

感情解析のための分布モデルと相互強化型解析手法

俵本 一輝[†] 川本 淳平^{††} 浅野 泰仁^{††} 吉川 正俊^{††}

[†] 京都大学工学部情報学科 〒 606-8501 京都府京都市左京区吉田本町

^{††} 京都大学大学院情報学研究科 〒 606-8501 京都府京都市左京区吉田本町

E-mail: [†]{tawara,j.kawamoto}@db.soc.i.kyoto-u.ac.jp, ^{††}{asano,yoshikawa}@i.kyoto-u.ac.jp

あらまし 本稿では、感情解析のための分布モデルと相互強化型解析手法について提案する。Web ページに含まれる感情を解析することによって、対象の理解や分析を行う研究が近年盛んである。感情を計算機で解析するために、心理学者の感情モデルを用いた感情の数値化が従来は行われてきたが、我々は感情を連続分布で表現するモデルを提案する。提案モデルは従来モデルを包含する汎用的なモデルとなる。また、提案モデルに基づいて、感情解析手法として、相互強化関係を利用する感情解析手法を提案する。提案手法では、特異な感情表現をする人と、人々がある対象に対して抱きやすい感情を求める。映画レビュー記事を用いて、提案手法の有効性を評価する。

キーワード 感情解析, 分布モデル, 相互強化, HITS

Distribution-oriented Approach for Sentiment Analysis : Model and Mutually Reinforcing Analysis

Kazuki TAWARAMOTO[†], Junpei KAWAMOTO^{††}, Yasuhito ASANO^{††}, and Masatoshi
YOSHIKAWA^{††}

[†] School of Informatics and Mathematical Science, Faculty of Engineering, Kyoto University
Yoshidahonmachi, Sakyo-ku, Kyoto, 606-8501 Japan

^{††} Graduate School of Informatics, Kyoto University Yoshidahonmachi, Sakyo-ku, Kyoto, 606-8591 Japan

E-mail: [†]{tawara,j.kawamoto}@db.soc.i.kyoto-u.ac.jp, ^{††}{asano,yoshikawa}@i.kyoto-u.ac.jp

Abstract In this paper, we propose a distribution-oriented approach including a model and a mutually reinforcing method for sentiment analysis. Sentiments implied in web pages have been researched in recent years for understanding and analyzing objects. Though sentiment models proposed by psychologists have been used for expressing sentiments as real values, we propose a model which expresses a sentiment as a continuous distribution. Our model is versatile and covers existing models. We also propose a mutually reinforcing sentiment analysis method based on our model. Our method detects people having peculiar emotions and compute sentiments of common people toward a specified object. We evaluate the effectiveness of our method using movie reviews.

Key words Sentiment Analysis, Distribution-oriented Model, Mutually Reinforcing, HITS

1. はじめに

Web 上にある膨大な情報は知識として広く活用されているが、ページの情報には知識とともにそれに対する提供者の感情が含まれているものもある。例えば、製品に対するレビューやニュース記事に対する意見には筆者の感情が含まれていると考えられる。近年では、そのような感情の利用が進んでおり、対象の理解や分析のために感情を利用する感情解析がなされている。計算機上でそのような解析を行うためには、感情を計算機が扱える形式で表現する必要がある。そのための感情抽出や数

値化には、分類器や感情辞書が利用されている。

従来研究では、感情を positive か negative の 1 軸で分類するものが主流である。しかし、1 軸の分類では、ある対象を positive と感じるか negative と感じるかの感情の極性判定までしか行えず、映画や音楽に対する「悲しい」という感情のように、人によって positive にも negative にも解釈しうる感情を表現するには不十分である。この問題を解決するためには、複数の軸を用いて感情を数値化することが考えられる。実際、単語に複数の軸に相当する感情の分類を与える感情辞書も研究されている [5] [6]。これらの感情辞書では心理学者の感情モデル

を基にした数値化が行われている。心理学者の感情モデルは、基本となる感情が混合することで新しい感情が生じるという考えに基づき、分類した基本感情と各基本感情の強度ですべての感情を表現している。この表現には、ベクトルや離散分布を用いることができるが、個々の問題でどの基本感情を用いるかを固定する必要がある。したがって、ある問題に適用したモデルを別の問題に適用することができない。そのため、各問題に個別のモデルを作成することになってしまう。そこで、基本感情の取り方を後から変えることができ、どの問題にも共通に適用できる汎用的なモデルが必要である。

本稿では、感情解析に適した新しい感情モデルとして、感情を分布で表現する分布感情モデルを提案する。感情を分布で表現することで、基本感情の取り方を後から問題に応じて変えることができる。これにより、提案モデルは従来モデルを包含する汎用的なモデルとなる。さらに、感情を抱いた人や感情の対象となるものを特徴づけるために、感情を単体で扱うのではなく感情を抱いた人である感情主、感情の対象となる感情対象も含めて、(感情主, 感情対象, 感情分布)の三つ組として扱う。

また、提案モデルに基づく感情解析手法として、相互強化関係を利用する手法を考える。相互強化関係とは、「ある性質 a を持つものは、性質 b を持つものから支持されている」、「ある性質 b を持つものは、性質 a を持つものを支持している」というように二つの性質が互いの支持によって強化し合う関係のことを言う。この関係を利用した解析を我々は相互強化型解析と名づける。HITS [12] は、良質な情報を多く含んだページである Authority と良質な情報を含んだページへのリンクを多く持つページである Hub との間に相互強化関係があり、この関係を利用した解析を行うことから相互強化型解析の一種とみなせる。感情解析に相互強化型解析を用いる場合、HITS のように実数値を扱うものでは、感情を 1 軸でしか表現することができない。複数軸で表現された感情を扱うためには、実数値以外も扱えるように拡張する必要がある。

そこで、分布モデルに基づく相互強化型感情解析手法を提案する。同じ感情対象への感情であっても、個々の感情主が抱く感情は普通異なっている。多くの感情主はおよそ似通った感情を抱くと考えられるが、中には極端に異なる感情を抱く感情主もいる。感情対象への人々が抱きやすい感情は、平均をとることでそれに近いものを得ることができるが、特異な感情表現をする人によって歪められてしまう場合には平均では不十分である。また、特異な感情表現をする感情主は、感情対象への人々が抱きやすい感情を求める際には問題となるが、一方で、他の感情主とは異なる感性を持つとすれば、重要な感情主であるとも考えることもできる。そこで、提案手法では、特異な感情表現をする感情主と感情対象への人々が抱きやすい感情を求める。そして、映画レビューサイトを用いて、提案手法の有効性を評価する。

以下、2 節では関連研究についてまとめ、3 節で提案モデルの説明する。4 節では提案モデルを適用したデータに対する解析手法について説明し、5 節でその評価を行う。最後に 6 節で本稿のまとめと今後の課題について述べる。

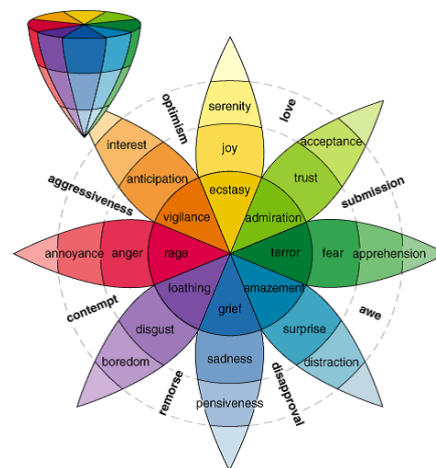


図 1 Plutchik の感情モデル [2]

2. 関連研究

関連研究として、2.1 節では心理学上の感情モデルについて説明し、2.2 節では 2.1 節の感情モデルに基づく感情辞書について説明する。2.3 節では感情解析を行うサービスや研究について説明する。2.4 節では相提案手法で用いる相互強化型解析の定義を行い、リンク解析の手法である HITS と相互強化型解析の関連について説明する。

2.1 心理学上の感情モデル

心理学の分野における感情を考える理論の一説として、本質的な感情として基本感情が存在し、それらが統合あるいは混合することで違った感情が生起するという考え方がある。この考えのもと、基本感情への分類を用いた感情モデルが提案されており、代表的な感情モデルとして Plutchik [1] [2] がある。

Plutchik のモデルでは、「受容 (acceptance)」、「喜び (joy)」、「予期 (anticipation)」、「怒り (anger)」、「嫌悪 (disgust)」、「悲しみ (sadness)」、「驚き (surprise)」、「恐れ (fear)」の八つの感情を基本感情とする分類が行われている。これらの基本感情は「受容」「嫌悪」「喜び」「悲しみ」「予期」「驚き」「怒り」「恐れ」が両極となるような対を形成している。このことは、ヒトの行動には八種類の原型があり、それに対応する感情が基本感情になるという考えに基づいている。また、類似した感情を隣接するように配置することで図 1 に示す基本感情が八つの軸を作る円環構造による表示がなされている。日常よく経験する感情は基本感情が混合した混合感情であるとして、図 1 のように軸と軸の間に表現される。例えば、「驚き」と「悲しみ」が混合してできる「失望」は「驚き」の軸と「悲しみ」の軸の間に表現される。また、感情強度を扱うことができ、図 1 では中心に近いものほど強度が大きい感情とされている。例えば「悲嘆」と「悲哀」では同じ「悲しみ」の感情を表しているが、前者の方が強度が大きいとしてより中心に近い位置に表現される。

この他にもいくつかの基本感情への分類を用いた感情モデル [3] [4] が提案されており、その中で「喜び」「恐れ」「驚き」、

「嫌悪」「怒り」「悲しみ」の六つの感情は概ね共通して挙げられている。

2.2 感情辞書

熊本ら [5] は、「ある印象を有する単語はその印象を表現する印象語群と共起しやすく、逆の印象を表現する印象語群とは共起しにくい」という仮定のもと、複数の印象軸ごとに印象語群との共起の仕方を調べ、それにより単語が表す感情を数値化している。あらかじめ印象軸の両極にあたる印象語群を定義し、そのどちらとより共起しやすいかでその印象軸のスコアが与えられる。そうして得られたスコアをその単語の印象値として印象辞書に登録することで辞書の構築がなされている。各印象軸の両極が対をなす基本感情となり、印象値が感情強度となる。

Bracewel ら [6] は、WordNet [7] を用いた半自動での感情辞書の構築を行っている。WordNet では、各単語が意味ごとに類義語のグループに分類されている。複数の意味を持つ単語に対しては、各意味ごとに類義語のグループへの分類がなされている。まず基本感情となる感情を決め、シード語の各意味に対して決定した基本感情が人手で割り当てられる。シード語から類義語や下位語、派生語にも感情の分類を割り当てて行くことで辞書を構築している。

[5] の感情辞書は文書が与える印象値を算出するために文書内のすべての単語に感情を与えており、感情を表すと思えない単語にまで感情を与える必要がある。また [6] の感情辞書は感情の強度については考えられていない。よって、我々は感情辞書を用いているが、上述の感情辞書は利用せず、独自に作成することにした。

2.3 感情解析

Kizasi.jp [8] では収集したブログ記事の解析を行い、ブログで話題になっているキーワードに対してブロガーがどのような感情を抱いているかの判別を行っている。キーワードを表示する際に感情を表すタグを付与したり、感情別のランキング形式でのキーワードの表示がなされている。また、特定のキーワードに関する情報を時系列でグラフ表示することができ、ある時点でのキーワードの出現数、キーワードと関連する語、キーワードに対する感情を知ることやそれらの時間による推移を知ることができる。さらに、kizasi・京都産業大学の共同プロジェクトとして、あるキーワードに対する一般ブロガーと熟知ブロガーが持つ感情の主成分や関連キーワードの表示がなされている。一般ブロガーと熟知ブロガーの特定には、中島ら [9] のブロガーの過去に投稿したエントリーに含まれるキーワードの頻度から算出されるマニア度を用いている。

河合ら [10] は、ユーザの各トピックに対する興味を表す特徴ベクトルとニュース記事がどのような感情のもとに書かれたかを表す感情ベクトルを計算することで、ニュース記事の推薦を行っている。ニュース記事の感情ベクトルは [5] と同様の共起情報に基づく数値化を行った感情辞書を用いて作成されている。また、すでにユーザが読んだニュース記事に含まれる単語の中から $tf \cdot idf$ 値の大きいものを興味のあるキーワードとし、その単語を含むニュース記事の感情ベクトルからそのトピックに対する興味を表す特徴ベクトルを作成している。興味のあるキー

ワードを用いて集められたニュース記事の中から、ニュース記事の感情ベクトルとユーザの特徴ベクトルとの類似度が閾値以上となるものを推薦している。

Mishne ら [11] は、ブログレビューから抽出したブロガーの映画に対する感情と映画の興行収入との因果関係を示している。上映初日から前後一か月の二か月の間に投稿された映画に関連するブログ記事から positive or negative での感情抽出、数値化がなされている。上映初日の前後で区別して、ブログ記事数と興行収入の相関やブログ記事数に感情極性も考慮した際の映画興行収入との相関が示されている。

2.4 HITS と相互強化型解析

HITS は、リンク構造を用いて Web 上に存在するページから良質な情報を多く含んだページを発見するリンク解析の手法である。解析は全 Web ページを対象とするのではなく、特定のクエリに依存したページ集合を対象とし、ページ集合を節点集合 V 、ページ間のリンクの集合を枝集合 E とするグラフ $G(V, E)$ 上での解析がなされる。良質な情報を多く含んだである Authority を発見する際に、同時に良質な情報を含んだページへの多くのリンクを持つページである Hub を考えることで、Authority と Hub の関係を利用した両者の発見が行われる。両者の関係は、

- 良い Authority は多くの良い Hub からリンクされている
- 良い Hub は多くの良い Authority へリンクしている

という相互強化関係である。節点は Authority, Hub としての度合いを表す Authority スコア, Hub スコアをもち、上述の相互強化関係により、各スコアはもう一方のスコアを用いて定義される。具体的には、節点 $i (i \in V)$ がもつ Authority スコアを a_i , Hub スコアを h_i として、次のように定義、定式化される。

$$a_q = \sum_{p:(p,q) \in E} h_p$$

$$h_p = \sum_{q:(p,q) \in E} a_q$$

上式では、Hub スコアの大きいページにリンクされるほど Authority スコアが大きくなり、Authority スコアの大きいページにリンクするほど Hub スコアが大きくなるので相互強化関係を満たしている。各スコアを初期化した後、この定義を用いてスコアの更新を繰り返す。最終的に収束した値が得られるスコアとなる。各スコアで大きい値のものがそのクエリでの Authority, Hub となる。

これまで HITS のように相互強化関係を利用した解析が多くなされてきたが、我々はこの解析を一般化して相互強化型解析と名づける。相互強化関係とは、

- ある性質 a を持つものは、性質 b を持つものから支持されている
- ある性質 b を持つものは、性質 a を持つものを支持している

というように二つの性質が互いの支持によって強化し合う関係のことを言う。この関係を利用した解析を相互強化型解析と呼ぶ。解析は二部グラフ $G(U, V, E)$ 上で行われる。性質 a, b に対

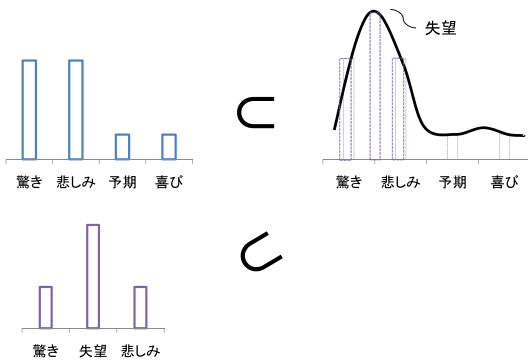


図 2 連続分布による離散分布の包含

応する 2 種類の特徴量を用意し、一方を U 内の各節点が持ち、もう一方を V 内の各節点が持つ。上述の相互強化関係により、各特徴量はもう一方の特徴量を用いて定義される。各特徴量は、定義式にもう一方の特徴量の現在の値を代入することで値を更新することができる。特徴量を初期化した後、更新を繰り返す、最終的に収束した値が得られる特徴量となる。HITS はグラフ $G(V, E)$ 上での解析手法であるが、Authority の集合 U_1 、Hub の集合 U_2 として、 $p \in U_1 \cap U_2$ となる場合には $p' \in U_1$ 、 $p'' \in U_2$ と区別することで、二部グラフ $G(U_1, U_2, E)$ 上での解析手法となる。また、相互強化関係を用いて各特徴量を定義していることから、HITS は実数値を用いた相互強化型解析手法とみなせる。

実数値を用いた相互強化型解析手法では表現力に限界があり、そのままでは分布を扱えない。そこで提案手法では、実数値を用いたものから分布モデルを用いた相互強化型解析へと拡張する。

3. 分布を用いた感情モデル

3.1 節では、抽象的なモデルとして分布感情モデルの説明を行う。また 3.2 節では分布感情モデルの具体化の例として、Web 文書に分布感情モデルを適用して、文書に含まれる感情を分布で表現する手法について説明する。

3.1 分布感情モデルの定義

従来モデルでは感情は基本感情への分類と各基本感情の強度による表現がなされていたが、分布感情モデルでは感情を分布で表現する。提案モデルは離散分布を用いてもよく、これは従来モデルの基本感情への分類と各基本感情の強度による表現の一般化ともなっている。このことから、分布感情モデルは従来モデルを包含するモデルとなっている。また、提案モデルで連続分布を用いると、どの問題にも適用できる汎用的なモデルとなる。従来モデルではモデルを適用した後で基本感情の取り方を変えることはできない。そのため、ある問題に適用できるモデルであったとしても、別の問題にそのモデルを適用できず、各問題に個別のモデルを適用することになる。しかしながら、連続分布は図 2 のように従来モデルの基本感情に相当する離散値を選ぶことで離散分布とでき、問題に応じて基本感情を選ぶことができる。

また、提案モデルでは、その感情を抱いた人ないしはその感情の対象となるものを特徴づけるために、感情を単体で扱うのではなくその感情を抱いた感情主とその感情の対象にあたる感情対象も含めて、(感情主, 感情対象, 感情分布) の三つ組として扱う。さらに、感情の時間による推移も考慮すると、(感情主, 感情対象, 感情分布, 時間) の四つ組でのモデル化することもできるが、今回は上述の 3 つ組を扱うことにする。

3.2 分布感情モデルの Web 文書への適用

Web 文書に含まれる感情の手がかりとして、感情を表す単語や句を用いる。本稿では、それらを感情語と呼ぶ。例えば「悲しい」「楽しい」という単語や「頭にきた」という句は感情語となる。以下の手順で Web 文書に含まれる感情から感情分布の作成を行う。

(手順 1) Web ページから感情語の抽出を行う

(手順 2) 抽出された感情語を感情ベクトルに変換する

(手順 3) 感情ベクトルを感情分布へ変換する

手順 1 では、文書中から感情辞書を用いて感情語を抽出する。手順 2 では感情辞書を用いて抽出した感情語を感情ベクトルへ変換することになるが、これは感情語を抽出したときに一緒に行うことができる。よって、手順 1 と手順 2 は実際には同時に実行されることになる。手順 3 では、感情ベクトルは離散分布で表現することができるので、離散値以外の部分のスコアも補間することで離散分布から連続分布へ変換する。以下で、感情辞書と離散分布の補間手法について説明する。

感情ベクトルは、Plutchik の感情モデル [2] に基づくものを与える。基本感情の組み合わせで複雑な感情を表現できることや感情の強度を扱えることが解析に都合がよいからである。基本感情となる「喜び」「受容」「恐れ」「驚き」「悲しみ」「嫌悪」「怒り」「予期」の八つの感情は図 1 のように平面で表現することができる。感情ベクトルはこの 2 次元平面上の大きさが 0 から 1 のベクトルとする。このベクトルは極座標表示すると、角度で感情カテゴリ、ベクトルの大きさが感情強度を表す。具体的には、以下の手順で感情辞書を構築する。

(1) 感情語を用意する

(2) (1) の感情語に感情ベクトルを与える

(3) WordNet を用いて、(1) の類義語にも感情ベクトルを与える

(1), (2) については、日英対照感情表現辞典 [13] に含まれる感情表現を感情語として、人手で感情ベクトルを与える。今回は 497 語を選出し用いた。(3) については、(2) で与えられたベクトルと同じ向きで大きさが 0.5 のベクトルを WordNet から得られる (1) の類義語にも与える。(3) で得られたものうち不適切だと思われるものは人手で取り除いた。最終的には、見出し語が約 3000 語からなる感情辞書を構築できた。作成された感情辞書の例を表 1 に示す。

上述の感情辞書を用いて作成される感情ベクトル s は、極座標表示を用いて $s = (r, \theta)$ と表せる。このとき、 r は感情強度を表すベクトルの大きさであり、 θ は感情カテゴリを表す角度である。これは、横軸が感情カテゴリ、縦軸が感情強度となる平面内で離散値 θ に対するスコアが r となる離散分布で表現で

表 1 感情辞書

見出し語	品詞	感情カテゴリ	感情強度
恐れる	動詞-自立	0	0.796
気に入る	動詞-自立	45	0.500
喜ぶ	動詞-自立	90	0.810
うきうき	副詞-一般	100	0.756
不愉快	名詞-一般	225	0.650
苦しい	形容詞-自立	260	0.580
ショック	名詞-一般	315	0.750
(心, 踊る)		90	0.880
(頭, に, くる)		180	0.860

きる。これは、角度 θ に対応するカテゴリのみに強度 r の感情があることに対応しているが、人間があるカテゴリの感情を持つ場合、それにごく近いカテゴリの感情もある程度持っていると考えるのが自然である。そこで、 θ の近傍の感情にも強度を与えて、元の離散分布を補間することで連続分布へ変換する。 θ に近ければ近いほど r により近い強度をもち、 θ から遠ければ遠いほど与えられる強度が 0 に近づいていくような補間が自然であると考えられる。このため、正規分布を用いた補間を行うことにした。正規分布 $N(\mu, \sigma^2)$ は平均 μ 、分散 σ^2 として次のようになる。

$$N(\mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

よって、 r, θ を用いて次のように μ', σ' を与えることで $N(\mu', \sigma'^2)$ は補間で用いる正規分布となる。

$$\mu' = \theta, \sigma' = \frac{1}{\sqrt{2\pi}r}$$

θ の定義域を $a \leq \theta < b$ とすると、補間で用いる $N(\mu', \sigma'^2)$ の定義域は $-\frac{b-a}{2} \leq x - \mu' < \frac{b-a}{2}$ となる。 $N(\mu', \sigma'^2) = f(x)$ として、補間による連続分布 $D_{interpolated}$ は次のようになる。

$$D_{interpolated} = \begin{cases} f(x-a+b) & (x-\mu' < -\frac{b-a}{2}) \\ f(x) & (-\frac{b-a}{2} \leq x-\mu' < \frac{b-a}{2}) \\ f(x+a-b) & (x-\mu' \geq \frac{b-a}{2}) \end{cases}$$

ただし $a \leq x < b$

上述の手法は 1 つの感情ベクトルを 1 つの感情分布へ変換する。文書中に複数の感情表現が存在する場合は、複数の感情分布が作成される。この場合は、それらの感情分布を集約して 1 つの感情分布で表現する。分布 $D_i = d_i(x)$ と分布 $D_j = d_j(x)$ の和を次のように定義する。

$$D_i + D_j = d_i(x) + d_j(x)$$

N 個の感情分布 $\{D_1, D_2, \dots, D_N\}$ から感情分布 D への集約は、上で定義した和を用いて次のように行う。

$$D = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_i$$

単純に和をとると、多くの感情分布を集約した感情分布ほど、各感情の強度が大きくなってしまふ。そこで集約に用いた感情分布の個数 N での正規化を行っている。

4. 分布モデルに対する感情解析手法

4.1 節では、実数値を用いた相互強化型解析手法から分布モデルを用いた相互強化型解析手法への拡張について説明する。4.2 節では、3 節のモデルを適用したデータに対する解析手法として、4.1 節で拡張した相互強化型解析を用いた感情解析手法について説明する。

4.1 相互強化型解析手法の拡張

実数値を用いた相互強化型解析手法の 1 つである HITS がランキング手法 [14] や Web コミュニティ抽出手法 [15] として応用されることから、相互強化型解析は有用な解析手法である。しかしながら、実数値を用いた相互強化型解析では、特徴量が実数値となるため、複数の属性からなる特徴量を与えることができない。このように、実数値による表現では限界があり、相互強化型解析手法をより汎用的な手法とするには実数値以外も扱うための拡張が必要である。例えば、ベクトルへの拡張が考えられ、特徴量がベクトルであれば、複数の属性を持つ特徴量を与えることも可能である。

我々は分布モデルを用いた相互強化型解析手法への拡張を行う。提案モデルでは感情を分布で表現しており、提案モデルを適用したデータに対して相互強化型解析を行うには、分布モデルを扱える必要があるからである。また、分布モデルはベクトルを離散分布として扱うことができるので、分布モデルを用いた拡張はベクトルを用いた拡張も包含しているとみなせる。今回、我々は分布表現された感情を扱うために分布モデルを用いた相互強化型解析を行うが、特徴量を分布ないし関数で表現する領域でも相互強化関係を見出すことで、この解析手法が適用できると考えられる。

4.2 分布モデルに基づく相互強化型感情解析手法

特異な感情表現をする感情主と、感情対象への人々が抱きやすい感情を求めるための手法として、分布モデルに基づく相互強化型感情解析手法 (Distribution-oriented Mutual Reinforcing Sentiment Analysis: DoMRSA) を提案する。

まず、提案モデルを適用したデータから、感情関係グラフを作成する。節点集合 V_S を感情主の集合、節点集合 V_O を感情対象の集合、枝集合 E を p の q に対する感情の分布 $D_{pq}(p \in V_S, q \in V_O)$ を持つ枝 (p, q) の集合として、グラフ $G(V_S, V_O, E)$ を作成することができる。具体例として、表 2 に示すモデルを適用したデータからは、図 3 に示す感情関係グラフが作成される。ここで、 V_S 内、 V_O 内に枝が存在しなければ、 $G(V_S, V_O, E)$ は二部グラフとなる。特に、感情対象が人のような感情を抱くものではなく、物や出来事のようなものだけである場合には二部グラフとなる。逆に、感情を抱くものが感情対象にもなっている場合には、 $p \in V_S \cap V_O$ となるが、 $p' \in V_S, p'' \in V_O$ として区別することも可能である。

次に、各特徴量の定義を行う。感情主 p 、感情対象 q に与える特徴量は次のようになる。

- x_p : 感情主 p がどれくらい特異な感情表現をしているかを特徴づける実数値
- Y_q : 感情対象 q が人々にどのような感情を抱かれやすい

表 2 モデルを適用したデータの例

感情主	感情対象	分布
p1	q1	D1
p1	q2	D2
p2	q1	D3
p2	q2	D4
p2	q3	D5
p3	q3	D6

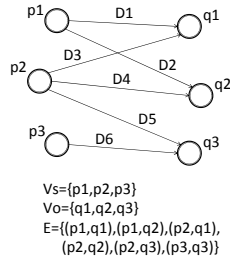


図 3 感情関係グラフの例

かを特徴づける分布

また、感情主に対する感情表現の特異さと感情対象に対する人々が抱きやすい感情の間には、次のような相互強化関係がある。

- 特異な感情表現をする感情主ほど、多くの感情対象について人々が抱きやすい感情と極端に異なる感情表現をしている
 - 感情対象に対して人々が抱きやすい感情は、特異な感情表現をしない多くの感情主の感情表現に近いものとなる
- この相互強化関係から、感情主 p が持つ特異さは、感情関係グラフ上で p に隣接するすべての感情対象 q に対して D_{pq} と Y_q との類似度から決まると考えられ、また、感情対象 q が持つ人々に抱かれやすい感情は、感情関係グラフ上で q に隣接するすべての感情主 p に対する D_{pq} と x_p から決まり、極端な感情表現をする感情主の感情ほど反映されないと考えられる。

この考えから、 $p \in V_S, q \in V_O, Out_p$ を p の出次数、 $sim(A, B)$ は分布 A と分布 B の類似度として、各特徴量を次のように定義する。

$$x_p = \frac{1}{Out_p} \sum_{q:(p,q) \in E} sim(D_{pq}, Y_q) \quad (1)$$

$$Y_q = \frac{\sum_{p:(p,q) \in E} \frac{D_{pq}}{x_p}}{\sum_{p:(p,q) \in E} \frac{1}{x_p}} \quad (2)$$

x_p は、 p に隣接するすべての q に対する D_{pq} と Y_q の類似度の平均となる。 x_p が感情主がする感情表現の特異さを表すので、 D_{pq} と Y_q が似ているほど sim は小さくなる必要がある。これには、Kullback-Leibler divergence を用いる。 $f(x), g(x)$ を分布として、次のようになる。

$$D_{KL}(f(x)|g(x)) = \int f(x) \log \frac{f(x)}{g(x)} dx$$

$D_{KL}(f(x)|g(x))$ は 0 以上の値をとり、似ている分布ほど 0 に近い値となることから、 $sim(f(x), g(x)) = D_{KL}(f(x)|g(x))$ とすることができる。また、 Y_q は、 q に隣接するすべての p に対する D_{pq} と x_p の逆数を掛けたものの平均となる。 x_p の逆数で重み付けすることで、特異な感情表現をしない感情主ほど重視されるものとなる。特徴量計算のアルゴリズムを Algorithm 1 に示す。

各特徴量を求めるには、初期化した後、上述の定義を用いて収束するまで更新を繰り返す。まず、 $x_i (1 \leq i \leq |V_S|)$ に対して次のような $x_i^{<0>}$ を与えることで初期化を行う。

Algorithm 1 Compute x_i, Y_j

Initialize each $x_i (1 \leq i \leq |V_S|)$ to be $x_i^{<0>}$
repeat
 Update each $Y_j (1 \leq j \leq |V_O|)$ by formula (2)
 Update each $x_i (1 \leq i \leq |V_S|)$ by formula (1)
 Normalize each $x_i (1 \leq i \leq |V_S|)$
until the change of each x_i is small

$$x_i^{<0>} = \frac{1}{|V_S|^2}$$

$Y_j (1 \leq j \leq |V_O|)$ には初期値を与えない。よって、定義を用いた更新は、 Y_j の更新、 x_i の更新の順に行われる。更新の際に、特徴量が発散しないためには正規化を行う必要がある。そこで、更新後の x_i に対しては次の式を満たすような正規化を行う。

$$\sum_{i=1}^{|V_S|} x_i^2 = 1$$

更新後の Y_j に対する正規化は行わない。 Y_j に対する積分値で正規化することを考えると、すべての D_{pq} に対する積分値が等しくなっていれば、すべての Y_j に対する積分値も等しくなるからである。更新を繰り返した後、最終的に収束した値が得られる特徴量となる。

ここで、収束することを前提としたアルゴリズムとなっているが、定性的に収束することは保証されていない。よって、実際には一定回数更新を繰り返し、 x の差分が十分小さくなったところで処理を終了することになる。

5. 評価実験

提案手法の評価のために、映画レビューサイトの各レビューに分布感情モデルを適用し、DoMRSA を用いた解析を行う。5.1 節では今回行った評価実験の内容と目的について説明する。5.2 節では今回の実験に用いたデータセットについて説明する。5.3 節では実験の結果を示し、それに対する考察を行う。

5.1 実験の内容、目的

評価実験では、DoMRSA を適用することで、すべての感情対象を考量した感情主の感情表現の特異さや平均をとるだけでは見えない感情対象に対する人々が抱きやすい感情が特定できるかについて評価を行う。今回の評価実験では、映画レビューを用いた実験を行う。上映が始まった初期の段階の映画やマイナー映画のようなレビュー数が少ない映画タイトルに対する人々が抱きやすい感情は、特異な感情表現をする人が少数存在するだけでも平均は大きく変化してしまうため、単純に平均をとるだけでは十分でないと考えられるからである。そこで、各映画タイトルに対するレビュー数が少ないデータセットを用意し、DoMRSA の出力とデータセットの平均との比較を行う。また、レビュー数が多ければ、少数の特異な感情表現をする人の影響は小さく考えられるので、収集したレビューに含まれる全レビューの平均との比較も行う。データセットは映画レビューサイトに投稿されているレビューから作成するが、特異な感情表現をするレビューがあまり存在しない可能性がある。

映像がすごい！

内容は、先が読めてしまう部分もありますが、話自体はしっかりしていたので楽しめました。

なにより、映像がすごく美しく、とてもリアルで本当に綺麗です。この映像だけでも見る価値があります！

図 4 映画レビューの例

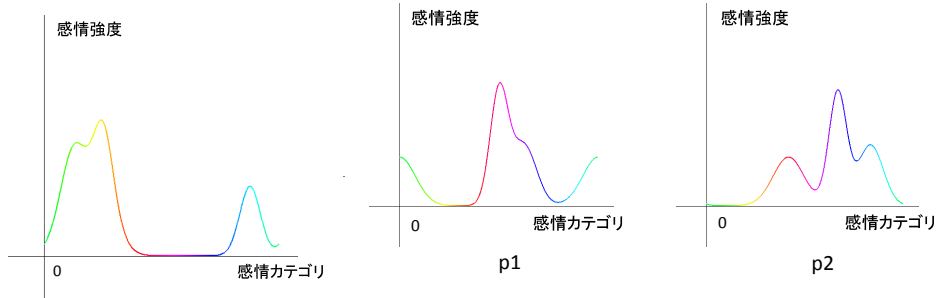


図 5 感情分布の例

そこで、映画レビューサイトに投稿されているレビューから作成したデータセットを用いた実験とともに、そのデータセットに我々が作成した特異な感情表現をするレビューを加えたデータを用いた実験も行う。なお、提案手法の評価は行うが、感情分布作成のための感情抽出手法とそれに用いた感情辞書の評価は行わない。よって、作成された感情分布はそのレビューの映画に対する感情を正しく表現していると仮定して、提案手法の評価を行う。

5.2 データセット

レビュー数の観点から、Yahoo!映画 [16] に投稿されているユーザレビューからデータセットの作成を行う。データの収集は、12月10日からの1週間の間行い、レビュー数 66055、映画タイトル数 773、レビュー数 194000 のデータを習得した。

収集したデータへの分布感情モデルの適用について説明する。まず、収集したレビューページに対して形態素解析を行い、全文を単語ごとに分割するとともに活用形になっている単語は基本形に変換しておく。形態素解析ツールには MeCab [17] を利用した。感情抽出には、文書中からの感情辞書の見出し語とマッチするものが見つければそれを抽出するという手法をとった。感情辞書の見出しには複数語からなる表現も含まれている。例えば、「頭にくる」という「怒り」の表現は、(頭, に, くる) の 3 語からなる見出し語として感情辞書に登録されている。そこで、5 語の window で文章の初めから順にマッチするものがあるかを調べる。window 内で見出し語の順番で出現した場合に、マッチしたと判定する。よって、3 語からなる感情語が window の 1, 2, 4 語目に出現する場合にもマッチしたと判定し、抽出する。マッチするものがなければ、1 語後方に window を進め、マッチする語があればその語の 1 語後方に window を進め処理を継続する。このとき、「～のせいでご機嫌ななめだ」という文章があった場合、見出し語「ご機嫌」と見出し語「ご機嫌ななめ」のどちらもマッチする。明らかに、「ご機嫌ななめ」とマッチするべきであるし、「ご機嫌」とマッチすると逆の感情を表してしまう。このことから、マッチした見出し語のうち最長のものを感情語として抽出する。抽出された感情語に対して 3.2 節の手法を用いることで感情分布を作成した。ただし、正規分布を用いた補間を行う際には、 θ ではなく 2θ を横軸にとった。これは、正規分布を用いた補間を調整するためであり、 2θ とすることでより近くの感情にだけ元の感情に近い強度を

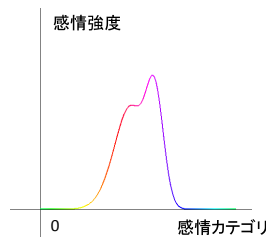


図 6 特異な感情表現をするレビュー

与えることにする。具体例として、図 4 に示す映画レビューからは、図 5 に示す感情分布が作成される。分布の色は、図 1 に対応している。

収集したレビューページからは、以上のようにして、レビュー数 6、映画タイトル数 18、レビュー数 98 からなるデータセットを作成した。また、データセットに加える特異な感情表現をするレビューとして、p1, p2, p3 の 3 人のレビューを作成した。作成した各レビューは、すべての映画タイトルに対して、図 6 に示す感情を示す。図 6 の感情には「怒り」や「嫌悪」が大きく現れている。ここでは、収集したレビューから作成されたデータだけを含むデータセットを D_{org} と表し、 D_{org} に作成した 3 人の特異な感情表現をするレビューを加えたデータセットを D_{pec} と表す。

5.3 結果と考察

今回の実験では、DoMRSa の更新回数を 20 回とした。20 回更新を行うことで、 x の差分は 10^{-5} 以下となり、十分小さくなることも確認された。

まず、 D_{org} に対して DoMRSa を適用した場合の比較を行う。レビューが持つ特徴量 x の最終的な値を表 3 に示す。各レビュー間での特徴量 x の大小関係はほぼ一致している。他のレビューに比べてある程度大きな x 値を特異な感情表現をするレビューが持っており、特異な感情表現をするレビューは容易に特定できる。また、映画タイトルが持つ特徴量 Y の最終的な値の一例を図 7 に示す。特徴量 Y は、 D_{org} の平均とさほど変わらない値になっている。これは、 x 値の大きいレビュー r3, r6 が、さほど特異な感情表現をしていないためであると考えられる。

次に、 D_{pec} に対して DoMRSa を適用した場合の比較を行う。レビューが持つ特徴量 x の最終的な値を表 4 に示す。新たに加えたレビューが他のレビューに比べて大きな x 値を持っている。よって、複数の映画タイトルに対して、特異な感情表現をするレビューが存在すれば、DoMRSa を適用することで、

表 3 感情表現の特異さ (D_{org})

レビュー	感情表現の特異さ
r1	0.1366
r2	0.2296
r3	0.5794
r4	0.1765
r5	0.2542
r6	0.7049

表 4 感情表現の特異さ (D_{pec})

レビュー	感情表現の特異さ
r1	0.0524
r2	0.0758
r3	0.2045
r4	0.0619
r5	0.0761
r6	0.2279
p1	0.4669
p2	0.4284
p3	0.6974

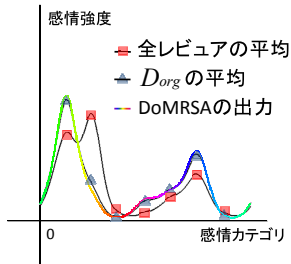


図 7 人々が抱きやすい感情 (D_{org})

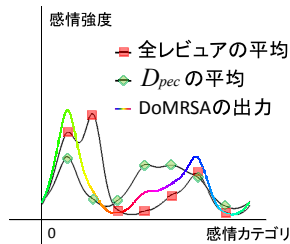


図 8 人々が抱きやすい感情 (D_{pec})

そのようなレビューを特定することができる。また、映画タイトルが持つ特徴量 Y の最終的な値の一例を図 8 に示す。提案手法の出力は、平均をとったものではなく、全レビューの平均に近いものとなっている。全レビューの平均には存在する「悲しみ」を表す部分のピークが、 D_{pec} の平均ではつぶれて見えなくなっている。しかしながら、特徴量 Y にはそのピークがよく表れている。よって、特異な感情表現をするレビューのために、平均をとるだけでは見えない人々が抱きやすい感情も、DoMRSA を適用することで、特定することができる。

今回の提案モデルでは、既存のモデルと同様に、それぞれの感情について正反対の感情が存在し、正反対の感情同士は加算したときに打ち消し合ってしまう。したがって、ある対象に対して「面白い」と感じた人達と「悲しい」と感じた人達が同じくらい存在するような場合と、ある対象について誰もが特に何の感情も抱かなかった場合を区別することが難しい。今回の評価実験では、このような場合の有用性は示せていない。

6. おわりに

感情解析に適した新しいモデルとして分布を用いたモデル、分布感情モデルを提案した。分布感情モデルは、感情を分布で表現することで、従来モデルを包含する汎用的なモデルとすることができた。また、提案モデルを適用したデータに対する相互強化型感情解析手法を提案した。DoMRSA を適用することで、すべての感情対象を考慮した感情主の感情表現の特異さや、平均ではとらえることのできない感情対象に対して人々が抱きやすい感情を特定することができた。今後の課題としては、5.3 節の最後で述べた問題を解決する解析手法を検討する。また、今回は分布モデルに基づく相互強化型解析を感情解析のた

めに用いたが、他領域への適用も考えられる。HITS のように実数値を用いた相互強化型解析手法は多く存在するが、今回提案した分布を扱う相互強化型解析手法はその一般化となっているので、実数値では表現しきれない複雑な問題への応用が期待される。

謝辞 本研究の一部は、NICT 委託研究「電気通信サービスにおける情報信憑性検証技術に関する研究開発」及び日本学術振興会特別研究員奨励費 (21・3998) の助成を受けたものである。ここに記して謝意を表します。

文 献

- [1] R. Plutchik, "The Multifactor-Analytic Theory of Emotion," *Psychology* Vol. 50, pp. 153-171, 1960.
- [2] R. Plutchik, "The nature of emotions," *American Scientist*, Vol. 89, Iss. 4; pp. 344-350, 2001.
- [3] C. E. Izard, *The Face of Emotion*. Appleton-Century-Crofts, 1971.
- [4] P. Ekman, W. V. Friesen (工藤力訳), *表情分析入門 表情に隠された意味をさぐる*. 誠信書房, 1987.
- [5] 熊本忠彦, 河合由起子, 田中克己, "テキスト印象マイニング手法の開発と評価," *WebDB Forum 2009*, 2009.
- [6] David B. Bracewell, "Semi-Automatic Creation of an Emotion Dictionary Using WordNet and its Evaluation," In *Proceedings of 2008 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems*, pp. 1385-1389, 2008.
- [7] G. Miller, "Nouns in WordNet: A lexical inheritance system," *International Journal of Lexicography*, Vol. 3, No. 4, pp. 245-264, 1990.
- [8] <http://kizasi.jp/>
- [9] 中島 伸介, 稲垣 陽一, 草野 奉章, "ブロガーの熟知度に基づいたプログラミング方式の提案," 第 19 回データ工学ワークショップ (DEWS2008) 論文集, B10-6, 2008.
- [10] Yukiko Kawai, Tadahiko Kumamoto, and Katsumi Tanaka, "Fair News Reader: Recommending News Articles with Different Sentiments Based on User Preference," *KES 2007/WIRN 2007, Part I, LNAI 4692*, pp. 612-622, 2007.
- [11] G. A. Mishne and N. Glance, "Predicting Movie Sales from Blogger Sentiment," In *Proceedings of AAAI Spring Symposia 2006 on Computational Approaches to Analysing Weblogs*, pp. 155-158, 2006.
- [12] J. M. Kleinberg, "Authoritative sources in a hyperlinked environment," *Journal of the ACM (JACM)*, 46(5), pp. 604-632, 1999.
- [13] 稗島 一郎, *日英対照感情表現辞典*. 東京堂出版, 1995.
- [14] 近藤 光正, 森田 哲之, 田中 明通, 内山 匡, "HITS に基づく Wikipedia ランキングアルゴリズムとユーザ履歴を用いた個人適応型クエリ推薦," *電子情報通信学会第 19 回データ工学ワークショップ論文集*, 2008.
- [15] 大塚 浩司, 大町 真一郎, 阿曾 弘具, "HITS アルゴリズムに基づく階層性を考慮したウェブコミュニティの抽出," *電子情報通信学会論文誌 D*, vol. J90-D, no. 12, pp. 3161-3169, 2007.
- [16] <http://movies.yahoo.co.jp/>
- [17] T. Kudo, K. Yamamoto, and Y. Matsumoto, "Applying conditional random fields to Japanese morphological analysis," In *Proceedings of EMNLP*, pp. 230-237, 2004.