

感情語辞書を用いた日本語文の感情分析*

安達 由洋1. 近藤 友啓2. 小林 孝充2. 惠谷 菜央2. 石井 解人2

Emotion Analysis of Japanese Sentences Using an Emotion-word Dictionary*

Yoshihiro Adachi, Tomohiro Kondo, Takamitsu Kobayashi, Nao Etani, Kaito Ishii

1. はじめに

感情分析とは、喜怒哀楽などの人の感情や心理の状態を明らかにすることである。我々は日常の会話の中で表情,言葉,声色などから,ある程度相手の感情をくみ取ることができる。

感情とその分類に関する多くの研究が報告されている。例えば、Paul Ekman は顔表情の研究をもとに基本6感情 {anger, fear, sadness, enjoyment, disgust, surprise} と各感情の特徴を議論した¹). Robert Plutchik は基本8感情 {joy, trust, fear, surprise, sadness, disgust, anger, anticipation} を色相環のように円形に配置した "感情の輪"を提案した²). そして、この基本8感情が混ざることで様々な混合感情が表現されると論じた。また、James Russell は覚醒度(arousal)の高低を垂直軸に、感情価(valence)の高低を水平軸に対応させて2次元平面上に各感情を表示する circumplex model を提案した³). 感情分析として、より粗粒度の肯定的感情(positive)、中立的感情(neutral)、否定的感情(negative)に分類する極性分析(sentiment polarity analysis)に関する研究も多数報告されている.

コンピュータに人の感情を認識しそれに応答する機能を与えようとする研究は 1990 年頃から始まっている 4 . 近年でも,脳波信号を用いる研究 $^{5).6}$,脳波と心電図情報を用いる研究 $^{7)}$,脳波と目の動き情報を用いる研究 $^{8)}$,皮膚電気活動(Electrodermal Activity, EDA)情報を用いる研究 $^{9)}$,スピーチ音声と顔画像情報を用いる研究 $^{10)}$ など様々なアプローチからの研究が発表されている.

テキストの感情分析は感情分析研究で主流となるアプローチの一つである. テキストの感情分析では脳波や生体情報などを用いる感情分析と異なり, 特殊な装置を用

いることなくスマートフォン、タブレット、パソコンなどを用いて容易に分析データを収集することができる。 そして、SNS上での世論の動向や、Webサービス上でのユーザの評判分析などにはテキストの感情分析が不可欠である。

テキストから感情を検出する方法として、感情語辞書を用い分析対象に含まれる単語から感情検出する方法や、感情ラベル付きコーパスを用い SVM やディープラーニングにより機械学習して感情分析する方法などがある $^{11),12),13)$. 感情語辞書とは感情語とその語が属する感情カテゴリを対応付けたもので、WordNet synset に人手で感情ラベルを付与した WordNet-Affect $^{14)}$ や、SenticNet concept に WordNet-Affect の感情ラベルを割り当てた EmoSenticNet $^{15)}$ などがある。

感情語辞書を用いた感情分析は、辞書の作成と更新に多大な労力が必要となるが、程度副詞や否定語を考慮に入れた繊細で柔軟な感情分析機能の実現を可能とする。また、現代の AI では導出した結論に対してその理由を説明できる説明可能 AI (Explainable AI) が強く望まれている。感情語辞書を用いた感情分析では、検出した感情語や否定語などの情報をもとに分析結果についての説明機能を容易に実装することができる。

次節以降に、日本語テキストの感情分析に関する近年 の研究を概説するとともに、我々の感情語辞書に基づく 感情分析研究について記述する.

2. 日本語テキストの感情分析

日本語テキストの感情分析に関する研究は多数報告されている。例えば、感情語辞書の作成に関する研究¹⁶⁾や、感情語辞書を用いた感情分析手法を Twitter ユーザの感情変化の分析に応用した研究¹⁷⁾などがある。これらを含む日本語感情分析の研究では感情語辞書として 1993年に発刊された「感情表現辞典」¹⁸⁾に基づくものが多い。

日本語感情語辞書として、7感情に対応するエピソードをクラウドソーシングで収集し各感情に頻出する語をまとめた辞書¹⁹⁾や、手作業で48の感情分類の中から当てはまる感情を語に付与した辞書²⁰⁾などが公開されてい

(〒350-8585 埼玉県川越市鯨井2100,

E-mail: adachi@toyo.jp)

(〒 350-8585 埼玉県川越市鯨井 2100)

^{*} 原稿受付 2021年3月6日

東洋大学 総合情報学部

² 東洋大学 総合情報学部

る.また、人手で評価極性情報を付与した「日本語評価極性辞書」²¹⁾もある.感情分析システムとして「感情表現辞典」に基づいた pymlask²²⁾や、「日本語評価極性辞書」に基づいて極性分析する Oseti²³⁾が公開されている.

Google が 2018 年末に発表し自然言語処理にブレークスルーをもたらした BERT 24 を用いた感情分析システムの研究もいくつか発表されている.

3. 感情語辞書とそれに基づく感情表現分析

GIGA スクール構想の下で、小学校、中学校では児童生徒に1人1台の端末と、高速大容量の通信ネットワークを一体的に整備する施策が進められている。また、高等学校や大学でも Wi-Fi 環境が整備され、授業中にモバイル端末を利用することが普通のこととなっている。

我々は授業支援のために授業中に取った自由記述アンケート回答文をリアルタイムに分析(分類・検索・可視化など)する技術の研究を行ってきた。授業中に随時アンケートを行い回答文を高速に分析して、授業に集中できない理由、理解できない理由などの情報を得ることで受講生の意見や理解状況を反映した授業を進めるための支援をすることができる。自由記述アンケート回答文の分析手法の一つとして、単語の意味分散表現を用いた話題や内容に基づく高速分析技法を既に報告している²⁵.

本節では、自由記述アンケート回答文の感情に基づく 高速分析手法について説明する。我々は高速に精度よく 感情分析するために、人手で多数の語彙を収録した感情 語辞書とその辞書を用いた感情分析アルゴリズムを開発 した。感情語辞書を用いた感情分析では分析結果に対す る説明機能を容易に実装することができる。また、その 説明から感情語辞書の語彙の追加や修正、否定語処理の 改良などに有益な情報を取得することができる。

3.1 日本語感情分析システム

本研究で開発した日本語感情分析システムは二つのサブシステムから構成される.一つは感情語データから感情語辞書(Emotion Word Dictionary, EWD)を生成する感情語辞書管理システム(Emotion-word Dictionary Management System, EDMS)である。もう一つはEWDに基づいて自由記述文の感情を高速に分析するア

ルゴリズムを実装した感情表現分析システム(Emotion Expression Analysis System, EEAS)である.

3.2 EDMS

EDMS は文献 18), 26), 27) に収録された感情語および我々が収集した感情語データから感情語辞書を作成する。感情語データは感情語とその語に関連付けられる感情を表す感情カテゴリベクトルの組から構成される。感情カテゴリベクトルは [喜, 怒, 哀, 怖, 恥, 好, 厭, 昂, 安, 驚] の 10 種類の感情に対応する成分を含む 10 次元のベクトルとして表される。各成分は"感情有り"を表す 1, または"感情無し"を表す 0 の 2 値 $\{0,1\}$ で表される。

EDMS の感情語辞書生成アルゴリズムの概要をPython 風の擬似コードを用いて Fig. 1 に示す. なお, # から始まる文字列はコメントである. また, 例えば 1-8 の "n= リストの長さを求める (words)" は引数 words でリストの長さを求める関数を呼び出し, その戻り値を変数 n に代入している.

このアルゴリズムにより本研究では、原形(形態素) 1 単語からなる見出し語 3,441 語、原形 2 単語からなる 見出し語 1,614 語、原形 3 単語からなる見出し語 1,191 語、原形 4 単語からなる見出し語 449 語、原形 5 単語からなる見出し語 153 語、原形 6 単語からなる見出し語 35 語、原形 7 単語からなる見出し語 10 語、原形 8 単語からなる見出し語 0 個(無し)、原形 9 単語からなる見出し語 1 語の合計 6,894 語の見出し語を持つ EWD を作成した.

3.3 EDMS の処理例

1-6 で次のタプルが取り出されたとする.

("胸を弾ませる",[1,0,0,0,0,0,0,0,0,0])

1-7 で次の原型リストが得られる.

words = [胸, を, 弾む, せる]

1-8 でリストの長さ n = 4 が得られる.

1-9で原形リストを連結し次の文字列が得られる.

entry = "胸を弾むせる"

1-10 で "胸を弾むせる"をキー(見出し語)をとし, [1,0,0,0,0,0,0,0,0,0] をバリューとする辞書要素が 4 語から構成される見出し語を持つ辞書 EWD4に追加さ

- 1-1. Algorithm: 感情語辞書生成
- 1-2. Input: Data = [(感情語,感情カテゴリベクトル),…] # 感情語データ(感情語と感情カテゴリベクトルのタプルのリスト)
- 1-3. N=9 # 見出し語の最大単語数,本研究では最大9単語からなる感情語を扱った
- 1-4. **Result:** EWD_i #i(i=1,2,···,N) 語から構成される見出し語を持つ辞書
- 1-5. EWD_iを { } (空辞書) で初期化する
- 1-6. Data の先頭の要素から最後の要素まで順次要素 d を取り出し以下を繰り返す:
- 1-7. words = MeCab で形態素解析し原形のリストを返す(要素 d の感情語成分 d[0])
- 1-8. n = リストの長さを求める (words)
- 1-9. entry =リストの要素を連結する(words)
- 1-10. $EWD_n[entry]$ =要素 d の感情カテゴリベクトル成分 d[1] #entry をキー,感情語カテゴリベクトル d[1]をバリューと # する辞書要素を n 語から構成される見出し語を持つ感情語辞書に追加する

Fig. 1 感情語辞書生成アルゴリズム.

れる.

3.4 EEAS

EEAS は Python の辞書オブジェクト表現を用いて EWD に基づき高速に自由記述文の感情を分析する. EEAS の感情分析アルゴリズムの概要を Fig. 2 に示す. このアルゴリズムでは分析対象文の感情カテゴリベクトルとともに評価極性値も求めている.

評価極性値とは単語あるいは文の感情がどの程度肯定 的であるか,あるいは否定的であるかを表す値である. 感情リスト [喜, 怒, 哀, 怖, 恥, 好, 厭, 昂, 安, 驚〕のうち、'喜''好''安'は肯定的な感情を表し、 '怒''哀''怖''恥''厭'は否定的な感情を表し、 '昂'、'驚'は中立的な感情を表すということができる。 これを考慮して Fig. 2 の感情分析アルゴリズムでは検 出した感情語とそれに続く否定語を処理して得られた vector から 2-24 で評価極性値を算出している. 評価極 性値の算出は、肯定的な感情に対応する感情カテゴリの 成分に1があるとき評価極性値1. 否定的な感情に対応 する感情カテゴリの成分に1があるとき評価極性値-1. 肯定的および否定的な感情に対応する感情カテゴリのす べての成分が0のとき評価極性値0とする. ただし, vector は肯定的な感情カテゴリの成分と、否定的な感 情カテゴリの成分が同時に1となることはない. また, 分析対象文に複数個の感情語を検出した場合は, 各感情

語の評価極性値の総和を取り分析対象文の評価極性値とする. EEAS は算出した分析対象文の評価極性値を出力することができ、また評価極性値が正のとき "positive", 0のとき "neutral", 負のとき "negative" の文字列を出力することもできる.

3.5 EEAS 処理例

分析対象文"私は胸を弾ませました."が入力されたと する.

2-7 で次の原形リストが得られる.

sequence = [私, は, 胸, を, 弾む, せる, ます, た] 2-10 ループの 2-27 を 2 回実行したあと, 2-10 での sequence が次のリストとなる.

[胸, を, 弾む, せる, ます, た]

2-13 ループを n が 6.5 と繰り返し 4 のとき, 2-15 の entry は "胸を弾むせる"となる.

2-20 で [胸, を, 弾む, せる] の後ろに否定語がない. 2-21 でキー "胸を弾むせる" に対するバリューである 感情 カテゴリベクトル [1,0,0,0,0,0,0,0,0,0] が vector に代入される.

2-24 で評価極性値 Polarity = 1 となる.

2-10 を sentence が [ます, た] と [た] について繰り返えし、2-10 ループを終了する.

2-28 で Emotions に [1,0,0,0,0,0,0,0,0,0] を得る.

```
2-1 Algorithm: 感情表現分析
```

2-2. Input: Sentence # 分析対象文

2-5 **Result:** Emotions # 分析対象文が含む感情を表す感情カテゴリベクトル

2-6 Polarity #評価極性値

2-7. sequence = MeCab で形態素解析し原形のリストを返す(Sentence)

2-8. vectors を [] (空リスト) で初期化する

2-9. Polarity を 0 に初期化する

2-10. sequence が空リストでないとき処理を繰り返す:

2-11. length =リストの長さを求める(sequence)

2-12. min =最小値を求める(N, length)

2-13. nを min から1まで1ずつ減じながら処理を繰り返す:

2-14. subsequence = 先頭から n 個の要素をスライスする (sequence)

2-15. entry = リストの要素を連結する(subsequence)

2-16. 辞書 EWD_nにキー entry が存在するとき:

2-17. sequence の subsequence の直後に否定語があるとき:

2-18. vector = 否定語処理ルールに基づきベクトルを変更する(EWDn のキー entry に対するバリュー)

2-19. sequence の先頭から n 個の要素とそれに続く否定語を削除する

2-20. sequence の subsequence の直後に否定語がないとき:

2-21. $vector = EWD_n$ のキー entry に対するバリュー

2-22. sequence の先頭から n 個の要素を削除する

2-23. vector を vectors に追加する

2-24. Polarity = Polarity + 評価極性値を算出する(vector)

2-25. break

2-26. nが1のとき:

2-27. sequence の先頭の要素を削除する

2-28. Emotions = リストの要素の対応する各成分の最大値を取ったベクトルを返す(vectors)

Fig. 2 感情表現分析アルゴリズム.

4. EEAS の性能評価

Google クチコミデータおよび TSUKUBA コーパス²⁸⁾を用いて EEAS の精度評価と速度評価を行った. Google クチコミコミデータは筆者らが収集した 3,150文に対して 3 名で 10 感情カテゴリと評価極性のラベルを付与して評価用データとした. また, TSUKUBAコーパスは予め 2 名で評価極性がラベル付与されているが, "評価なし"と"その他/保留"のラベルが付与されている文を削除した 3,132 文を採用した.

4.1 EEAS の 10 感情分類の精度

Google クチコミデータに対して EEAS の 10 感情分析精度を評価した。また、比較のために感情語辞書を用いて 10 感情カテゴリを分析する機能を持つ pymlask の分析精度も測定した。

精度評価結果を Table 1 に示す。EEAS と pymlask の各対応する測定値のより精度の高い方を太字で示している。Table 1 に示されるように,Google クチコミデータに対して EEAS の方が pymlask より 10 感情分類の平均再現率と平均 F 値が高いことが分かる。ただし,'恥'の感情ラベルを付与したデータが 1 文しかないので,平均適合率,平均再現率,平均 F 値の計算から除いた。なお,人が'恥'のラベルを付けた 1 文に対して EEAS はその文にのみ'恥'のラベルを付けており,pymlask は'恥'のラベルを付けた文は無かった。

4.2 評価極性分類の精度

TSUKUBA コーパスと Google クチコミデータに対して EEAS の評価極性分類精度を評価した. また, 評価極性辞書に基づく評価極性分類機能を持つ Oseti と pymlask についても分析精度を評価した.

TSUKUBA コーパスに対する評価結果を Table 2 に、Google クチコミデータに対する評価結果を Table 3 に

Table 1 EEAS と pymlask の 10 感情分析精度.

	EEAS			pymlask			
感情カテゴリ	適合率	再現率	F値	適合率	再現率	F値	
喜	0.664	0.891	0.761	0.750	0.327	0.455	
怒	0.372	0.842	0.516	0.259	0.368	0.304	
哀	0.164	0.667	0.263	0.270	0.400	0.324	
怖	0.460	0.885	0.605	0.432	0.731	0.543	
恥	1.000	1.000	1.000	_	_	_	
好	0.571	0.904	0.700	0.663	0.108	0.186	
厭	0.569	0.795	0.663	0.553	0.312	0.398	
昂	0.079	1.000	0.147	0.391	0.750	0.514	
安	0.475	0.928	0.629	0.385	0.566	0.459	
驚	0.677	0.955	0.792	0.621	0.818	0.706	
'恥' を除く平均	0.448	0.874	0.564	0.480	0.487	0.432	

Table 2 TSUKUBA コーパスに対する評価極性分析精度.

	EEAS			Oseti			pymlask		
極性	適合率	再現率	F値	適合率	再現率	F値	適合率	再現率	F値
positive	0.823	0.879	0.850	0.776	0.723	0.748	0.836	0.392	0.534
neutral	0.309	0.391	0.345	0.217	0.318	0.258	0.215	0.706	0.329
negative	0.862	0.535	0.660	0.630	0.509	0.563	0.612	0.323	0.423
マクロ平均	0.665	0.602	0.618	0.541	0.517	0.523	0.554	0.474	0.429

Table 3 Google クチコミデータに対する評価極性分析精度.

	EEAS			Oseti			pymlask		
極性	適合率	再現率	F値	適合率	再現率	F値	適合率	再現率	F値
positive	0.769	0.830	0.798	0.608	0.759	0.675	0.816	0.366	0.506
neutral	0.795	0.823	0.809	0.712	0.616	0.660	0.589	0.931	0.721
negative	0.752	0.556	0.639	0.530	0.476	0.501	0.649	0.274	0.385
マクロ平均	0.772	0.736	0.749	0.617	0.617	0.612	0.685	0.524	0.537

示す. 各図では, 各対応する測定値のより精度の高い方を太字で示している.

これらの表から分かるように EEAS は平均適合率, 平均再現率,平均 F値のすべてで Oseti および pymlask より高い精度をあげている.

4.3 EEAS の処理速度

EEAS は 6,894 語の見出し語をキー, 感情語カテゴリベクトルをバリューとする Python の辞書 dict データとして EWD を格納し, Fig. 2 の感情表現分析アルゴリズムで分析対象文から感情カテゴリベクトルと評価極性値を算出する.

EEAS の処理速度を実際のアンケート回答文である TSUKUBA コーパスを用いて測定した結果を Fig. 3 に示す. 3,132 文からなる TSUKUBA コーパスから一部 を切り出したり、コピーし増やすなどして 1,000 文から 10,000 文のテストデータを生成した. なお、測定環境は Intel Core i7-1068NG7 CPU @2.30GHz, 16GB memory である.

Fig. 3 が示すように EEAS は自由記述文 10,000 文を 1 秒以内に感情分析できる.

5. 感情情報の可視化

テキストの感情情報の可視化には感情系列図やレーダーチャートなどを用いることができる。本論文では、太宰治の小説の中に現れる感情とその変化、およびGoogle クチコミデータの感情の可視化について記述する。

5.1 感情系列図とレーダーチャート

感情系列図は横軸に時間あるいはテキスト中の各文の 出現順序をとり、縦軸に各感情の出現や極性値を表示し た図である。Web 上のレビューやクチコミの感情分析

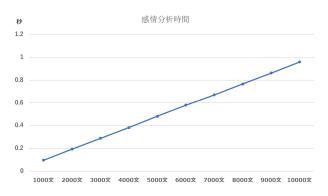


Fig. 3 EEAS の感情分析処理速度.

結果を感情系列図に表示することで商品や店舗の評判の 変化を把握しやすくなる.

レーダーチャートは複数の項目を正多角形の軸上に配置して各項目間の大きさを一見して比較できるようにした図である。本研究では、10感情カテゴリの肯定的な感情である'喜''好''安'を上側に、否定的な感情である'怒''哀''怖''恥''厭'を下側に、中立的な感情'昂''驚'をその間に配置している。また、'好'と'厭'、'喜'と'哀'、'安'と'怖'を互いに軸の反対側に配置している。そして、テキスト中の各感情の出現頻度を表示する。

5.2 小説中の感情の可視化

本研究では『青空文庫』²⁹⁾からテキストファイルが公開されている太宰治の123作品について感情分析を行った. 例えば,「走れメロス」に現れる10感情の出現状況を可視化した感情系列図をFig.4に示す.

太宰治の1946年の作品「チャンス」と「未帰還の友に」の10感情の出現頻度分布をレーダーチャート Fig. 5に示す.

Fig. 5 (a)の「チャンス」は '好' の感情の文が多く,

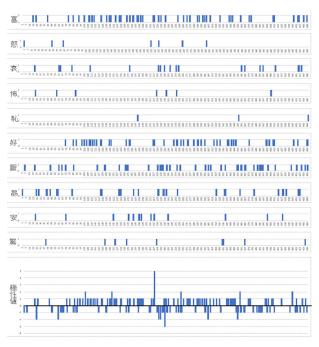


Fig. 4 「走れメロス」の感情系列図.

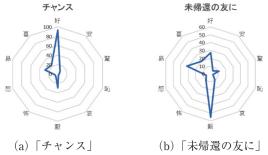
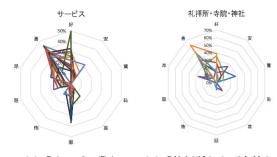


Fig. 5 太宰治作品の 10 感情分布の比較.



(a)「サービス業」(b)「礼拝所および寺社」Fig. 6 Google クチコミデータの感情の可視化.

Fig. 5 (b)の「未帰還の友に」では'厭'の感情の文が多いことが見て取れる. このように小説や映画レビューなどを感情分析しレーダーチャートで可視化すると,これから読む,あるいは見る作品選択の有益な情報となる.

5.3 Google クチコミデータの感情の可視化

Google クチコミデータの「サービス業」と「礼拝所および寺社」の各店舗の 10 感情カテゴリの出現頻度をレーダーチャートで可視化したものを Fig. 6 に示す.

Fig. 6 (a) 「サービス業」では '好' '喜' '厭'の感情が多数検出されている. 一方, Fig. 6 (b) 「礼拝所および寺社」では '喜' が多数検出されるとともに'厭'がほとんど検出されていない.

Web 上のクチコミやレビューの感情分析結果の時間変化をレーダーチャートでアニメーションすることによって、店舗や商品の評判の変化を容易に把握できるようになる.

6. 日本語感情分析システム研究のまとめ

本研究では、感情語辞書 EWD とその辞書を用いた感情分析システム EEAS を開発した。EEAS は高速に精度良く日本語自由記述文の感情を分析する。

EEAS は以下のような分野で有効に利用できる:

- ・小学校,中学校,高等学校,あるいは大学での授業で, 履修者の感情状態をリアルタイムに分析してより良い授業の支援をする.
- ・講演会や集会で参加者の感情状態をリアルタイムに分析し、共感を得た内容や反発を得た内容などを踏まえて 講演内容に反映する.
- ・SNS や Web 上で発信される自由記述文を高速に感情分析して、世論やトレンドなどを反映した商品・サービスを開発する。また、ネガティブな意見を抽出して商品・サービスの改善に生かしたり、ポジティブな意見を抽出して Web の商品・サービスの宣伝文に反映する。
- ・自由記述アンケート文を使った心理カウンセリングに 利用する.

感情表現分析システム EEAS は分析対象文に対して 感情カテゴリを検出した理由を説明する機能を持っており、この機能は感情語辞書 EWD への語彙の追加、削除、 修正を大いに支援する. 感情表現分析システム EEAS では感情語辞書を Python の辞書 dict を用い, 見出し語をキー, 感情語カテゴリベクトルをバリューとして実装している. したがって, 見出し語をハッシュ探索するので感情語辞書への語彙の追加は処理速度にほとんど影響を与えない.

本研究の10感情カテゴリは文献18)に準じているが感情語は時代の変化や、SNSなどのデジタル文化の隆盛とともに変化を続けており、感情カテゴリの追加、削除、修正も大きな課題である。本研究で開発した感情語辞書管理システムEDMSと感情表現分析システムEEASは感情カテゴリの変更にも容易に対応できる。

今後の課題として,感情語辞書の語彙の充実とともに,程度副詞を考慮したより繊細で柔軟な感情分析機能の開発が挙げられる。また,意味の類似度や共起関係を考慮した感情語辞書の拡張や,機械学習による感情分析機能との連携も検討している。

我々は意味分散表現に基づいて高速に自由記述文を分類し各クラスの主題を自動ラベル付けするアンケート回答文分析システム QRAS を発表している²⁵⁾. QRAS とEEAS を連携すると、日本語文を主題で分類したのち各クラスを極性分析したり、逆に極性で分類したのち主題で分類するなど高度な日本語文分析機能を実現できる.

7. まとめ

本論文では、感情分析研究、特にテキストを用いた感情分析の概要について説明した。そして、筆者らが開発した日本語感情語辞書と、それに基づく高速な日本語感情表現分析システムについて記述した。

近年の感情分析研究では、感情語辞書の生成や感情分析に機械学習が導入されて著しい成果が報告されており、辞書と機械学習の両方を用いるハイブリッド・アプローチの研究も進みつつある。今後、画像処理技術や音声処理技術の急速な発展とともに、スマートデバイス上でテキスト情報、顔表情、音声情報、生体情報の処理結果などを連携させた、より高精度の感情分析技術が開発されていくものと予想される。

謝辞

本研究では、国立情報学研究所の IDR データセット 提供サービスにより楽天株式会社から提供を受けた「楽 天データセット」を利用した、深謝する.

参考文献

- 1) Paul Ekman: "An Argument for Basic Emotions", Cognition and Emotion, 6(3/4) (1992) pp.169-200.
- 2) Robert Plutchik: "The Nature of Emotions", *American Scientists*, Volume 89 (2001) pp.344–350.
- 3) Russell James: "A circumplex model of affect", *J. Personality and Social Psychology*, Vol. 39, No. 6 (1980) pp. 1161–1178.

- 4) R. W. Picard: "Toward computers that recognize and respond to user emotion", *IBM SYSTEMS JOURNAL*, Vol.39, NOS 3&4 (2000) pp.705-719.
- 5) S. M. Alarcão and M. J. Fonseca: "Emotions Recognition Using EEG Signals: A Survey,", *IEEE Trans. Affective Computing*, Vol. 10, No. 3 (2019) pp. 374–393.
- 6) Y. Liu, M. Yu, G. Zhao, J. Song, Y. Ge and Y. Shi: "Real-Time Movie-Induced Discrete Emotion Recognition from EEG Signals,", *IEEE Trans. Affective Computing*, Vol. 9, No. 4 (2018) pp. 550–562.
- 7) S. Katsigiannis and N. Ramzan: "DREAMER: A Database for Emotion Recognition Through EEG and ECG Signals From Wireless Low-cost Off-the-Shelf Devices,", *IEEE J. Biomedical and Health Informatics*, Vol.22, No.1 (2018) pp.98–107.
- 8) W. -L. Zheng, W. Liu, Y. Lu, B. -L. Lu and A. Cichocki: "EmotionMeter: A Multimodal Framework for Recognizing Human Emotions,", *IEEE Trans. Cybernetics*, Vol. 49, No. 3 (2019) pp. 1110–1122.
- J. Shukla, M. Barreda-Angeles, J. Oliver, G. C. Nandi and D. Puig: "Feature Extraction and Selection for Emotion Recognition from Electrodermal Activity,", *IEEE Trans. Affective Computing* (2019) doi: 10.1109/TAFFC.2019. 2901673.
- 10) P. Tzirakis, G. Trigeorgis, M. A. Nicolaou, B. W. Schuller and S. Zafeiriou: "End-to-End Multimodal Emotion Recognition Using Deep Neural Networks,", *IEEE J. Selected Topics in Signal Processing*, Vol. 11, No. 8 (2017) pp. 1301–1309.
- 11) Acheampong FA, Wenyu C, Nunoo-Mensah H: "Text-based emotion detection: Advances, challenges, and opportunities", *Engineering Reports* (2020).
- E. Cambria: "Affective Computing and Sentiment Analysis", IEEE Intelligent Systems, Vol. 31, No. 2 (2016) pp. 102–107.
- 13) A. Bandhakavi, N. Wiratunga, S. Massie and D. Padmanabhan: "Lexicon Generation for Emotion Detection from Text", *IEEE Intelligent Systems*, Vol.32, No.1 (2017) pp.102–108.
- 14) C. Strapparava and A. Valitutti: "Wordnet-affect: an affective extension of wordnet", *Proc. the 4th International Conference on Language Resources and Evaluation* (2004).
- 15) Soujanya Poria, Alexander Gelbukh, Erik Cambria, Amir Hussain, Guang-Bin Huang: "EmoSenticSpace: A Novel Framework for Affective Common-Sense Reasoning", Knowledge-Based Systems, Vol. 69 (2014) pp. 108–123.
- 16) 武内達哉, 萩原将文:単語の持つ感情推定法の提案と単語感情辞書の構築, 日本感性工学会論文誌, Vol.18, No.4 (2019) pp.273-278.
- 17) 鳥海不二夫, 榊剛史, 吉田光男: ソーシャルメディアを用いた新型コロナ禍における感情変化の分析, 人工知能学会論文誌, 35巻, 4号F(2020).
- 18) 中村明:「感情表現辞典」, 東京堂出版 (1993).
- 19) 奈良先端科学技術大学院大学 ソーシャル・コンピューティン グ研究室:日本語感情表現辞書 JIWC-Dictionary, (2021/ 03/06 アクセス).
- 20) 長岡技術科学大学 自然言語処理研究室: SNOW D18: 日本語感情表現辞書, http://www.jnlp.org/SNOW/D18 (2021/03/06 アクセス).
- 21) 東北大学 乾・鈴木研究室:日本語評価極性辞書, http://www.cl.ecei.tohoku.ac.jp/index.php? Open%20 Resources%2FJapanese%20Sentiment%20Polarity%20Dictionary (2021/03/06 アクセス).
- 22) 池上有希乃: pymlask, https://github.com/ikegami-yukino/pymlask (2021/03/05 アクセス).

- 23) 池上有希乃: Oseti, https://pypi.org/project/oseti/ (2021/03/05 アクセス).
- 24) Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova: "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding", arXiv: 1810.04805 (2018).
- 25) Yoshihiro Adachi and Takanori Negishi: "Development and evaluation of a real-time analysis method for free-description questionnaire responses", *Proc. the 15th International*
- Conference on Computer Science and Education (2020).
- 26) 学研プラス:感情ことば選び辞典 (2017).
- 27) 学研プラス:和の感情ことば選び辞典 (2019).
- 28) 楽天株式会社 (2014): 筑波大学文単位評価極性タグ付きコーパス. 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ. (データセット). https://doi.org/10.32130/idr.2.6
- 29) 青空文庫, https://www.aozora.gr.jp/ (2021/02/28 アクセス).