書籍と比べ、小説は物語形式であり、読者が話に感情移入しやすいため、レビューには客観的な事実ではなくレビュアーが感じたことが書かれていると推測できる。

2 関連研究

書籍のレビューを対象にしている研究は多く存在する. 萱田ら [1] はレビューからユーザが書籍に対し感じた印象を抽出し、レビュー間で比較し類似度が高い書籍を推薦する手法を提案している. レビューに含まれる形容詞を書籍の印象とし、各形容詞に対し、その形容詞がレビューでどの程度出現したかを表すTF値、その形容詞がどの程度のレビューに含まれているかを表すIDF値を算出し、書籍のTF-IDFベクトルの類似度を比較している. 原田ら [2] は書籍の本文中から形容詞を抽出し、それを基に書籍ごとに 13 種類の感性パラメータを設定し類似する図書の推薦を行っている. 北原ら [3] は書籍レビューテキストから書籍の評価軸を設定し、それをトピックモデルを組み合

 $^{1: {\}tt https://www.amazon.co.jp}$

 $^{2: {\}tt https://www.rakuten.co.jp}$

^{3:} https://booklog.jp

 $^{4: {\}rm https://bookmeter.com}$

^{5:} https://www.soumu.go.jp/

わせることでハイブリットな推薦手法を提案している.

本研究ではレビューの中に含まれるレビュアーの読後感情に着目している。レビューから書籍の印象を表す語を抽出するだけでなくそれらを感情ごとに分類するという点で萱田らとは異なり、また対象が書籍本文ではなく書籍のレビューである点で原田らとも異なる。北原らとは、感情ではなく表題やデザインといった書籍の属性に着目している点で異なる。

感情分類に関しては、主に2つの分類手法が基本となってい る. まず 1 つ目は Plutchik の感情モデル [4] である. 人間の 感情は (joy, acceptance, fear, surprise, sadness, disugust, anger, anticipation) の8つが基本となっており、8つの基本 感情は「joy」⇔「sadness」,「trust」⇔「disgust」,「fear」⇔ 「anger」, 「surprise」⇔「anticipation」のような感情対がある としている. 杉本ら [5] は、口コミに含まれる感情から観光地 を推薦する研究を行っており、その際の感情分類手法として Plutchik の感情モデルを利用している. 2つ目は中村明の感情 表現辞典 [6] で示されている「喜」,「好」,「安」,「哀」,「厭」, 「怖」,「怒」,「恥」,「昂」,「驚」の 10 軸による分類である. 中村 は197人の作家の作品及び806点の人間の感情について書か れた文書を分析し、上記の10軸に人間の感情を分類している. 山本ら[7]は、中村が定義した10軸を基にツイートに対して 感情分類を行い、結果を基にクラスタリングを行っている. 最 終的に Twitter に適した感情軸として「喜・好」,「安」,「昂」, 「哀」, 「怖」, 「怒・厭」, 「驚」, 「恥」の8軸をTwitter に適した 感情軸と決定している. また高岡ら [8] は、中村が定義した 10 軸を用いて名言を 10 次元の感情ベクトルに変換し、ユーザの 感情に適した名言を推薦する手法を提案している.

また、これら 2 つの感情モデルを組み合わせた研究も存在する. 江崎ら [9] は、文に含まれる複数の感情を推定するための感情モデルの作成を行った. Plutchik が定義した 8 つの感情には「joy」⇔「sadness」、「trust」⇔「disgust」、「fear」⇔「anger」、「surprise」⇔「anticipation」のような感情対があるが、これを中村が定義した感情に置き換えて、「喜⇔哀」、「怒⇔怖」、「好⇔厭」、「安⇔驚」という 4 つの感情対を作成している. 江崎らはこの 4 つの感情対が妥当かの検証も行っている. Webページ上の文章コーパスから 8 感情 (喜,哀,怒,怖,好,厭,安,驚)の感情語を含み,かつ動詞が 1 つだけの文章を抽出し、その文章を読み感情が生起するかどうかを人手で判定している. その結果、4 つの感情対である「喜⇔哀」、「怒⇔怖」、「好⇔厭」、「安⇔驚」それぞれで、対となる感情は共起しないことが示されている。本研究では、江崎らが作成した 4 つの感情対を参考にし、レビューの感情分類を行うことにする.

3 小説の感情値算出手法の提案

レビューを基に小説の感情値を算出する手法を提案する.書籍の中でも小説のレビューには多様な感情が含まれると考え, 小説を対象とした.ここで,小説の感情値とは「読後抱いた感情を数値化した値」を指す.これは,本研究では小説が与える印象ではなく,読者が小説から受けとった印象に着目している ためである.

提案手法において、レビューに含まれる読者の感情をどのようにして抽出するかが重要となる。本研究では、レビューに存在する読者の感情を表す語「感情語」に着目し、この感情語を基にして対象の小説を読んだ後どのような感情を抱くのかを推測する感情値を算出する。

本研究においてレビューから小説の感情値を算出するにあたり,感情辞書を作成する.ここで感情辞書とは,レビューを基に感情語ごとに感情値を設定したリストを指す.

次節から,提案手法の手順を2つに分けて説明する.まず,レビューを基に感情辞書を作成する処理について3.1で説明する.そして,3.1で作成した感情辞書を基に,実際に小説のレビューからその小説の感情値を算出するシステムを作成する処理を3.2で説明する.

3.1 感情辞書作成

レビューを基に、感情語ごとに感情値を設定したリストである感情辞書を作成する.一般的には人手で収集するか、あるいは先行研究で用いられている単語を感情語として設定する手法が用いられている.しかしこの手法で行った場合、感情語の数が少なくなるという欠点がある.そこで本研究では、感情語に共起した単語も感情語として設定する手法を用いることで、感情語の数を増やす.

共起を用いて感情語ごとに感情値を設定する手法として、今回は熊本ら [10] の感情辞書作成で行った手法を参考にする. 熊本らは「ある感情を有する感情はその感情を表現する感情語群と共起しにくい」という仮定のもとで感情辞書作成を行っている. 任意の単語と、あらかじめ定義してある感情語群との共起関係を調べ、数値化したものを、その単語の感情値として感情辞書に登録している. 熊本らが構築した感情辞書では、100人に新聞記事を読んでもらい、どのような印象を受けたか調査する被験者実験を行い、その結果から3つの感情対として、「楽しい⇔悲しい」、「うれしい⇔怒り」、「のどか⇔緊迫」を定めている. ここで、本研究で述べる感情対とは「喜⇔悲」のような対立した2つの感情の組み合わせのことを指すこととする.

本研究が対象としているレビューは、客観的に文章が書かれている新聞記事とは異なり、感情表現が豊富であると考えられる。そこで、2章でも述べたが、感情分類の手法として江崎らが提案したものを参考に、4つの感情対である「喜 \leftrightarrow 悲」、「怒 \leftrightarrow 怖」、「好 \leftrightarrow 厭」、「安 \leftrightarrow 驚」を用いる。この 4つの感情対に含まれる 8 つの感情ごとに感情値を設定し、感情語ごとに感情値を設定する。

3.1.1 レビューの形態素解析

初めに全レビュー集合を対象にして形態素解析を行う。本研究では、形態素解析エンジン MeCab を用いて形態素解析を行う。MeCab は分解した単語ごとに「品詞、品詞細分類、活用形、活用型、原形、読み、発音」のデータを出力することがで

表 1 否定語ルール

X 1 1 L L H / /			- 印象語に共起
番号	変換前	変換後	したレビュー
1	動詞または形容詞+「ない」	2 語を 1 語に変換	東 嬉しい PI(w)質出 感情辞書
2	形容詞+助動詞「は/も」+「ない」	形容詞+「ない」を 1 語に変	
3	動詞+助動詞「ぬ」	2 語を 1 語に変換	* ラスト 0.72 0.30 0.70 含まれる 増しい 0.65 0.05 0.92
4	名詞+「する/できる」+「ない」	3 語を 1 語に変換	悲しい 集合 抽出 PR(w)算出 悲しい 0.12 0.85 0.12
5	動詞または形容詞+「ない」+「た」	動詞+「ない」を1語に変換	
6	動詞+「ます」+「ん」	動詞+「ない」を1語に変換	
7	「わけ/の」+「で」+「は」「ない」	4 語を 1 語に変換	図 1 感情対「喜⇔悲」における感情辞書作成手順

きるが、今回は品詞、原形を利用する.品詞であるが、感情に関わるに品詞のみを取り出す必要がある.今回は「名詞、形容詞、動詞、副詞」の4種類の品詞を対象に取り出した.また分解した単語は、文中で使われている形ではなく原形に変換する.

また感情辞書を作成するにあたり、否定語を考慮する必要がある。例えば「嬉しくない」という文は MeCab により形態素解析すると形容詞「嬉しい」と助動詞「ない」に分解される。感情対「喜⇔哀」でみたとき、本来は「哀」の感情が含まれている文と判定される必要があるが、文中に「嬉しい」という単語が入っているため、この分は「喜」を表す文と判定されてしまう。このような場合を防ぐため、あらかじめ表 1 のような 7 つの否定語ルールを設定する。

ルール 1, 2, 3, 4 とルール 7 は現在形の基本的な文を対象 にしたルールとなっている. ルール5は過去形の否定形を対象 にしており、過去形の否定形を基本の否定形に変換する. 例え ば「思わなかった」という文の場合, 形態素解析で原形に変換 すると「思う」+「ない」+「た」となるため、ルール5を適用 し「思う」+「ない」を「思わない」の1語に変換し登録する. ルール 6 は敬語の否定形を対象にしており、敬語の否定形を基 本の否定形に変換する. 例えば「思いません」という文の場合, 原形では「思う」+「ます」+「ん」という単語に分解される が、ルール6を適用することで「思う」+「ない」を一語にし た「思わない」に変換する.「思わなかった」と「思いません」 という2語はそれぞれルール5とルール6を適用することでど ちらも「思わない」という単語で登録されるが、形式が違うだ けで両方ともレビュアーは同じ感情を抱いていると考えた. ま たこの否定語ルールでは、「思わないですか?」や「思いません か?」などの提案文にも適用されてしまう. しかし、提案文は 誰かとやりとりする際に使用するものであり、書籍レビューで 使用するのは稀であるため無視できるとした.

上記で述べたルールを適用し、レビューを単語ごとに分解する. このルールは 3.2 で述べる感情値算出システムでレビューを形態素解析する場合にも適用している.

3.1.2 共起語の設定

3.1 で述べた 4 つの感情対に含まれる 8 つの感情ごとに共起語を設定する. ここで, 共起語とはその感情を代表する単語を指し, 他の感情を表す単語とは共起しないことを基準に定義する.

3.1.3 感情値の設定

3.1.2 で定めた共起語と共起したレビューの単語を感情語とし、感情語ごとに感情値を算出する. 感情対「喜⇔悲」を例に感情辞書作成手順を図 1 に示す.

まず定めた共起語を基に、感情ごとに共起語が 1 語以上含まれるレビューのみを収集する.ここで、感情対で対になっている感情 (「喜」と「哀」など) がどちらも 1 語以上含まれている場合を考える.含まれている共起語の数が異なる場合,共起語が多い方の感情のみにレビューを保存する.共起語の数が同じ場合,両方の感情にレビューを保存する.ここで各感情対を見たとき、感情対の左側の感情を含むレビューの集合を S_L 、右側の感情を含むレビューの集合を S_R とし、 S_L に存在するレビュー数を N_L 、 S_R に存在するレビュー数を N_R とする.4 つの感情対ごとに、感情語とその感情語の感情値を設定する.感情語であるが、 S_L と S_R に含まれる全ての単語を感情語としている. S_L の中で、ある感情語 w が含まれるレビューの数を $N_L(w)$ 、 S_R の中で、ある感情語 w が含まれるレビューの数を $N_R(w)$ とすると、感情語 w が S_L 、 S_R に含まれる割合 $P_L(w)$, $P_R(w)$ は次のように表される.

$$P_L(w) = \frac{N_L(w)}{N_L}, P_R(w) = \frac{N_R(w)}{N_R}$$

 $P_L(w)$ と $P_R(w)$ を用いて、ある単語 w の感情値 v(w) を表す.

 $weight_L = log_{10}N_L$

 $weight_R = log_{10}N_R$

$$v(w) = \frac{P_L(w) * weight_L}{P_L(w) * weight_L + P_R(w) * weight_R}$$

weight_L, weight_R は重みを表しており, N_L , N_R が多いほど大きい値となる.感情値 v(w) は [0,1] の値を取り,0 に近いほど感情対の左側に,1 に近いほど感情対の右側に感情が近いことを表す.ここで図 1 に示してある感情語「ラスト」に着目しながら具体的に説明する.まず $P_L(w)$ は 0.72, $P_R(w)$ は 0.30 を示しているが,これはそれぞれ喜,悲の印象語に共起したレビューの内,「ラスト」が含まれている割合を示している.また「ラスト」の最終的な感情値は 0.70 となっているが,感情値の範囲は [0,1] であり,0.70 は 1 に近い値であるため「ラスト」は喜に近いことがわかる.この計算を 4 つの感情対全てに対して行い,感情語ごとに感情値が設定されたリストを感情辞書とする.

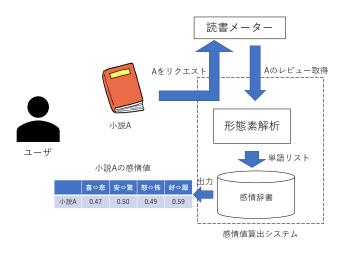


図 2 感情値算出システムの概要図

3.2 感情値算出システム作成

3.1 で作成した感情辞書を基に、ユーザが選んだ小説の感情 値を算出するシステムの作成を行う. システムの概要図を図 2に示す、ユーザが小説を選ぶと、選んだ小説のレビューをレ ビューサイト「読書メーター」から収集する. その後 MeCab により収集したレビューを 3.1.1 で示したルールを適用しなが ら単語ごとに分解する. そして, 分解した単語ごとに感情辞書 に登録してしてあるかを判定し, 感情語だった場合はその感情 語の感情値を取り出す、レビュー内の全ての感情語を抽出した 後,感情対ごとに感情値の平均を計算し、計算した結果をその 小説の感情値として出力する. ここで, 平均は全レビューを1 つの文章として計算している. これ以外の計算手法として, レ ビューごとの平均を求め、求めたレビューごとの平均をレビュー 数で割る手法がある.一般に前者の計算手法をマイクロ平均, 後者の計算手法をマクロ平均と呼んでいる. マイクロ平均はレ ビュー全体の判定に適しており、マクロ平均は個々のレビュー を考慮したい場合に用いる. 本研究ではレビューサイトに投稿 されるレビューが対象であるが、レビューの内容は様々であり、 長文で詳細に書籍の感想が書かれているレビューもあれば「面 白い。」などの一文のみのレビューもある. マクロ平均の場合 この2つのレビューを同じ価値であると考え計算してしまう. そこで、本研究ではマイクロ平均により計算を行った. 出力さ れる感情値であるが,感情対の左側の感情に近いほど1に,右 側の感情に近いほど0に近い値となる. 閾値は0.5となってお り, 0.5 より大きいかどうかでどちらの感情によっているかが わかる.

本研究の感情値算出システムは、レビューに含まれる感情語を基にして小説の感情値を算出する仕組みであり、「レビュー内に感情語が入っている」ことを前提としている。そのため、ユーザが読後感情を抱きやすい書籍を対象とする必要がある。そこで本研究では小説を対象としてシステム作成を行った。

4 評価実験

4.1 データセット

本研究では、現在約2,300万件ものレビューが投稿されている書籍レビューサイト「読書メーター」からレビューを収集した。一般ユーザーがレビューを投稿できるサイトは読書メーターの他にブクログというサイトも挙げられる。しかし読書メーターとブクログでは、書籍1冊に対するレビュー数を比較したとき、読書メーターの方が多い傾向にある。そこで、本研究では読書メーターを対象にした。

レビュー収集の流れとしては、初めに人手で対象となる小説を選び、選んだ小説ごとにレビューを収集する。今回収集したのは小説 100 冊分のレビューであり、総レビュー数は 344,211件であった。対象とした小説 100 冊は、i) レビュー数が 1,000件を超えていること、ii) 同一著者の作品に偏りすぎないことの2つを基準に選んだ。

今回レビュー収集のツールとして、Selenium、ChromeDriver、Beautiful Soup を使用した。Selenium とは Web ブラウザの自動操作が可能となるツールであり、Chrome Driver とは web ブラウザである Google Chrome に対し、各種操作命令を行うことができるライブラリ、Beautiful Soup はスクレイピングに特化した python ライブラリである。Selenium、ChromeDriverを用いて Google Chrome に自動アクセスし、Beautiful Soupを用いて読書メーターからスクレイピングを行った。

読書メーターでは故意にサーバまたはネットワークへ著しく 負荷をかける行為を禁止している。そのため、スクレイピング は間隔をあけ、小説 1 冊ごとに時間を置くことで連続アクセス しないようにした。またスクレイピングにより収集する情報は レビューのみとした。これは 4.3 で作成した感情値算出システム で行うレビュー収集でも同様であり、感情値算出システムに 連続で小説を入力することは避けた。

4.2 感情辞書作成

4.2.1 共起語の設定

本研究では表2のように共起語を設定した.熊本らが設定した語とは違う語も存在する.熊本らは新聞記事を対象にして単語を選択しているため、「素朴だ」や「憤る」などの単語を設定している.しかし本研究はレビューを対象にしており、新聞記事と比べ口語的な表現が多く存在している.レビュー収集の際に得た知見を踏まえ、「イライラ」などの表現も共起語として設定した.

4.2.2 感情語の設定と感情値算出

4.2.1 で設定した共起語を基に感情語を設定し、感情語ごとに感情値を算出する。3.2.3 で述べた手順に従い計算を行った。実際に構築した感情辞書における感情対ごとの感情語数と感情対の重みを表す $weight_L$ と $weight_R$ の詳細を表 3 に示す。

「好 \leftrightarrow 厭」以外の感情対における感情語数はほとんど変わらない結果となった。ただ4つの感情対は独立しているため、「好 \leftrightarrow 厭」の感情語数のみ多いのは問題ない。 $weight_L$ と $weight_R$

表 2 各感情における共起語リスト

感情	共起語				
喜	嬉しい,喜ぶ				
悲	悲しい,悲しむ				
安	落ち着く、安心、和む、安らぎ				
鷩	驚き,驚く				
怒	怒る,怒り,イライラ,激怒				
怖	怖い,恐怖,恐ろしい				
好	好き, 好感				
厭	飽きる,物足りない,不満,退屈,残念				

表 3 感情辞書の詳細

感情対	$weight_L$	$weight_R$	感情語数		
喜⇔悲	3.68	3.77	18,450		
安⇔驚	3.55	3.74	18,156		
怒⇔怖	3.46	3.92	19,584		
好⇔厭	4.54	3.98	29,309		

表 4 感情辞書の例

	27 - 18:11111 - 17						
感情対	感情語	感情值	感情語	感情值	感情語	感情值	
喜	感激	0.88	楽しい	0.64	笑顔	0.58	
悲	憂鬱	0.37	涙	0.35	しんみり	0.31	
安	穏やか	0.81	リラックス	1.0	ほっと	0.90	
鷩	驚愕	0.08	慌てる	0.42	びっくり	0.42	
怒	怒鳴る	0.76	むかつく	0.84	腹立つ	0.89	
怖	不安	0.38	不気味	0.07	ビビる	0.20	
好	愛情	0.62	恋しい	0.59	愛おしい	0.74	
厭	不快	0.37	つまらない	0.32	面白くない	0.32	
713/1	1 17		- 0. > 0	0.02	щп ч оч		

であるが、 $weight_L - weight_R$ の値を感情対ごとに比較すると、最も大きい値は「好 \leftrightarrow 厭」の 0.56、最も小さい値は「怒 \leftrightarrow 怖」の-0.46となり、この 2 つの値の差は 1.02 である.この差が与える影響を考察するため、PL(w)=0.9、PR(w)=0.1という、単語 w が左側の感情によると推測できる場合を考える.「怒 \leftrightarrow 怖」の場合、 $weight_L=3.46$ 、 $weight_R=3.92$ となり、単語 w の感情値は 0.89となる.一方「好 \leftrightarrow 厭」の場合、 $weight_L=4.54$ 、 $weight_R=3.98$ となり、単語 w の感情値は 0.91となる。 $weight_L-weight_R$ が値が最も大きい「好 \leftrightarrow 厭」の方が 0.02 高い結果となった.両者で大きな差は見られなかったが、重みが多少なりとも結果に影響することがわかる.

また、構築した感情辞書の一部を表4に示す。表4は感情対 ごとに感情語を6語ずつ示しており、6語のうち感情対の左側 の感情に関連があると推測できる単語と右側の感情に関連が あると推測できる単語をそれぞれ3語ずつ示す。結果として、 どの感情対においても感情語の感情値は推測した感情に近く なった。

4.3 感情値算出システムの作成

作成した感情辞書を基に、3.2 で述べた小説の感情値算出システムを作成した。実際に作成した感情値算出システムに小説を入力した結果を表5に示す。ここで小説には様々なジャンル

表 5 感情値算出システムの出力例

ジャンル	喜⇔悲	安⇔驚	怒⇔怖	好⇔厭
ミステリー	0.49	0.46	0.44	0.53
恋愛	0.50	0.47	0.45	0.55
家族もの	0.51	0.50	0.47	0.56
SF	0.51	0.47	0.45	0.54
ホラー	0.50	0.46	0.43	0.54

表 6 比較実験

小説		喜⇔悲	安⇔驚	怒⇔怖	好⇔厭
永遠の 0	含む	0.49	0.45	0.43	0.56
	含まない	0.51	0.47	0.43	0.57
阪急電車	含む	0.53	0.47	0.45	0.58
	含まない	0.52	0.47	0.44	0.57
君の膵臓を食べたい	含む	0.50	0.46	0.45	0.56
	含まない	0.51	0.47	0.44	0.56

があるが、ここでは恋愛小説である「ぼくは明日、昨日のきみとデートする」、ミステリー小説である「悪意」、家族ものである「春、戻る」、SF小説である「旅のラゴス」、ホラー小説である「黒い家」の5冊を対象とした例を示す.

結果としては、5 冊とも 4 つの感情対全てで 0.5 付近の値を示し、感情値の偏りはわずかであった。また、5 冊の間で感情値に顕著な差異は見られなった。感情対ごとに感情値をみると、「喜 \leftrightarrow 悲」は 0.5 以上の場合と 0.5 以下の場合があるが、「安 \leftrightarrow 驚」、「怒 \leftrightarrow 怖」は 5 冊全て 0.5 以下,「好 \leftrightarrow 厭」は 5 冊全て 0.5 以上であることがわかる。この出力結果は、5 冊全てで「安 \leftrightarrow 驚」では驚、「怒 \leftrightarrow 怖」では怖、「好 \leftrightarrow 厭」では好に感情が近いことを示す。

4.4 比較実験

4.2 で作成した感情辞書は小説 100 冊のレビューを基に作成 している. 感情辞書で使用した小説の感情値を入力したいとい う場合に困る. そこで, 感情値算出システムに入力する小説を 感情辞書で使用した場合としていない場合で比較実験を行った.

今回行う比較実験は両者のレビュー数の差が大きいほど結果に差がでると考えられる。そこで、感情辞書で使用した100冊の内レビュー数が多かった上位3冊である「永遠の0」、「阪急電車」、「君の膵臓を食べたい」を対象に比較実験を行った。レビュー数であるが、収集した時点で「永遠の0」が14,401件、「阪急電車」が12,531件、「君の膵臓を食べたい」が9,403件であった。比較実験の結果を表6に示す。表6は小説ごとに感情辞書に含まれる場合と含まれない場合の2通りの結果を示しており、上段が感情辞書に含まれる場合、下段が感情辞書に含まれない場合である。対象とした3冊の小説全てにおいて、感情辞書を使用した場合と使用していない場合で顕著な差は見られなかった。

5 考 察

5.1 感情値算出システムの出力結果における考察

本章では 4.3 で作成した感情値算出システムの出力結果を踏まえ考察する. 4.3 でも述べたように、今回対象とした 5 冊全ての感情対で感情値が 0.5 付近に集中するという結果になった.このような結果となった要因であるが、大きく 2 つ考えられる.

1つ目は本来感情をもたない単語に対しても感情語として感情値が設定されたことである。例えば「私」や「僕」といった一人称を表す単語に対し、4つの感情対全てで感情語として設定されている。しかし、感情というのは「私」や「僕」などの主体が対象に対し抱くものであり、これらの単語自体が感情を表しているとは考えにくい。これら以外にも感情を表すかどうかの判断がつかない単語が感情語として多数設定されていると考えられる。今回行った感情辞書作成の手法において、あらかじめ設定した共起語を含むレビューの単語全てを感情語としているため、多くの単語を感情語として設定することができるのは利点であるが、感情をもたない単語も感情語として設定してしまうことが欠点であると判明した。

2つ目は、感情値算出システムにおける小説の感情値の算出方法である。3.2でも述べたように、本システムでは感情辞書から感情語を取り出し、感情対ごとに感情値の平均を計算し、計算した結果を小説の感情値として出力する。平均とはいくつかの数や量の中間的な値であるため、[0,1] の範囲内で0か1に値がよることはなく0.5 付近に値が集中したと考えられる。

ここからは改善案について述べる。上記で問題を 2 つ挙げたが、主に 2 つ目の感情値算出システムの計算手法の改善することで、大きな変化が見られると考えられる。1 つ目の問題であるが、「僕」を例に挙げると、「喜⇔悲」では 0.45、「安⇔驚」では 0.51、「怒⇔怖」では 0.57、「好⇔厭」では 0.53 となり、いずれの感情対においても 0.5 と大きな差はないことがわかる。感情対のどちらの感情にもよらない場合 0.5 となるため、「僕」のようにそのため、多少の変化はあっても大きな改善とはならないと考えた。計算手法の改善案としては、[0,1] より広い範囲で感情値を表すこと、平均以外の手法で計算することなどが考えられる。

次に、感情対ごとに感情値の傾向を考察する。4.3 でも述べたように、0.5 という値を基準としたとき、「安⇔驚」、「怒⇔怖」は5 冊全で0.5 以下、「好⇔厭」は5 冊全で0.5 以上という結果になった。感情軸ごとに5 冊の感情値の平均を計算すると、「喜⇔悲」は0.50、「安⇔驚」は0.47、「怒⇔怖」は0.45、「好⇔厭」は0.54 となる。ここで、表3 を基に $weight_L-weight_R$ を計算すると、「喜⇔悲」では-0.09、「安⇔驚」では-0.19、「怒⇔怖」では0.46、「好⇔厭」では0.52 となり、感情対を $weight_L-weight_R$ の値が大きい順に並びかえると、「好⇔厭」、「喜⇔悲」、「安⇔驚」、「怒⇔怖」となる。これは感情対ごとの感情値の平均の大きさの順と同じであり、このことから $weight_L-weight_R$ と出力される感情値には相関があることがわかる。

 $weight_L - weight_R$ の大小にともない、感情対の感情値も

変化する.例えば $weight_L - weight_R$ が 0 に近い「喜⇔悲」は どちらの感情によっているかを表す閾値が 0.50 付近であるが, $weight_L - weight_R$ が 0 より小さい「安⇔驚」の閾値は 0.50 より小さくなり, $weight_L - weight_R$ が 0 より大きい「好⇔厭」の 閾値は 0.50 より大きくなる.しかし,,システムのユーザは出力 された 4 つの感情値のみで判断するため, $weight_L - weight_R$ の値に関係なく感情対の閾値は 0.5 である必要がある.よって,感情値を算出するための計算式を工夫する必要があると考えられる.

ただ感情対によりどちらの感情に近いかの閾値は変化してはいるが、小説間で多少は感情値が異なっている。対象とした5つのジャンル間の差異に着目し考察する。

「喜⇔悲」であるが、恋愛と家族ものが「喜」の感情に近くなると期待した.結果としては家族ものは喜に近くなったが恋愛は喜にも悲にも近くない値となった.「安⇔驚」であるが、家族ものが「安」、ミステリーと SF が「驚」の感情に近くなると期待した.結果としては家族ものは安に、ミステリーは驚に近くなったが SF は安にも驚にも近くない値となった.「怒⇔怖」であるが、ホラーが「怖」の感情に近くなると期待した.結果としてはホラーは怖に近い値となった.最後に「好⇔厭」であるが、恋愛が「好」の感情に近くなると期待した.結果としては恋愛は好に近い値となった.

このようにジャンルごとに感情値は異なる値を示していて、またあらかじめ期待していた通りの感情に値が近くなるという結果になった. ただ上記でも述べたように感情値の差異が小さい、感情対によって閾値が異なるといった問題がある. これらの問題を解決し、ユーザが判断しやすいよう工夫する必要がある.

5.2 比較実験の考察

本節では 4.4 で行った比較実験の考察を行う. 基本的には小説 3 冊とも感情辞書に使用した場合と使用していない場合で大きな差は出ないことがわかった. 両者の差で最も大きい値は「永遠の 0」の「喜⇔悲」、「安⇔驚」で 0.02 である. 感情値算出システムで出力される値の差があまり大きくならない結果であることを考えると、0.02 という値は誤差とは言えないため、感情辞書に使用したかどうかで結果に影響が出ると考える. 「永遠の 0」だったのは、もっともレビュー数が多かったためだと思われる. 対象とするレビュー数が多くなるほど 1 件あたりのレビューの比重が小さくなるため、両者の値の差は小さくなると推測できる. 本研究では 344,211 件のレビューを対象に感情辞書を作成したが、感情辞書に使用するレビューの件数をより増やすことで、感情辞書で使用した小説を入力しても、感情辞書で使用していない場合と差異がない結果が出力されると推測できる.

6 おわりに

本研究では、レビュアーの読後感情に着目し、レビューに含まれる感情を表す単語を感情語として感情辞書に登録し、作成

した感情辞書を基に読者が書籍から受け取る印象を小説の感情 値として算出する手法を提案した.

本研究での感情辞書とは、感情語ごとに感情値を設定したリ ストのことを指している.書籍レビューサイト「読書メーター」 からレビューを収集し、収集したレビューを形態素解析し、あ らかじめ定めた共起語が含まれているレビューの単語を感情語 として設定し, 設定した感情語にどの程度感情を表すのかを示 した感情値を定めた. 作成した感情辞書を基に, ユーザが小説 を入力すると入力した小説の感情値を算出するシステムの作成 を行った. 小説の感情値の計算手法であるが, 入力した小説の レビューを形態素解析し, 形態素解析した単語が感情辞書に感 情語として設定してある場合, その感情語の感情値をとりだし, 最後に感情対ごとに感情値の平均を計算し, 計算した値を小説 の感情値として出力する. 実際に作成した感情値算出システム に小説を入力した結果, 差異はわずかであるが小説間で異なる 感情値を算出することができた. また, 感情辞書作成で使用し た小説を感情値算出システムに入力できるかどうか検証するた め,感情値算出システムに入力する小説を感情辞書で使用した 場合と使用していない場合で比較実験を行った. 結果としては, 両者間で感情値に差異が出てしまったため、感情辞書で使用し た小説を本システムに入力するのは難しいと考えられる.

今後の課題としては、小説間でユーザが判断しやすいよう感情値に差異がでることが挙げられる。この課題の解決には、感情値の計算手法の改善が求められる。また、ただ感情値として出力するのではなく、レーザーチャートなどで可視化するなどユーザが利用しやすいように工夫する必要があると考える。

謝辞

本研究は、JSPS 科研費 16H02904 の助成を受けたものです.

文 献

- [1] 萱田 真史, 村井 聡一, 牛尼 剛聡. レビューを利用した読者の 印象に基づく書籍推薦手法. 第 4 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, 2012.
- [2] 原田隆史. 感性パラメータを用いた類似する小説の提示. 情報知識学会誌, Vol. 21, No. 2, pp. 291-296, 2011.
- [3] 北原將平, ジェプカラファウ, 荒木健治. 書籍レビューテキストから生成した評価軸とトピックモデルを用いたハイブリッド推薦手法の有効性. 研究報告データベースシステム (DBS), No. 4, pp. 1–6, 2017.
- [4] R. Plutchik. The nature of emotions, american scientist. American Scientist; Research Triangle Park, Vol. 89, pp. 344–355, 2001.
- [5] 杉本祐介, 水野忠則, 菱田隆彰. 口コミに含まれる感情語を利用した観光地分類の検討. マルチメディア、分散協調とモバイルシンポジウム 2014 論文集, pp. 1345-1350, 2014.
- [6] 中村明. 感情表現辞典. 東京堂出版, p. 458, 1993.
- [7] 山本湧輝, 熊本 忠彦, 灘本 明代. ツイートの感情の関係に基づく twitter 感情軸の決定. 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, No. F5-2, pp. 244–247, 2015.
- [8] 高岡幸一, 灘本明代. 多次元感情ベクトルを考慮した名言検索手法の提案. 研究報告 データベースシステム (DBS), No. 10, pp. 1-8, 2011.
- [9] 江崎大嗣, 小町守, 松本裕治. 感情軸における感情極性制約を用いたマルチラベル感情推定. 言語処理学会第 19 回年次大会発表

論文集, pp. 244-247, 2013.

[10] 熊本忠彦,河合由起子,田中克己.新聞記事を対象とするテキスト印象マイニング手法の設計と評価.電子情報通信学会論文誌(D), Vol. J94-D, No. 3, pp. 540-548, 2011.