

単語の感性情報を考慮した文章類似度による感情推定

宇原 章浩^{1,a)} 加藤 昇平^{1,b)}

概要：本稿では、言語情報からの感情推定を行うシステム及びそのシステムで用いる文章間類似度計算手法を提案する。提案システムでは感情ラベルを付与した複数の文章から構成されるコーパスを感情別に作成し、コーパス中の文章と入力文との類似度を計算することで感情推定を行う。類似度計算手法では文章間の類似部分を LCS (最長共通部分列) として抽出し、LCS 中の単語の感性的な情報をもとに重みを付与しつつ、それらの値を用いて類似度を計算する。本稿では、文学小説に含まれる感情表現に着目し感情文章コーパスを作成し、提案した類似度計算手法に基づくシステムを用いて leave-one-out 法による交差検定を行った。その結果、既存の類似度計算手法よりも高い正答率が確認され、提案手法の有効性を検証した。

1. はじめに

近年、人間とのコミュニケーションを目的としたロボットの開発において感情の要素を取り入れた試みが盛んである。ロボット自身が感情生成や表現を行わず、無感情な応対のみを取り続ける場合、人間はすぐにロボットに飽きロボットとコミュニケーションを行おうとしなくなる。またロボットが感情的な行動をとった場合でもロボットが人間の感情を考慮せずに一方的な感情表出を続ける場合は同様に人間はコミュニケーションを行おうとしなくなる。つまりロボットが人間とコミュニケーションを行う場合、人間的な感情を踏まえた高度なコミュニケーションが望まれる。本研究では会話を主体としてコミュニケーションを行うロボットの開発を目標とし、ロボットが会話中の人間の感情を推定できることを目指す。会話での感情推定には人間の顔表情や音声情報を用いた研究が多いが、本稿では会話の内容から人間の感情が推定できると考え、言語情報からの感情推定に着目しテキストから感情を推定する技術を提案する。

2. 関連研究

言語情報からの感情推定についてはさまざまな研究報告がされている。三品ら [1] は文章を感情ごとに分類したコーパスを構築し、感情を推定したい入力文との類似度が最大となる文章を含むコーパスの感情を推定結果として

出力する感情推定手法を提案している。そこでコーパス中に含まれている単語の偏りを考慮した類似度計算式である RECARE を提案している。徳久ら [2] は Web テキストからある感情が生起する要因について収集し、感情生起要因コーパスを作成している。そこで作成した感情生起要因コーパスを用いた k 近傍法による感情推定手法を提案している。

3. 提案手法

3.1 感情推定システム

図 1 に提案システムの流れを示す。提案システムでは感情ラベルを付与した文章コーパスを感情別に作成し、コーパス中の各文章と入力された未知の文章との類似度を算出する。入力文 x と感情コーパス中の文 s との類似度を $sim(x, s)$ と表記する。類似度 $sim(x, s)$ に用いる類似度計算式については次節に記述する。

類似度算出時に類似度が高い上位 N 文章についての情報を $RANK_N$ として保持する。

$$RANK_N = \{s | sim(x, s) \text{ が上位 } N \text{ 以内 for } \forall s \in C_{all}\} \quad (1)$$

ここで C_{all} は感情コーパスの全集合を表す。次に $RANK_N$ 中の文章と入力文との類似度を感情別に集計する。入力文 x に対する感情 e の集計結果を $score_e(x)$ とし、次に定義する。

$$score_e(x) = TRANSACT_{s_e \in C_e} LS(x, s_e) \quad (2)$$

$$LS(x, s_e) = \begin{cases} sim(x, s_e) & \text{if } s_e \in RANK_N \\ ie & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

¹ 名古屋工業大学
Nagoya Institute of Technology, Dept. of Computer Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Gokisocho, Showa-ku, Nagoya-si 466-8555, Japan

a) uhara@katolab.nitech.ac.jp

b) shohey@katolab.nitech.ac.jp

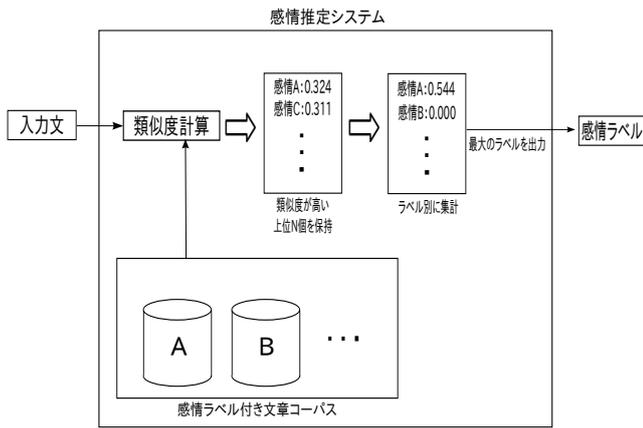


図 1 提案システムの流れ

Fig. 1 Flow the proposed system

s_e は感情 e のコーパス C_e 中の文章であり, $TRANSACT$ は集計演算であり例えば \sum や \prod などを用いる. ie は単位元を表す. 感情別に集計後, 集計結果が最大となった感情ラベルを入力文 x の推定感情として出力する. 入力文 x の感情推定結果 $E(x)$ を次に定義する.

$$E(x) = \arg \max_e score_e(x) \quad (4)$$

3.2 SCCS

SCCS (Similarity for Categorization Using Weighted Common Subsequence) は文章の分類を目的とした類似度計算手法である. SCCS は機械翻訳システムの自動評価手法として提案された IMPACT[3] を改良した手法である. IMPACT では 2 文章間の単語の一致によりスコアを出しているが, SCCS では一致した単語が分類に与える影響を考慮したスコアを算出する. 図 2 に SCCS の類似度計算手順を示す. SCCS ではまず 2 文章間の最長共通部分列 (Longest Common Subsequence, LCS) を定め, LCS 中に含まれている単語を 1 つの要素として扱う. また, ここで定めた LCS に含まれている単語が 2 文章間で共に連続していた場合, 1 つの要素としてまとめて扱う. 例えば次のような 2 文章を比較するとき

噛みつくように、父が怒鳴った。

彼は、爆発したように怒鳴った。

LCS は「よう、に、怒鳴っ、た。」と定められ、「よう、に」と「怒鳴っ、た。」の 2 要素として扱う. 2 文章間で複数の LCS が存在する場合, 次式を用いてスコア RS が最大となる LCS を選択する.

$$RS = \left(\sum_{c \in LCS} (length(c)^\beta \times pos(c)) \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (5)$$

$$pos(c) = \left(1.0 - \left| \frac{posX(c)}{m} - \frac{posY(c)}{n} \right| \right) \quad (6)$$

ここで, X, Y はそれぞれ類似度を比較する 2 文であり, n

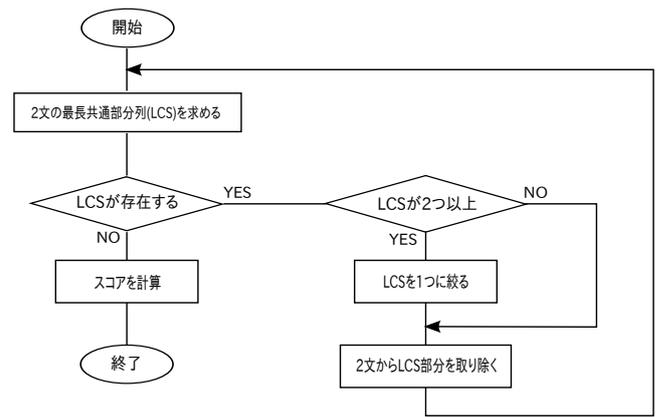


図 2 SCCS の流れ

Fig. 2 Flowchart of SCCS

は X の単語数, m は Y の単語数である. $posX(c), posY(c)$ は求めた LCS 中の要素 c の文 X, Y における位置を示し, $length(c)$ は要素 c に含まれる単語数を示す. LCS が定まったら 2 文章から LCS を除き, 除いた 2 文章から LCS を再び定める. この処理を LCS が存在しなくなるまで繰り返す. 先ほどの例文から LCS を取り除いた場合, 次のようになる.

噛みつく、父が

彼は、爆発した

さらにこの LCS を取り除いた 2 文章について LCS を求めると「、」となり, この LCS を取り除くと次のようになる.

噛みつく 父が

彼は 爆発した

この 2 文章には共通部分がないのでここで処理が終了する. 求めた LCS から次式を用い, 再現率 R , 適合率 P を求め, これにより類似度 SCCS を求める.

$$SCCS(X, Y) = \frac{(1 + \gamma^2) R \cdot P}{R + \gamma^2 P} \quad (7)$$

$$R = \left(\frac{\sum_{i=0}^{RN} (\alpha^i \sum_{c \in LCS} TWL(c))}{m^\beta} \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (8)$$

$$P = \left(\frac{\sum_{i=0}^{RN} (\alpha^i \sum_{c \in LCS} TWL(c))}{n^\beta} \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (9)$$

$$TWL(c) = TFIDF(c)Weight(c)length(c)^\beta \quad (10)$$

$$\gamma = \frac{P}{R} \quad (11)$$

α は個々の LCS に対する重み付けであり, β は個々の要素の構成単語数に対する重み付けである. それぞれ $0.0 < \alpha \leq 1.0, 1.0 \leq \beta$ の値をとる. RN は再帰的に求めた LCS の数を示す. $TFIDF(c)$ は c に含まれる単語の tf-idf 値の合計で, これによりコーパス毎の単語の偏りを重みとして利用できる.

$$TFIDF(c) = \sum_{x \in c} (tf(x)idf(x) + \delta) \quad (12)$$

$$\begin{aligned}
 X &= \{ \text{唾みつくように、父が怒鳴った。} \}, n = 9 \\
 Y &= \{ \text{彼は、爆発したように怒鳴った。} \}, m = 11 \\
 c_1 &= \{ \text{ように} \}, c_2 = \{ \text{怒鳴った。} \} \\
 c_3 &= \{ \} \\
 TWL(c_1) &= 0.0012, TWL(c_2) = 2.9250, TWL(c_3) = 0.0001 \\
 \alpha &= 0.1, \beta = 1.1 \\
 R &= \frac{0.1^0 \cdot 0.0012 + 0.1^0 \cdot 2.9250 + 0.1^1 \cdot 0.0001}{11} = 0.2660 \\
 P &= \frac{0.1^0 \cdot 0.0012 + 0.1^0 \cdot 2.9250 + 0.1^1 \cdot 0.0001}{9} = 0.3251 \\
 \gamma &= \frac{0.3251}{0.2660} = 1.2221 \\
 SCCS(X, Y) &= \frac{(1+1.2221^2) \cdot 0.2660 \cdot 0.3251}{0.2660 + 1.2221^2 \cdot 0.3251} = 0.2869
 \end{aligned}$$

図 3 SCCS による計算の具体例
 Fig. 3 Calculation example

$$tf(x) = \log \left(\frac{n_{xj}}{\sum_{i \in j} n_{ij}} + 1 \right) \quad (13)$$

$$idf(x) = \log \frac{|C|}{df_x} \quad (14)$$

ここで、 n_{ij} は感情 j のコーパス中に単語 i が含まれている数を表す。| C | はコーパスの総数とし、 df_x は単語 x が含まれているコーパス数とする。tf-idf 値が 0 になった場合、要素 c の他の情報も失われてしまうため微小な正数 δ により補正することで情報の欠損を防いでいる。 $Weight(c)$ は要素 c 中に含まれる単語が文章を分類するのに与える重要度を重みとして用いている。例えば、「は」や「が」などの単語よりも「好き」や「嫌い」などの単語の方が感情を判断するために重要になる。次式に定義する。

$$Weight(c) = \sum_{x \in c} (|value(x)| + \varepsilon) \quad (15)$$

$value(x)$ は単語 x の重要度であり、 ε は $Weight$ 値が 0 になることによる情報の欠損を防ぐための微小な正数である。本研究ではこの重要度の指標として高村らが作成した単語感情極性対応表 [4] を用いた。単語の感情極性とは単語をポジティブ/ネガティブの 2 値に分類したものでこの対応表は単語を -1 (ネガティブ) から 1 (ポジティブ) の数値で表現したものである。単語の極性が大きければ感情を判断する際の重要度も大きくなるのではないかと考えられる。図 3 SCCS の計算の例を示す。

4. 感情推定実験

4.1 評価方法

本稿では、文学小説中の感情表現を収録した感情表現辞典 [5] を文章コーパスとして採用し、「喜」「好」「怒」「悲」の 4 感情についてそれぞれ 100 文を抜き出し感情別に 4 つのコーパスを作成した。感情推定システムでは類似度が高い上位 5 文章 ($N = 5$) の値を感情ラベル別に合計値し、合計値が最大になるものを推定感情とした。TRANSACT には \sum を用いる。また類似度計算では比較する 2 文章の単語を全て基本形に変換して行った。感情推定性能を評価す

表 1 感情推定正答率 (%)

Table 1 Accuracy Rates of Emotion Estimation

	喜	好	怒	悲	全体
SCCS	56	59	80	62	64.25
Weight のみ *2	53	54	72	51	57.5
RE CARE[1]	75	44	57	54	57.5
TFIDF のみ *1	44	54	69	53	55
IMPACT[3]	36	37	38	33	36
コサイン類似度	43	24	31	46	36
Bleu[6](N=1)	33	43	16	45	34.25
Bleu(N=2)	34	33	27	35	32.25
Bleu(N=3)	16	28	16	21	20.25
Bleu(N=4)	4	8	0	6	4.5

表 2 SCCS の正誤関係

Table 2 Confusion Matrix of SCCS

推定結果 \ 正解	喜	好	怒	悲
喜	56	17	11	16
好	15	59	14	12
怒	6	9	80	5
悲	13	10	15	62

表 3 RE CARE の正誤関係

Table 3 Confusion Matrix of RE CARE

推定結果 \ 正解	喜	好	怒	悲
喜	75	0	4	21
好	24	44	11	21
怒	18	8	57	17
悲	26	9	11	54

表 4 コサイン類似度の正誤関係

Table 4 Confusion Matrix of Cosine Similarity

推定結果 \ 正解	喜	好	怒	悲
喜	43	10	16	31
好	22	24	20	34
怒	39	13	31	17
悲	30	9	15	46

るため Leave-one-out 法による交差検定を行った。SCCS のパラメータ α, β の値は 0.1, 1.1 と設定し δ, ε は 0.0001 とした。また比較手法として文章の比較に用いられるコサイン類似度、既存手法である IMPACT[3]、IMPACT と同様の機械翻訳システムの自動評価手法である Bleu[6]、Bleu を感情推定に適用した手法である RE CARE[1] を用意した。また提案手法に用いる重みを TFIDF のみ *1 または Weight のみ *2 にしたものをそれぞれ用意した。

4.2 実験結果

各手法の正答率を表 1 に示す。SCCS が 64.25% と他の手

法と比較し正答率が高いことがわかる．これより SCCS の優位性が確認された．また SCCS は「怒」の感情ラベルの正答率が他の感情ラベルに比べ高いことがわかる．これは *TFIDF* のみ *¹ と *Weight* のみ *² それぞれ単体の時にも同様の傾向がある．他の手法でも「怒」のラベルの正答率が高くなる傾向はあるがこの 3 手法ではこの傾向が顕著に現れている．表 2 から表 4 に SCCS, RECARE, コサイン類似度による正誤をそれぞれ示す．表 2 により SCCS での誤答には感情ごとの偏りが見られないことがわかる．しかし, 表 3 および表 4 では誤りで「喜」か「悲」が多くなる傾向が見受けられる．この 3 手法の大きな違いとして類似度計算におけるデータの取り扱いがあげられる．RECARE では 2 文章間で一致する N-gram を用いて類似度を計算しており, コサイン類似度では 2 文章に含まれている単語についてそれぞれの文章での出現回数をベクトルとして用い類似度を計算している．これに対し SCCS では 2 文章間の LCS を用いており, 先述の 2 手法では単語の一致数を用いているのに対し, SCCS は一致する単語の並びを考慮している．実験結果から文章類似度の計算における LCS の効果が確認できた．

Translation, *In Proc. of the ACL2002*, pp. 311–318 (2002).

5. まとめ

本稿では文章からの感情推定を目的とし, 単語の感性情報を考慮した類似度計算手法を提案した．評価実験の結果, 文学小説中の感情表現から構築した文章コーパスにおいて提案手法の優位性が確認された．今回使用したコーパスは規模が小さいため, 今後はより大きなコーパスを使用した評価実験を行う必要がある．また今回, 実験で用いたコーパスは文学小説中の文章を用いていたが会話文や Twitter などの他の種類の文章で構築したコーパスでの評価実験も行う必要がある．また提案手法では単語のみの重みしか考慮していないため, 文法情報などを取り入れていく必要があると考えられる．

参考文献

- [1] 三品賢一, 土屋誠司, 鈴木基之, 任福継: コーパスごとの類似度を考慮した用例に基づく感情推定手法の改善, 自然言語処理, Vol. 17, No. 04, pp. 91–110 (2010).
- [2] 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).
- [3] Echizen-ya, H. and Araki, K.: Automatic Evaluation of Machine Translation based on Recursive Acquisition of an Intuitive Common Parts Continuum, *Proceedings of the Eleventh Machine Translation Summit*, pp. 151–158 (2007).
- [4] 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ジャーナル, Vol. 47, No. 02, pp. 627–637 (2006).
- [5] 中村明: 感情表現辞典, 東京堂出版 (1993).
- [6] Papineni, K., Roukos, S., Ward, T. and Zhu, W.-J.: Bleu: a Method for Automatic Evaluation of Machine