

## Web ニュース記事からの喜怒哀楽抽出

熊本 忠彦<sup>†</sup>  
kuma@nict.go.jp

田中 克己<sup>†,††</sup>  
ktanaka@i.kyoto-u.ac.jp

<sup>†</sup> 独立行政法人情報通信研究機構 けいはんな情報通信融合研究センター メディアインタラクショングループ  
〒619-0289 京都府「けいはんな学研都市」光台 3-5  
<sup>††</sup> 京都大学 大学院 情報学研究科 社会情報学専攻  
〒606-8501 京都府京都市左京区吉田本町

概要：言葉はイメージであり，明示的な意味のほかにも，様々なニュアンスを伝える．本稿では，言葉が伝えるイメージの中に，喜怒哀楽に関する情報がどの程度含まれているのかということをも単語レベルで調べ，その結果に基づいて，単語と喜怒哀楽との対応関係を示す「感情辞書」を構築する．また，この感情辞書を用いて，Web ニュース記事に込められている喜怒哀楽の程度を読み手側の立場で推定する手法を提案し，Yahoo ニュース記事（100 件）を用いた被験者実験（50 名）により，その有効性を検証する．なお，提案手法において，喜怒哀楽及びその程度は，2 つの感情尺度「悲しい—うれしい」，「怒る—喜ぶ」に対する評価値（0~1 の実数値）という形で記述され，その値は，入力記事に現れる単語（普通名詞，サ変名詞，動詞，形容詞，カタカナ）の種類から求められる．

## Extracting Feelings from Newspaper Accounts on the Web

Tadahiko Kumamoto<sup>†</sup>

Katsumi Tanaka<sup>†,††</sup>

<sup>†</sup> National Institute of Information and Communications Technology  
3-5, Hikari-dai, Kansai Science City, Kyoto 619-0289, Japan

<sup>††</sup> Kyoto University  
Yoshida-Honmachi, Sakyo-ku, Kyoto, Kyoto 606-8501, Japan

Abstract: Words are a collection of concepts and transmit not only their explicit meanings but also various nuances. In information transmitted by words, various feelings may be involved. In this article, we propose a method of extracting information on two kinds of feelings from newspaper accounts on the Web and determining strength of the feelings extracted. The feelings that we target in this article are ones denoted by two scales of “sad—glad” and “angry—pleased,” and their strength is represented by a real number between 0 and 1. We also propose a method of automatically constructing an emotional dictionary that represents a relationship between words and feelings to be caused by the words. We compare the results that 50 people estimated 100 articles collected from the Yahoo News site with the results that our feeling extraction method estimated the 100 articles using the emotional dictionary which our dictionary construction method automatically constructed from databases of newspaper accounts, and evaluate performance of the proposed methods.

### 1 まえがき

人と人，人と対話システムとのコミュニケーションにおいて，情報発信者（話し手，書き手）から情報受信者（聴き手，読み手）に伝達される情報のうち，「もの」，「行為」，「状態」といった命題や「信念」，「意図」といった情報発信者の命題に対する態度に関しては，発話行為論 [1] やプラン認識 [2] の枠組みで古くから研究されている．また，情報発信者の「感情（喜び，悲しみ，嫌悪，期待など）」を推定するための研究 [3, 4, 5, 6] も近年盛んに行われている．しかしながら，伝達される情報の中にどのような感情がどの程度含まれているのか，という観点からの研究は

まだ少ない．

我々が最終的に実現したいシステムは，テキスト（新聞記事，メール，日記，Web ページ等）を介して情報受信者に伝達される感情の種類と程度を推定する，というものであり，コストと実用性の観点から，以下の仕様を満たす必要があると考えている．

(1) 感情辞書を自動構築できる．

本稿では，テキストの構成要素（特に単語）と感情との対応関係を表すようなものを感情辞書と呼ぶ．そのような辞書を構築する際に作業者の判断を必要とする方法は，一般に高コストであり，i) テキストを介して伝達される感情には個人差がある，ii) 作業者の性格，体調，気分によって判断基準が変動する，iii) 辞書の再構築や部分修正といったメンテナンス

が容易でない、といった問題を生じることから、辞書の自動構築は必須といえる。

(2) 任意の感情をその程度とともに抽出できる。

推定可能な感情の種類を限定した方法では、システムの用途が限られてしまう。推定したい感情の種類は、応用分野によっても異なるし、その時々状況によっても異なることから、任意の感情を抽出できる枠組みでの手法の提案が必要とされる。また、それぞれの感情がどの程度伝達されるのかを数値で示すことにより、抽出された複数の感情の中から特徴的な感情を決定することが可能になると考えられ、実現すべき課題といえる。

(3) 正解データ(学習データ)を必要としない。

テキスト構成要素と感情との対応関係を明示的に示す正解データを人手で作るための方法論[7]も論じられているが、仕様(1)の議論で述べたような問題が生じるうえ、任意の感情すべてに対し、あらかじめ正解データを用意することはできない。したがって、正解データを必要としない、教師なし学習の枠組みでの手法の提案が要求される。

さて、本稿では、以上のようなシステム構築への第一歩として、Web ニュース記事(テキストのみ)を対象に、記事に含まれている様々な感情のうち、喜怒哀楽という基本的な感情に的を絞って、感情推定手法を提案する。具体的には、日経新聞全文記事データベース(1990年版~2001年版の12年間分)[8]に現れる単語(普通名詞、サ変名詞、動詞、形容詞、カタカナ<sup>\*1</sup>)と「悲しい—うれしい」、「怒り—喜ぶ」という2つの感情尺度(感情語の対からなる評価尺度であり、0~1の実数値をとる)との対応関係を定量化し、感情辞書に登録するための手法、ならびにこの感情辞書を用いて、Web上のニュースサイトから獲得される記事の、2つの感情尺度における評価値を決定するための手法を提案する。また、提案手法の性能を評価するために、Web上のYahoo ニュース<sup>\*2</sup>から記事100件を収集し、各記事に対して被験者50人が決定した感情尺度値と提案手法が算出した感情尺度値を比較することにより、その有効性を検証する。

以下、2章で関連研究との比較を通して、本研究の位置づけを行い、3章で感情辞書構築手法ならびに記事の感情尺度値決定手法を提案する。4章で提案手法の性能を評価し、その有効性を検証する。最後に、5章で本稿のまとめと今後の課題について述べる。

## 2 関連研究との比較

情報システムでの利用を前提とした、感情に関する研究としては、情報発信者(話し手、書き手)の感情推定に関する研究が最も盛んである。これらの研究は、人とシステム(例えばロボットやアバターなど)とのコミュニケーションやEメールや携帯メー

ル、チャットシステムを介した人どうしのコミュニケーションをより円滑にするための手段として、研究されている。例えば、ユーザの音声発話から韻律などの音声的特徴を抽出し、特定の感情(例えば「怒り」、「喜び」、「悲しみ」、「平常」、「笑い」、「興奮」)を推定するようなシステムは、すでに商用化の段階に入りつつある[6]。音声的特徴以外にも、「えー?」、「あーあ」、「あれ?」、「なんで?」などの独り言を音声認識したり、キーボード入力された口語文から特定の感情表現(フェイスマークや終助詞、間投詞など410個の感情表現が定義されている)を抽出することにより、情報発信者の感情を3つの感情尺度(「受容—拒否」、「余裕—焦り」、「快—不快」)で構成された感情空間に布置するシステム[3]や、ユーザの顔表情を3次元曲面形状計測装置を用いて測定し、あらかじめ辞書登録されている「喜び」、「怒り」、「悲しみ」、「驚き」、「恐れ」、「嫌悪」の表情パターンとのパターンマッチングによって、ユーザの感情を推定するシステム[4]など、様々なメディアから情報発信者の感情を推定しようという試みがなされている。これらの研究は、我々が感情推定の材料とする単語(普通名詞、サ変名詞、動詞、形容詞、カタカナ)を利用していない。したがって、我々の提案手法と相補的な位置関係にあるといえる。一方、情報発信者の感情を推定しようという試みの中には、我々と同様、発話文中に出現する単語の好感度[10](話者が単語の指し示す対象もしくは単語そのものが好きか嫌いかを示す値)を用いて、話者の感情(「喜び」、「楽しみ」、「期待」、「受容」、「悲しみ」、「嫌悪」、「怒り」、「恐れ」、「後悔」、「不安」)を推定するシステム[5]も提案されているが、単語の好感度を人手で付与する、といった作業が必要であり、仕様(1)を満たしていない。また、感情推定にif-thenルールを採用しているため、他の感情への拡張にはルール全体の再設計を必要とし、仕様(2)を満たすのは難しい。

情報発信者が書いたテキスト(例えば映画評論やブックレビュー、商品アンケート)から評判や評価を抽出するという研究がある。例えば、Turneyは、各種レビューを「recommended」か「not recommended」に分類する手法[11]を提案している。彼の手法は、入力テキストから特定パターン(例えば「形容詞+名詞」や「副詞+形容詞+名詞以外」など)のフレーズを抽出し、各フレーズと参照語「excellent」および「poor」との相互情報量[12]をそれぞれ求め、差を取ることで、各フレーズのSemantic Orientation(SO)を決定している。そして、全フレーズのSOを平均することにより、入力テキストのSOを求め、「recommended」か「not recommended」かを決定している。彼の手法で特徴的なのは、レビューのSOを特定の2単語「excellent, poor」との対応関係を調べることで算出したという点と、その対応関係を、感情辞書の類を参照するのではなく、

<sup>\*1</sup> 本稿で用いられる文法用語は、汎用日本語形態素解析システム juman[9] で用いられている用語に準じている。

<sup>\*2</sup> <http://dailynews.yahoo.co.jp/fc/>

AltaVista Advanced Search engine\*<sup>3</sup> におけるヒット数\*<sup>4</sup> を用いて調べたという点にある。この手法は、仕様(1)を満たしているが、「recommended—not recommended」という1つの感情尺度に対するヒューリスティックな方法であるため、仕様(2)を満たすのは難しい。

一方、入力テキストをいくつかの感情クラスに分類するというタスクは、テキスト分類の一種ともいえる。より少ない正解データを用いて、より高精度な分類器を作成するための研究[13, 14]が数多くなされているが、それなりの数の正解データを必要とし、仕様(3)を満たしていない。しかしながら、今回の提案手法で得られる出力を、ノイズつきではあるが正解データとして扱い、より高精度な感情推定を実現することは十分可能と考えられる。この点に関しては、今後の課題としたい。

### 3 感情抽出手法の提案

本章では、新聞記事データベース中の記事に現れる単語の感情尺度値と重みを算出する手法、ならびにWebニュースサイトから得られる記事の感情尺度値を決定する手法を提案する。

#### 3.1 設計方針

仕様(1)で述べたように、単語と感情尺度との対応関係を示す感情辞書を自動構築するというのが大前提である。また、仕様(3)で述べたように、正解データを必要としない、教師なし学習に基づく手法を提案する必要がある。したがって、Turney[11]が提案したように、何らかのヒューリスティックな知識を導入し、辞書の自動構築を実現することにする。しかしながら、仕様(2)で述べたように、特定の感情尺度を対象とするのではなく、任意の感情尺度を設定できるようにする必要があることから、感情尺度の種類に依存しない手法でなければならない。そこで、我々は、新聞記事データベースを知識源として利用することにし、「感情語  $e$  を含む記事はその感情語が表す感情を伝達する」という仮定のもと、新聞記事データベースに現れる各単語が感情尺度を構成する2つの感情語のどちらと、より高い確率で共起するか、という観点で手法の設計を行うことにする。

#### 3.2 対象とする新聞記事データベースの諸元

本稿では、新聞記事データベースとして、日経新聞全文記事データベース[8]の1990年版から2001年版までを用いることにし、その記事データを感情辞書構築の材料とした。各年版には、17万前後の記事(約200MB)が含まれており、12年間分で200万強の記事が得られた。また、各年版における感情語「悲しい」、「うれしい」、「怒る」、「喜ぶ」を含む記事の数

表1 感情語を含む記事の数

感情語	悲しい	うれしい	怒る	喜ぶ
1990年版	213	844	238	985
1991年版	217	835	263	906
1992年版	111	664	187	694
1993年版	126	638	199	643
1994年版	114	648	185	593
1995年版	180	885	268	790
1996年版	179	958	298	766
1997年版	168	924	252	779
1998年版	162	930	289	833
1999年版	140	898	248	755
2000年版	156	951	226	739
2001年版	146	945	199	746
合計	1,912	10,120	2,852	9,229

は表1のとおりであった。

#### 3.3 感情辞書の自動構築

感情辞書には、各単語(普通名詞、サ変名詞、動詞、形容詞、カタカナ)の感情尺度値とその重みが登録される。感情尺度値は、単語が感情尺度を構成する2つの感情語のどちらと共起する確率が高いかを示す指標であり、以下のようにして求められる。

$y$ 年版に掲載された記事のうち、感情語  $e$  を含む記事の数を  $N(y, e)$ 、感情語  $e$  と対象語  $w$  を同時に含む記事の数を  $N(y, e&w)$  とすると、感情語  $e$  が現れたときに、対象語  $w$  も現れる確率  $P(y, e, w)$  は、

$$P(y, e, w) = \frac{N(y, e&w)}{N(y, e)}$$

と表される。ここで、対象語  $w$  の感情語  $e_1$  に対する出現確率  $P(y, e_1, w)$  と感情語  $e_2$  に対する出現確率  $P(y, e_2, w)$  の比  $R(y, e_1, e_2, w)$  を、以下の式で計算することにより、対象語  $w$  が感情語  $e_1$  と  $e_2$  のどちらと共起する確率が高いかを示す指標とする。

$$R(y, e_1, e_2, w) = \frac{P(y, e_1, w)}{P(y, e_1, w) + P(y, e_2, w)}$$

但し、分母が0となる場合は、便宜的に  $R(y, e_1, e_2, w) = 0$  として処理することにする。

この  $R(y, e_1, e_2, w)$  を各年版ごとに求め、以下の式を用いて平均することにより、対象語  $w$  の感情尺度「 $e_1$ — $e_2$ 」における値  $S(e_1, e_2, w)$  を求めている。

$$S(e_1, e_2, w) = \frac{\sum_{y=1990}^{2001} R(y, e_1, e_2, w)}{\sum_{y=1990}^{2001} T(y, e_1, e_2, w)}$$

if  $N(y, e_1&w) > 0$  or  $N(y, e_2&w) > 0$   
then  $T(y, e_1, e_2, w) = 1$

otherwise

then  $T(y, e_1, e_2, w) = 0$

\*<sup>3</sup> <http://www.altavista.com/sites/search/adv>

\*<sup>4</sup> 相互情報量の計算に必要な *phrase* と「excellent, poor」との共起頻度を、NEAR オペレータを用い、クエリ「*phrase* NEAR excellent」もしくは「*phrase* NEAR poor」に対するヒット数として得ている。

表2 感情尺度「悲しい—うれしい」と共起の高い単語

対象語		感情尺度値	重み
死	普通名詞	0.839	1.170
犠牲	普通名詞	0.804	1.048
離婚	サ変名詞	0.805	0.877
追悼	サ変名詞	0.875	0.861
亡くす	動詞	0.801	0.997
死亡する	動詞	0.822	0.880
悲しい	形容詞	0.986	1.535
不幸だ	形容詞	0.801	0.949
レヴィ	カタカナ	0.857	0.346
スピルバーグ	カタカナ	0.811	0.302
笑み	普通名詞	0.162	1.083
五輪	普通名詞	0.159	1.212
製造	サ変名詞	0.197	1.086
悲鳴	サ変名詞	0.049	1.228
勝てる	動詞	0.097	1.060
販売する	動詞	0.189	1.104
好調だ	形容詞	0.189	1.144
うれしい	形容詞	0.068	1.858
バラエティー	カタカナ	0.175	0.806
パー	カタカナ	0.129	0.843

表3 感情尺度「怒る—喜ぶ」と共起の高い単語

対象語		感情尺度値	重み
怒り	普通名詞	0.926	1.135
野党	普通名詞	0.817	1.015
抗議	サ変名詞	0.850	0.958
検察	サ変名詞	0.803	0.799
怒る	動詞	0.985	1.611
しかる	動詞	0.812	1.012
バカだ	形容詞	0.817	0.901
無責任だ	形容詞	0.801	0.706
ヤジ	カタカナ	0.861	0.625
ワヒド	カタカナ	0.938	0.416
好評	普通名詞	0.194	1.104
手放し	普通名詞	0.016	1.128
歓迎	サ変名詞	0.190	1.060
誘致	サ変名詞	0.173	1.072
オープンする	動詞	0.175	1.088
喜ぶ	動詞	0.048	1.840
満足げだ	形容詞	0.139	0.827
割安だ	形容詞	0.152	0.879
パーディー	カタカナ	0.150	0.645
バイオ	カタカナ	0.154	0.697

関数  $T(y, e_1, e_2, w)$  を導入することにより、対象語  $w$  が出現しなかった年を分母から除外している。これは、単語によっては出現する年が限られており、しかしながら、出現する場合には特定の感情語との結びつきが強いもの（例えばオリンピック関連用語）も見受けられることから、導入されている。

一方、対象語の中には、出現する年や出現頻度が多いものもあれば、少ないものもある。そこで、感情尺度値  $S(e_1, e_2, w)$  に対する重み  $M(e_1, e_2, w)$  を以下のように定義し、対象語  $w$  と感情語  $e_1, e_2$  とが共起した年数と頻度の総和（12年間分）に応じて、増減するように設計した。

$$M(e_1, e_2, w) = \log_{12} \sum_{y=1990}^{2001} T(y, e_1, e_2, w) \\ \times \log_{144} \sum_{y=1990}^{2001} (N(y, e_1 \& w) + N(y, e_2 \& w))$$

以上の方法で構築された感情辞書の一部を表2、表3に示す。表2と表3には、感情尺度「悲しい—うれしい」、「怒る—喜ぶ」に対する値が0.8以上の単語及び0.2以下の単語の中から、重みの大きい上位2単語を各品詞（品詞細分類）ごとに抜き出し、示している。また、表4には、今回構築した感情辞書に登録されている単語の数、ならびに各単語と感情語との共起頻度の和が示されている。

### 3.4 記事の感情尺度値を決定する手法の提案

記事  $TEXT$  が入力されたら、汎用日本語形態素解析システム juman[9] を用いて、形態素解析し、記事に含まれる単語（普通名詞、サ変名詞、形容詞、動詞、カタカナ）の種類を調べる。次に、感情辞書を用いて、各単語の感情尺度値  $S(e_1, e_2, w)$  と重み  $M(e_1, e_2, w)$  を得、以下の式を用いて記事の感情尺度値  $O(e_1, e_2, TEXT)$  を算出する。

$$O = \sum_{TEXT} S \times |2S - 1| \times M / \sum_{TEXT} |2S - 1| \times M$$

但し、 $|2S - 1|$  は、感情尺度値  $S$  の値に依存する傾斜配分であり、 $S$  の値が0.5（感情尺度値の中間値）に近いほど0に近づき、0もしくは1に近いほど1に近づく関数として設計した。記事に現れる単語の多くは、感情尺度と関係のない一般的な単語（感情尺度値は0.5に近い値をとる）と予想されるが、このような一般的な単語が  $O$  式の平均操作に及ぼす悪影響を取り除くために、以上のような傾斜配分を導入した。

## 4 性能評価

提案手法の性能を評価するために、Web上のニュースサイト（Yahoo ニュース）から記事100件を収集し、各記事に対して被験者50人（20代から60代の女性30名、男性20名）が決定した感情尺度値と提案手法が算出した感情尺度値を比較する。ここで、収集された記事のジャンル別記事数を表5に示す。

まず、被験者に「もし自分がアナウンサーになっ

表 4 感情辞書に登録された単語の諸元

(a) 感情尺度「悲しい—うれしい」の場合			
	異なり数	共起頻度	
		悲しい	うれしい
サ変名詞	6,742	35,909	195,510
普通名詞	23,114	122,899	715,782
動詞	13,503	66,969	483,990
形容詞	3,244	18,824	153,212
カタカナ	17,683	29,322	37,624
合計	64,286	273,923	1,586,118

  

(b) 感情尺度「怒る—喜ぶ」の場合			
	異なり数	共起頻度	
		怒る	喜ぶ
サ変名詞	7,013	39,125	238,390
普通名詞	23,675	127,919	799,663
動詞	14,228	71,995	544,829
形容詞	3,263	19,599	157,231
カタカナ	17,750	29,723	38,413
合計	65,929	288,361	1,778,526

表 5 性能評価に用いた記事のジャンル別記事数

社会	27	海外	11
スポーツ	19	経済	7
政治	16	産業	7
地域	13	合計	100

て、かつ感情を込めて記事を読み上げるとしたら、どのような感情を込めるか？このとき、様々な感情を込めることが予想されるが、そのうち、喜怒哀楽という感情に関しては、どの程度の感情を込めるのか？という教示を行い、1つの記事に相反する感情が含まれている場合には、メインと思われる方を優先するよう説明した。

被験者は、各記事を順に読み、2つの評価尺度「悲しそうに（5点） どちらかといえば悲しそうに（4点） 中間/どちらともいえない/どちらでもない（3点） どちらかといえばうれしそうに（2点） うれしそうに（1点）」と「怒りを込めて（5点） どちらかといえば怒った感じで（4点） 中間/どちらともいえない/どちらでもない（3点） どちらかといえば喜びを込めて（2点） 喜びを込めて（1点）」を用いて5段階評価を行った。評価結果の例として、評価尺度「悲しそうに—うれしそうに」に関し、最も標準偏差が高かった記事（1.03）とその記事に対する得点の分布を表6に示す。

次に、3.3節で述べた方法で、日経新聞全文記事データベース（12年間分）から感情辞書（感情尺度「悲しい—うれしい」、「怒る—喜ぶ」）を構築し、3.4節の手法を用いて各記事に対する感情尺度値を求めた。そして、この感情尺度値と被験者50人が決定

表 6 標準偏差の最も高かった記事とその得点分布

(a) 記事 No.62 (ジャンル「社会」)	
京都府舞鶴市志高の国道175号で、由良川からあふれた水のために観光バスが立ち往生し、バスの屋根に避難していた「兵庫県市町村職員年金者連盟豊岡支部」のメンバーら37人の救助が21日午前6時過ぎ、始まった。同市災害対策本部によると、同6時30分に海上自衛隊が37人全員の無事を確認、同8時24分に全員を救助した。海上保安庁のヘリコプターなどが、バスの乗客以外にも、電柱につかまっていたり、民家の屋根に乗って救助を求めたりしている人を発見、同8時15分までに11人を救助した。海上自衛隊のヘリコプターは午前6時12分にバスの屋根に乗っている乗客らを発見、腰まで水につかっていたという。海上保安庁第8管区海上保安本部によると、午前6時30分ごろ、同庁のヘリコプターが電柱につかまっていた男性を救助した。北約5キロの大川橋東詰めからゴムボートで現場に向かった海上自衛隊員は同6時20分、女性1人を救出した。ヘリコプターで救助された人は、舞鶴市の西運動広場などに運ばれ、午前6時45分、最初の男性2人が到着、舞鶴赤十字病院に運ばれた。	
(読売新聞) - 10月21日10時7分更新	

(b) 得点分布

得点	5点	4点	3点	2点	1点
被験者数	4	13	16	15	2

表 7 被験者の感情尺度値と提案手法の感情尺度値の比較

感情尺度	悲しい	怒る
	うれしい	喜ぶ
一致数	2,614	3,046
一致率	52.3%	60.9%
チャンス率	48.3%	48.9%
最高一致率（理論値）	74.6%	77.1%
最低一致率（理論値）	1.6%	0.7%

した感情尺度値とを比較した。但し、提案手法が出力する感情尺度値が0.570以上のときを「悲しそうに/どちらかといえば悲しそうに」、「怒りを込めて/どちらかといえば怒った感じで」、0.343以下のときを「どちらかといえばうれしそうに/うれしそうに」、「どちらかといえば喜びを込めて/喜びを込めて」、それ以外のときを「中間/どちらともいえない/どちらでもない」と3段階に設定し、被験者の得点も「5/4点」、「3点」、「2/1点」の3段階評価に変換して、比較した。両方の感情尺度値が一致した数（一致数）とその割合（一致率）、ならびに最多クラス（いずれの感情尺度においても「中間」クラスが最多であった）を常に出力する場合の一致率（チャンス率）、各記事ごとに最多クラス/最少クラスを出力する場合の一致率（最高一致率/最低一致率）を表7にまとめる。なお、閾値は実験的に設定した。

表7から、感情尺度「怒る—喜ぶ」に対する一致率は、チャンス率に比べ12ポイント高く、単語レベルの出現確率、共起確率を用いた比較的単純な手法にしては、高い性能を得ていることがわかる。一方、感情尺度「悲しい—うれしい」に対する一致率は、チャンス率をわずかに上回っているにすぎず、良好な結果とは言えない。しかしながら、いずれにせよ、実用レベル（一致率90%以上）には程遠い。ただ、理論上の最高一致率が74.6%、77.1%であることを考えると、単に感情推定手法を複雑にすればよいというものではなく、ユーザの知識や感性（性格やし好、興味など）、状態（気分や体調など）、そして購読環境（場所や時間帯、購読履歴など）に応じた処理が必要であることは明らかであり、今後の課題とする。

## 5 まとめ

本稿では、Webニュースサイトから得られる記事の喜怒哀楽を2つの感情尺度「悲しい—うれしい」、「怒る—喜ぶ」に対する評価値（0~1の実数値）として出力する手法を提案した。すなわち、単語（普通名詞、サ変名詞、形容詞、動詞、カタカナ）と感情尺度の対応関係を示す感情辞書を自動構築するための手法と、この感情辞書を用いて、入力記事の感情尺度値を決定する手法を提案した。

感情辞書の構築に際しては、辞書の自動構築、任意の感情尺度への対応、教師なし学習の3点を実現するために、「感情語  $e$  を含む記事はその感情語が表す感情を伝達する」という仮定のもと、ある単語が感情尺度を構成する2つの感情語のどちらと、より共起しやすいかを定式化した。

今後は、今回得られた評価結果を解析することにより、より高精度な感情推定手法の開発を進めるとともに、ユーザへの個人適応を視野に、記事と感情との対応関係に及ぼす要因を調べていきたい。特に、同じ記事でも読む順番（例えば、悲しい記事の後に読む場合とうれしい記事の後に読む場合など）や話題の新規性（続報か第一報か、など）によって、伝達される感情に違いが生じる可能性があるという点に着目し、ユーザの購読履歴を管理し、活用する手法を設計していきたい。また、音楽や画像などのマルチメディアコンテンツに対して行われている、感情や印象を抽出する研究[15, 16, 17]と融合することにより、より汎用的な感情推定手法を開発したいと考えている。

## 参考文献

- [1] 山梨正明, 発話行為, 大修館書店, 東京, 1986.
- [2] J.F. Allen and C.R. Perrault, Analyzing Intention in Utterances, Artificial Intelligence, Vol.15, pp.-143-178, 1980.
- [3] 福井美佳, 芝崎靖代, 笹氣光一, 竹林洋一, コミュニケーション支援のための個人情報公開システム (PIP), 情処研報, ヒューマンインタフェー

ス64-8, pp.43-48, 1996.

- [4] 倉石英俊, 柴田義孝, 個人モデルを用いた表情分析/合成による感情通信システム, 情処研報, マルチメディア通信と分散処理 74-14, pp.79-84, 1996.
- [5] 松本和幸, 黒岩眞吾, 任福継, 感情計測システムについて, 信学技報, NLC2003-10, pp.55-60, 2003.
- [6] 日本 SGI 株式会社プレスリリース, [http://www.sgi.co.jp/newsroom/press\\_releases/2004/sep/st.html](http://www.sgi.co.jp/newsroom/press_releases/2004/sep/st.html)
- [7] 古塩貴行, 徳久雅人, 村上仁一, 池原悟, 情緒注釈付き対話コーパスの誤り分析, 第18回人工知能学会講演論文集, No.2G3-02, pp.1-4, 2004.
- [8] 日経全文記事データベース DVD-ROM 版, 1990-1995年版, 1996-2000年版, 2001年版, 日本経済新聞社.
- [9] 黒橋禎夫, 長尾真, 日本語形態素解析システム JUMAN version 3.61, <http://pine.kuee.kyoto-u.ac.jp/nl-resource/juman.html>, 1999.
- [10] 目良和也, 市村匠, 相沢輝昭, 山下利之, 語の好感度に基づく自然言語発話からの情緒生起手法, 人工知能学会論文誌, Vol.17, No.3, pp.186-195, 2002.
- [11] Peter D. Turney, Thumbs Up or Thumbs Down? Semantic Orientation Applied to Un-supervised Classification of Reviews, Proc. of the Conference on Association for Computational Linguistics, 2002.
- [12] Kenneth W. Church and Patrick Hanks, Word Association Norms, Mutual Information, and Lexicography, Computational Linguistics, Vol.16, Issue 1, pp.22-29, MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1990.
- [13] 永田昌明, 平博順, テキスト分類 —学習理論の「見本市」, 情報処理, Vol.42, No.1, pp.32-37, 2001.
- [14] 塚本浩司, 颯々野学, AdaBoost と能動学習を用いたテキスト分類, 情処研報, 自然言語処理 146-13, pp.81-89, 2001.
- [15] 栗田多喜夫, 加藤俊一, 福田郁美, 坂倉あゆみ, 印象語による絵画データベースの検索, 情処学論, Vol.33, No.11, pp.1373-1383, 1992.
- [16] 熊本忠彦, 印象に基づく楽曲検索のための個人適応手法の設計と評価, 情報科学技術レターズ, Vol.3, No.LD-002, pp.55-58, 2004.
- [17] Tadahiko Kumamoto, Design and Implementation of Natural Language Interface for Impression-based Music-retrieval Systems, Proc. of International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems, LNAI3214, Springer, pp.139-147, Wellington, New Zealand, 2004.