

口コミを利用したレコメンドに適した感情語の分類方法の検討

杉本 祐介^{1,a)} 佐藤 太一² 土井 千章³ 中川 智尋³ 太田 賢³ 稲村 浩³ 内藤 克浩² 水野 忠則²
菱田 隆彰²

概要: 近年, インターネット上では, Facebook や Twitter における日記や amazon.com や食べログにおけるレビューなど, ユーザからの投稿を利用したサービスが数多く普及している. これらのサービスに寄せられる投稿の中には, 楽しい, きれいといった感情を示す感情語が数多く含まれており, 先行研究では, そういった感情語を利用した観光地のレコメンド手法の提案を行った. その際, 喜びや楽しみ, 好みなどのポジティブな感情語が1つのカテゴリに集中してしまうという問題があり, 詳細な分類を行うためにはこの問題を解決する必要があった. そこで本研究では, ポジティブな感情語が1つのカテゴリに固まってしまう問題を解決し, レコメンドに適した感情語の分類方法の提案を行う.

キーワード: 感情, 口コミ, レコメンド

1. はじめに

近年, インターネット上では, Facebook や Twitter における日記や amazon.com や食べログにおける口コミなど, ユーザからの投稿を利用したサービスが数多く普及している. これらのサービスの利用者数は, 携帯電話やスマートフォンなどの普及に伴い, 増加の一途を辿っており, ユーザから寄せられる投稿の量も膨大なものになっている. ユーザから寄せられる投稿の中には, 楽しい, きれいといった感情や, 関連性の高いものとの結びつきを示す特徴語が含まれており, 解析によって導き出した感情や特徴語を元に, データの分類や傾向の分析などを行う研究が数多く行われている.

本研究では口コミが示す感情に注目し, Web サイトに投稿される口コミから感情を抽出する方法と, それらの活用方法について検討を行う.

2. 関連研究

テキストからの感情の抽出については, 数多くの研究が

行われている.

徳久らの研究 [1] では, あらかじめ定義した感情表現を元に, Web テキストから感情生起要因 (その感情表現を用いるのに至った要因) を収集し, 収集した感情生起要因を用いてユーザの感情を推定している. 徳久らは, 構築した感情生起要因コーパスを用いて同コーパスから抽出したテストデータを評価し, 高い精度の感情推定が実現されていることを確認した.

高村らの研究 [2] では, 各単語を電子, 各単語が持つ感情極性を電子のスピンへの向きとみなすことで, エネルギー関数による感情推定を行っている. 高村らは, WordNet, Penn TreeBank の語釈文や表現を学習に利用し, General Inquirer の語彙をテストデータとして評価を行い, 高い精度の感情極性分類が行えることを確認した.

中山らの研究 [3] では, あらかじめ定義したシードを元に感情語やパターンを収集し, 収集した感情語やパターンを新しいシードとすることで, より精度の高い辞書を構築する手法を提案している.

また, 我々はこれまで先行研究として, 以下を行った. [4] では, 価格比較 Web サイトに投稿された口コミを対象に感情語の抽出を行い, 抽出した感情語を利用して口コミの要約などを行う手法を検討した. [5] では, 観光 Web サイトに投稿された口コミを対象に特徴語の抽出を行い, 各観光地に対する口コミ数および抽出した特徴語を利用して各観光地の比較を行った. 同時に, 口コミを活用するための

¹ 愛知工業大学大学院 経営情報科学研究科
Graduate School of Business Administration and Computer
Science, Aichi Institute of Technology

² 愛知工業大学 情報科学部
Faculty of Information Science, Aichi Institute of Technology

³ NTT ドコモ 先進技術研究所
Research Laboratories, NTT DOCOMO, Inc.

a) yuusuke.sugimoto@gmail.com

表 1 先行研究における調査結果

	口コミ数	総出現数	喜び	怒り	悲しみ	恐れ	受容	嫌悪	驚き	期待
価格.com	4027	37615	48.14%	0.86%	2.53%	12.32%	3.49%	4.68%	8.79%	19.19%
coneco.net	2000	25591	46.23%	0.53%	2.73%	12.60%	4.44%	7.67%	7.26%	18.54%
トリップ	191191	330742	57.30%	0.26%	4.52%	7.27%	0.73%	3.10%	20.72%	6.09%

自律的データベースシステムとして、AHLE (Autonomous Human probes system with Local and Emotion functions) を開発した。[6] では、観光 Web サイトに投稿された口コミを対象に感情語の抽出を行い、抽出した感情語の分類精度の検証を行った。

先行研究では、感情語をいくつかのカテゴリに分類する際、既存の感情モデルを利用していたが、その際に感情語の出現数が特定のカテゴリに偏ってしまう問題があった。今後、口コミ内に含まれる感情語をレコメンドなどに活用することを考えた場合、感情語の出現数が特定のカテゴリに偏っている状態は望ましくない。我々は、感情語を効果的に活用できる分類方法の検討を行う。

3. 先行研究における調査と結果

3.1 調査対象

先行研究 [4][5][6] では、商品や観光地などを紹介する Web サイトに投稿されている口コミ内に含まれる感情語の抽出を行い、その傾向を調査した。商品に対する口コミとして、価格比較 Web サイトである価格.com および coneco.net に投稿された口コミを利用した。また、観光地に対する口コミとして、観光 Web サイトであるトリップアドバイザーに投稿された口コミを利用した。

3.2 感情語の分類方法

感情語の抽出には対象となる感情語を判別するため、感情語の辞書が必要となる。先行研究では、独自の感情語辞書を用意して使用した。また、感情の分類に必要なカテゴリは Plutchik の感情の輪を参考とした。Plutchik の感情の輪は、感情を 8 つの基本感情 (喜び, 怒り, 悲しみ, 恐れ, 受容, 嫌悪, 驚き, 期待) に分類しており、これら自身あるいはこれらの組み合わせによって感情を表現するモデルである。先行研究ではその分類に倣い、“喜び”、“怒り”、“悲しみ”、“恐れ”、“受容”、“嫌悪”、“驚き”、“期待”の 8 つのカテゴリに分類した。また、感情語辞書の単語のそれぞれいずれかのカテゴリに対応付けた。

3.3 調査結果

我々は用意した感情語辞書を用いて口コミ内に含まれる感情語を抽出し、それぞれカテゴリに対応付けた単語が含まれる個数を計ることで、口コミ内に含まれる感情語の状況を調査した。先行研究において得られた調査結果を表 1 に示す。表における総出現数の値は、感情語辞書に登録さ

れた感情語の総出現数を示しており、各カテゴリの値は、総出現数に対する各カテゴリに属する感情語の出現率を示している。この表より、口コミには多くの感情語が含まれていることが確認できた。また、3 つのどの Web サイトにおいても、“喜び” カテゴリの出現率がおおよそ半数を占めており、その他には“恐れ”、“驚き”、“期待” カテゴリの出現率が比較的高い一方、それ以外のカテゴリの出現率は軒並み低い値となっており、各カテゴリの出現率に大きな偏りがあることもわかった。

4. 感情情報の活用

4.1 活用例

ベクトルの異なる感情語をカテゴリライズし、口コミに含まれる各カテゴリの感情語の出現数をその対象物の感情傾向を表す特徴量とする。この特徴量は口コミを投稿したユーザ群がその対象物に抱く印象とみなすことができる。口コミ方も止めた感情傾向はグラフなどで可視化することで、そのグラフを見たユーザは対象物が他のユーザからどのような印象を持たれているかを一目で理解することができるようになる。

レーダーチャートを利用した印象の可視化の例を図 1 に示す。これらの図は、それぞれ別の商品に対する口コミに含まれる各感情の出現率をレーダーチャートにプロットしたものである。これらの図からは、購入したユーザが喜んでいるか、ユーザから期待されているかといったポジティブな感情や、購入したユーザが怒り、あるいは嫌悪感を示しているかといったネガティブな感情の傾向を読み取ることができる。(a) の商品は、“期待” カテゴリの値が突出していることから、ユーザの期待が特に高かったことが読み取れる。(b) と (c) の商品は感情傾向が似通っており、どちらの商品も“喜び” カテゴリの値が突出していることから、購入したユーザが喜んでいることが読み取れる。(d) の商品は、ポジティブな感情があまり高くなく、“受容”の値が突出していることから、必要に迫られて利用している状況であることが読み取れる。このような可視化を行うことで、ユーザは、その商品に対する全ての口コミに目を通すことなく、おおよその評価を一目で知ることができるようになると思われる。

また、感情傾向を用いた序列を利用することで、対象物に対する印象の傾向の違いを示すことができ、これにより、ユーザが求めている傾向に近い対象物のレコメンドを行うことができる。

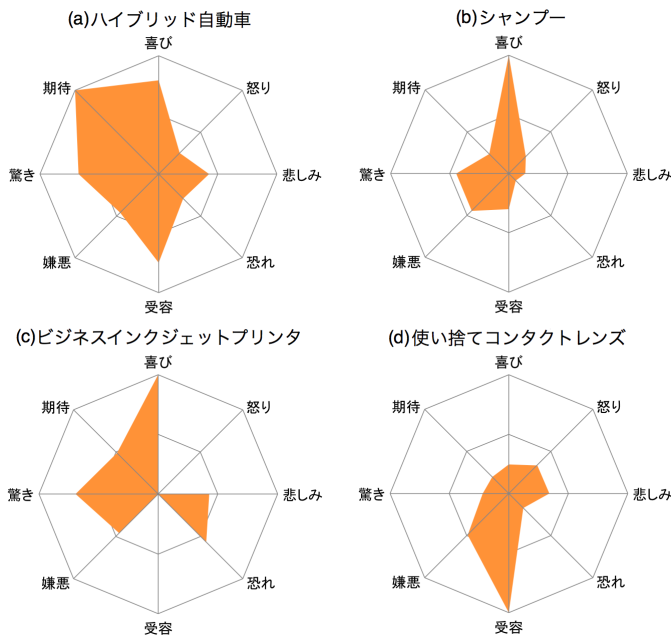


図 1 レーダーチャートによる可視化の例



図 2 感情を利用したレコメンドを行うサンプルアプリ

感情を利用したレコメンドについては、観光地のレコメンドを行うスマートフォンアプリを試作した。試作したアプリでは、8本の棒グラフを利用してユーザの感情を入力してもらい、入力された感情に近い感情傾向を持つ観光地を推薦する。試作したアプリによるレコメンドの流れを図2に示す。図の左側が感情入力画面、右側が結果表示画面となっている。感情入力画面では、画面をタップすることで、各感情の値が0から10の間で指定できるようになっており、画面下部の検索ボタンをタップすることで、入力した感情に近い感情傾向を持つ観光地の検索が行われる。また、各棒グラフの配色については、Plutchikの感情の輪で使われているものを採用した。入力された感情に近い感情傾向を持つ観光地の選出基準には、入力された感情と各観光地の感情傾向のユークリッド距離を参照した。2つの感情間のユークリッド距離が短いものを似通った感情としてみなし、ユーザに推薦することで、感情を利用した観光地のレコメンドを実現した。

口コミから得られる感情語に基づく印象の可視化やその傾向の類似度によるレコメンドを行うことで、対象物に対するユーザの理解の支援や既存のものとは異なる観点からユーザへのレコメンドが可能になると思われる。

4.2 問題点

前述の口コミ内の感情傾向を活用するにあたって、感情語の出現率が特定のカテゴリに大きく偏っているという問題があった。この偏りによって、それぞれの商品や観光地の感情傾向も似た値を取るようになる。その結果、可視化した時の形状の差がなくなり、レコメンドの際に一部のカテゴリの値があまり意味を持たなくなる。このような問題を解消するためには、それぞれのカテゴリが適切な意味を

持ちつつ、口コミの感情語抽出の際に出現率の偏りが発生しない感情語の分類方法の検討が必要である。

5. 感情分類方法の提案

5.1 口コミの解析手段とその対象

口コミの解析手順を以下に示す。

- (1) 感情表現辞典に含まれる単語を元に感情語辞書を作成する
- (2) 取得した口コミのうち、抽出対象となる部分に MeCab を利用して形態素解析を行う
- (3) 形態素解析によって得られた単語の原形と (1) で作成した感情語辞書の各単語のマッチングを行い、各カテゴリに含まれる感情語を計測する

調査対象には、先行研究と同じく価格.com, coneco.net およびトリップアドバイザーの3つのWebサイトに投稿された口コミを利用する。

5.2 感情語辞書の作成

既存の感情分類方法で代表的なものとして、Plutchikの感情の輪による分類の他に感情表現辞典 [7] による分類がある。感情表現辞典では、文学作品から抽出した約2300の感情表現を10個のカテゴリ(喜, 安, 怒, 哀, 怖, 好, 厭, 驚, 昂, 恥)に分類している。感情表現辞典における各カテゴリの感情語の掲載数および例を表2に示す。

感情語辞書を作成するにあたって、感情表現辞典に掲載されている感情表現を感情語として利用する。感情分類方法としては、感情表現辞典による分類とPlutchikの感情の輪による分類の2つを利用し、2通りの感情語辞書を作成する。Plutchikの感情の輪による再分類を行う際、適切なカテゴリがない単語があるため、そのような単語につい

表 2 感情表現辞典の感情語の掲載数

カテゴリ	掲載数	例
喜	264	満足, 楽しい, 面白い, 明るい
安	118	のんびり, 安心, 楽, すっきり
怒	221	不満, 苦い, 絡む, 怒る
哀	263	冷却, 不便, 冷える, 傷
怖	188	心配, 不安, 怖い, 躊躇
好	234	好き, 想う, 気に入る, 迷う
厭	557	暗い, 残念, 憎い, 迷う
驚	152	びっくり, 驚く, 意外, 衝撃
昂	304	上がる, 感動, 不安定, 感心
恥	74	眩しい, 恥ずかしい, 真っ赤, 恥じる

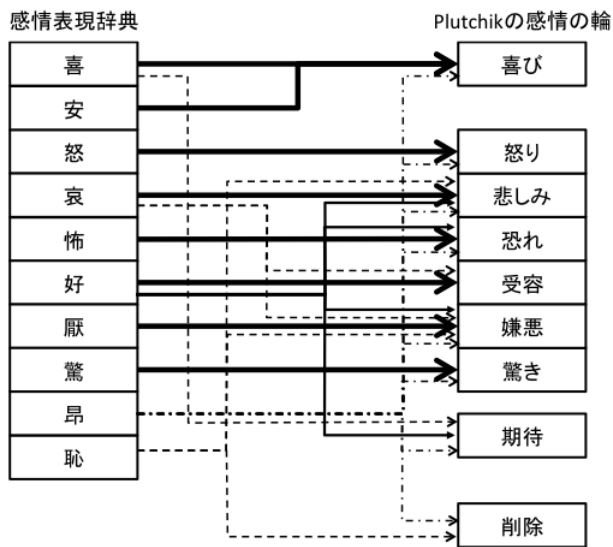


図 3 感情表現辞典と Plutchik の感情の輪の対応関係

表 3 Plutchik の感情の輪を利用した感情語辞書の感情語の登録数

カテゴリ	登録数	例
喜び	438	満足, 楽しい, のんびり, 面白い
怒り	296	不満, こだわる, 興奮, 苦い
悲しみ	262	不便, 傷, うつろ, 悲しい
恐れ	290	上がる, 迷う, 心配, 不安
受容	218	好き, 想う, 気に入る, 好み
嫌悪	585	暗い, 残念, 憎い, 迷う
驚き	157	びっくり, 驚く, 意外, 衝撃
期待	52	わくわく, 浮く, 焦れる, 弾む

ては Plutchik の感情の輪による感情語辞書では除外する。感情表現辞典および Plutchik の感情の輪における各カテゴリの対応関係を示したものを図 3 に、Plutchik の感情の輪による感情語辞書における各カテゴリの感情語の登録数および例を表 3 にそれぞれ示す。

5.3 感情語の計測

口コミの解析は、MeCab を利用して形態素解析を行う。口コミの文章を単語ごとに分割し、その結果求められた各単語の原形が感情語辞書に登録されている単語と一致した場合、対応するカテゴリの出現数として数え上げる。形態

素解析とは、文法や辞書などを元に、文を形態素に分解する技術のことであり、MeCab はそれに特化したオープンソース形態素解析エンジンである。

“期待通り、とても楽しかったです。”という例文を用いて解析時の動作の例を示す。この文に対して形態素解析を行うと、各単語の原形として、“期待/通/、/とても/楽しい/た/です/。”という結果を得ることができる。次に、ここで得た単語の原形が感情語辞書に登録されていないかを調べる。今回の例では、“期待”という単語が“期待”カテゴリに、“楽しい”という単語が“喜び”カテゴリにそれぞれ登録されているため、“期待”カテゴリと“喜び”カテゴリの出現数が1ずつ加算される。

5.4 調査結果

5.4.1 感情語の出現率

取得した口コミに対して先述の解析を行った結果を表 4 および表 5 に示す。表に示した各カテゴリの値はそのカテゴリに属する感情語の出現率を示しており、その Web サイトの感情語の総出現数に対する各カテゴリの感情語の出現数の割合を示している。各行の末尾の値は、それぞれの Web サイトにおける感情語の出現率の標準偏差である。

感情表現辞典の分類を利用して作成した感情語辞書では、“喜”、“好”、“厭”、“安”の4つのカテゴリの出現率が高く、逆に“恥”カテゴリの出現率が低いことが読み取れる。次に Plutchik の感情の輪の分類を利用して作成した感情語辞書では、“喜び”、“受容”、“嫌悪”の3つのカテゴリの出現率が高く、“期待”カテゴリの出現率が低いことが読み取れる。また、それぞれの標準偏差は、感情表現辞典による分類の値よりも、Plutchik の感情の輪による分類の値の方が、どの Web サイトについても高い値となっている。後者の分類による各カテゴリの出現率の値の方が、前者よりばらつきが大きいと言える。

全体的な傾向として、感情表現辞典の“喜”カテゴリと、それに近い意味を持つ Plutchik の感情の輪による“喜び”カテゴリ、同様の関係にある“厭”カテゴリと“嫌悪”カテゴリのそれぞれは、どの Web サイトにおいても出現率が突出している。“喜”および“喜び”カテゴリの出現率が突出する要因としては、このカテゴリ属する感情語が口コミにおいて使われやすいという点が考えられ、“厭”および“嫌悪”カテゴリの出現率が突出する要因としては、感情語辞書に登録されている単語の量が他のカテゴリに比べて多いという点が考えられる。

Web サイト別の傾向を見ていくと、トリップアドバイザーでは、他の2つの Web サイトと比べて“喜”および“喜び”カテゴリ、“安”カテゴリの出現率が高く、“怒”および“怒り”カテゴリ、“厭”および“嫌悪”カテゴリの出現率が低いという特徴がある。これは、それぞれの Web サイトに投稿される口コミの傾向の違いが要因であると考えら

表 4 各感情の出現率 (感情表現辞典)

	喜	安	怒	哀	怖	好	厭	驚	昂	恥	標準偏差 σ
価格.com	24.81%	5.79%	6.46%	3.15%	3.05%	16.69%	29.97%	5.71%	4.08%	0.30%	9.67%
coneco.net	19.99%	8.26%	5.17%	7.45%	4.35%	16.02%	28.75%	4.56%	5.05%	0.41%	8.36%
トリップ	30.27%	14.84%	1.62%	3.82%	3.21%	13.34%	19.54%	5.76%	7.18%	0.42%	8.99%

表 5 各感情の出現率 (Plutchik の感情の輪)

	喜び	怒り	悲しみ	恐れ	受容	嫌悪	驚き	期待	標準偏差 σ
価格.com	31.85%	6.51%	2.23%	6.85%	15.03%	31.08%	5.71%	0.54%	11.66%
coneco.net	28.55%	5.26%	2.42%	9.22%	14.74%	34.41%	4.56%	0.66%	11.78%
トリップ	48.17%	1.99%	3.05%	6.98%	12.01%	20.69%	5.78%	0.98%	14.78%

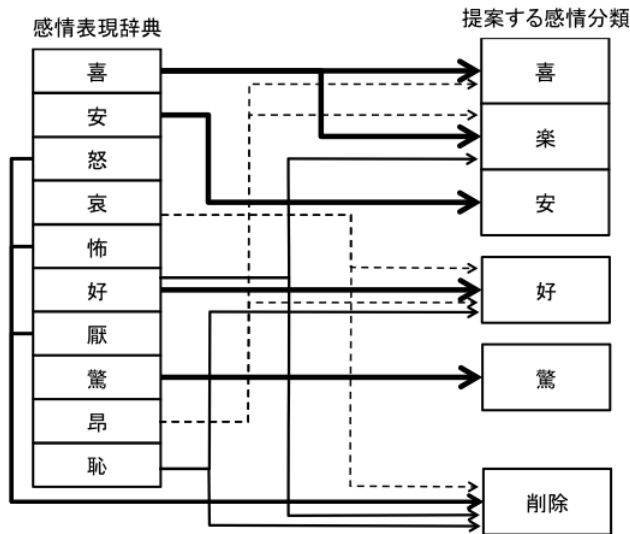


図 4 感情表現辞典と新たな感情分類方法の対応関係

れ、トリップアドバイザーでは短めで簡潔な口コミが多いのに対し、他の2つのWebサイトでは1つの商品に対して複数の観点から評価が行われることが多いため、長文になっている口コミが多く、そのためネガティブな要素も混じりやすいのではないかと推測される。

5.4.2 問題を解消するための感情分類方法の検討

前述の結果より、どちらの分類を利用した場合でも、一部のカテゴリに出現率が大きく偏っていることが確認された。偏りを減らすための方法には大きく分けて二つのアプローチが考えられる。一つは、辞書に使用する単語を変更する方法であり、もう一つは使用するカテゴリを変更する方法である。前者は、先行研究において独自に選別した単語を用い、Plutchikの感情の輪によるカテゴリに対応付けて分析を行ったが、同様の偏りが確認されている。今回我々は後者のアプローチとなる、カテゴリの変更による新たな辞書の作成を行う。新たな辞書の特徴を以下に示す。

- (1) 可視化やレコメンドには不向きであると考えられる、ネガティブな意味を持つカテゴリの削除
- (2) 喜びのカテゴリ内のうち、楽しさを表現する“楽しい”や“面白い”などの単語を分類する“楽”カテゴリの追加

表 6 新たな感情分類方法を利用した感情語辞書の感情語の登録数

カテゴリ	登録数	例
喜	268	満足, 明るい, 嬉しい, 感動
楽	106	楽しい, 面白い, 上がる, わくわく
安	118	のんびり, 安心, 楽, すっきり
好	299	好き, 想う, 気に入る, 好み
驚	152	びっくり, 驚く, 意外, 衝撃

(3) ネガティブな意味を持つ単語の除外と、それ以外の単語の再分類

感情表現辞典による分類と我々が新たに提案する分類（提案分類）のカテゴリの対応関係を図4に、提案分類による感情語辞書における各カテゴリの感情語の登録数および例を表6に、提案分類による感情語辞書を利用して同じデータに対して解析を行った結果を表7にそれぞれ示す。

提案分類を用いた解析では、“驚”カテゴリの出現率がやや低いが、その他のカテゴリ間での出現率の差が少なくなったことが読み取れる。標準偏差について、価格.comでは11.10%、coneco.netでは7.82%、トリップアドバイザーでは7.03%となった。価格.comでは表4に示した感情表現辞典の値より高くなったが、全体としては既存の感情分類方法を利用したものよりも低い値となった。提案分類が多くの状況でカテゴリ間の出現率の偏りを軽減させられることを示している。

Webサイト別の傾向として、価格.comおよびconeco.netでは“楽”カテゴリや“安”カテゴリよりも“喜”カテゴリや“好”カテゴリの方が出現率が高いのに対し、トリップアドバイザーでは同等、あるいは逆転するという結果が見られた。この要因として、対象物によってよく使われる感情語が異なるということが挙げられる。価格.comおよびconeco.netに投稿された口コミでは、“満足”（喜），“気に入る”（好），“好き”（好）といった感情語が多く使われていたのに対し、トリップアドバイザーでは、“のんびり”（安），“楽しい”（楽），“面白い”（楽）といった感情語が多く使われており、この傾向が各カテゴリの出現率の違いとして表れたのではないかと考えられる。

5.4.3 感情のばらつき

提案分類を用いることで、カテゴリ間の出現率の偏りを

表 7 各感情の出現率 (提案)

	喜	楽	安	好	驚	標準偏差 σ
価格.com	37.96%	12.88%	10.64%	28.04%	10.48%	11.10%
coneco.net	28.12%	17.04%	16.18%	29.72%	8.94%	7.82%
トリップ	22.25%	29.98%	21.28%	18.22%	8.26%	7.03%

軽減することが可能になった。これにより、特定のカテゴリの値が意味を持たない状況は少なくなったが、一方でそれぞれの商品や観光地がどれもよく似た感情傾向を示し、レコメンドや可視化の際に大きな際が検出できなくなる可能性がある。個々の対象物同士の感情傾向が偏っていないかを調べるための指標として、ユークリッド距離と標準偏差の2つの値を用い検証を行う。対象物の感情傾向を示す各カテゴリの値は、対象物ごとに一番出現数が高いものを1とした0~1の範囲に正規化を行う。使用する分類は提案分類と感情表現辞典、Plutchikの感情の輪による分類の他に、感情表現辞典およびPlutchikの感情の輪からネガティブなカテゴリを取り除いたものについても検証する。各感情分類方法について、ユークリッド距離および標準偏差を求めたものを表8に示す。これらの値は、1に近づけば近づくほど感情の強弱が激しいことを示す。

ユークリッド距離による比較では、対象物の持つ感情傾向ベクトルと全対象物における感情平均ベクトルとの間の距離を指標として利用する。この値は、各カテゴリごとに対象物の感情値から平均値を引いて2乗し、その合計の平方根を取ることでユークリッド距離を求め、カテゴリ数による差をなくすため、1カテゴリあたりの平均を取る形で算出する。ユークリッド距離の算出に利用した数式を(1)に示す。ここで、 e は感情傾向ベクトル、 a は感情平均ベクトル、 n はカテゴリの総数である。

$$x = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (e_i - a_i)^2}}{n} \quad (1)$$

表8では、感情表現辞典が0.091、ネガティブ抜き感情表現辞典が0.150、Plutchikの感情の輪が0.083、ネガティブ抜きPlutchikの感情の輪が0.140となっているのに対し、提案分類では0.170と、より各感情のばらつきが大きくなっていることが読み取れる。

標準偏差による比較では、感情傾向ベクトルの標準偏差を指標として利用する。この値は、各カテゴリごとに感情値の標準偏差を求め、その平均を取る形で算出する。表8では、感情表現辞典が0.137、ネガティブ抜き感情表現辞典が0.154、Plutchikの感情の輪が0.129、ネガティブ抜きPlutchikの感情の輪が0.136となっているのに対し、提案分類では0.155と、より各感情のばらつきが大きくなっていることが読み取れる。

以上の結果より、提案分類は他の分類に比べ、個々の対象物の感情傾向について、各カテゴリのばらつきが大きくなっている。各対象物の感情傾向がそれぞれより特徴を

表 8 各感情のばらつき

分類名	ユークリッド距離	標準偏差
感情表現辞典 ネガティブ抜き 感情表現辞典	0.091	0.137
Plutchikの感情の輪 ネガティブ抜き Plutchikの感情の輪	0.083	0.129
提案分類	0.170	0.155

持った状態で得られることが示された。

6. まとめ

本研究では、感情表現辞典に掲載されている感情表現について、既存の感情モデルを参考に作成したいくつかの感情語辞書を利用して口コミからの感情語の抽出を行い、各カテゴリの感情語の出現率に大きな差があることを確認した。また、新たな感情モデルを考案し、それに基づいた口コミに出現する各カテゴリに属する感情語の出現率の偏りを少なくできる感情分類方法を提案した。この感情分類方法によって、口コミから得られる対象物の感情傾向の可視化や、その傾向によるレコメンドに有用な感情語辞書を作成することができた。今後の課題としては、感情語辞書の充実や作成した感情語辞書を実際に利用したサービスの考案などが挙げられる。

参考文献

- [1] 徳久良子, 乾健太郎, 松本裕治: Web から獲得した感情生起要因コーパスに基づく感情推定, 情報処理学会論文誌, Vol. 50, No. 4, pp. 1365-1374 (2009).
- [2] 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, Vol. 47, No. 2, pp. 627-637 (2006).
- [3] 中山記男, 江口浩二, 神門典子: 感情表現の抽出手法に関する提案, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 104, No. 416, pp. 13-18 (2004).
- [4] 杉本祐介, 菱田隆彰, 水野忠則: インターネット上の書き込みに含まれる感情についての調査, 情報学ワークショップ 2013 (WiNF2013), pp. 195-199 (2013).
- [5] 杉本祐介, 土井千章, 中川智尋, 太田 賢, 稲村 浩, 水野忠則, 菱田隆彰: 口コミデータを活用するデータベースシステムの実現, 情報処理学会研究報告, Vol. 2014-MBL-70, No. 44, pp. 1-6 (2014).
- [6] 杉本祐介, 菱田隆彰, 水野忠則: 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, Vol. 2014, pp. 1345-1350 (2014).
- [7] 中村 明: 感情表現辞典, 東京堂出版 (1993).