

Twitter を利用した評価極性辞書の自動拡張

鳥倉 広大 小町 守 松本 裕治

奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

{kodai-t, komachi, matsu}@is.naist.jp

1 はじめに

WEB データの中から意図した情報を効率よく抽出する必要性が高まっている。商品の評判を把握することを目的とした市場調査、効果的な広告、あるいはマーケティング調査のための嗜好性把握など、枚挙に暇がない。

本研究は、この嗜好性把握によく用いられる評価極性辞書の自動作成を提案する。Twitter から極性辞書を獲得する実験を行い、Kaji ら (2007) [1] の評価極性辞書を拡張させ、Twitter に特徴的な評価表現の獲得に成功した。

2 評価極性辞書構築の関連研究

Kaji らの手法は、まず評価文コーパスを自動構築し、次にそのコーパスの中から抽出した候補表現 (名詞 + 格助詞 + 述語) の極性を人手によりラベル付けされた文との間の共起度によって判定し、極性値の高い表現を順次獲得する手法である。彼らは一般的な HTML 文書から評価コーパスを作成したが、本研究は Twitter のデータを用いるため、マイクロブログマーケティングに効果的な表現をマイニングできる点が異なる。

続いて小林ら (2005)[5] による研究を紹介する。小林らの手法は (対象, 属性, 評価値) の 3 つ組に着目し意見情報を抽出する。対象, 属性, 評価値のそれぞれに該当する表現をあらかじめ用意しておく。これらを利用することで 3 つ組の候補生成を行い、生成された候補を手手で選択する。この候補生成 候補選択を繰り返すことで表現を半自動収集して行く。彼女らの研究は人手による精査が必要であったが、本研究は Kaji らの作成したリソースを用いて自動的に極性辞書を構築するという点が異なる。

また、小林らの研究では評価値表現, 属性表現ともに 4 割程度収集できなかった。小林らの研究では頻度によるフィルタリングを行っているため、汎用的な表現しか取得できない。本研究では Twitter に特化した表現を含む辞書の作成を目指す。

最後に、単語の評価極性辞書を作成した Takamura ら (2005)[2] の手法を紹介する。この研究では、単語が望

ましいか否かを判定する手法を提案している。単語の感情極性を電子のスピン方向と見なし、シソーラス等によって構築された語彙のネットワークをスピン系でモデル化する。獲得対象が単語であるという点が、コロケーション辞書を作成する本研究との相違点である。

3 Twitter を用いた評価極性辞書の自動拡張

辞書拡張にはブートストラッピング手法を用いる。最初に既存の辞書の内、評価極性値の絶対値が閾値 θ_1 以上のものを使用し、ポジティブコロケーションとネガティブコロケーションを用意する。評価極性値は実数値で表され、絶対値が大きければ大きいほどポジティブ (ネガティブ) の度合いが強くなる。これらをシードとし、それに Twitter データ上で共起するコロケーションをシードコロケーションと同じ極性とみなす。次に新たに得られたコロケーションをシードとし、再び共起するコロケーションを取得する。この反復を新たなコロケーションが取れなくなるまで行う。

以下で、本研究が抽出対象とするコロケーション、次にコロケーションに対する極性地のスコア付けについて述べ、最後に Twitter データ上でのコロケーションの共起の取得方法について説明する。

3.1 抽出対象のコロケーション

本研究では、図 1 に示すように係り受け関係にある名詞 + 格助詞 + 述語を一つのコロケーションとし、評価極性の付与対象として抽出する名詞に関しては主辞のみを用いる。述語とは動詞、形容詞、形容動詞のことである。

- I. 名詞の直後に接尾辞が来ていたり、主辞として自動解析された名詞が接尾辞だった場合、接尾辞と名詞を結合して一つの名詞とみなす。名詞や述語の語尾の単語は原形にした。
 - 「フォロワー + さん」 「フォロワーさん」
 - 「机 + っぽい」 「机っぽい」
- II. 名詞の直後にサ変動詞が来る場合、サ変動詞とその直前の名詞を組み合わせて一つの動詞とみなす。
 - 「心配 + する」 「心配する」
- III. 動詞の接尾辞として「やすい」「にくい」あるいは否

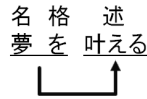


図 1: コロケーションの係り受け関係

定語の「ない」「ぬ」が付属している場合、その「動詞（接尾辞）」を一つの形容詞として扱う。この処理により肯定の場面と否定の場面で使用される際の極性の違いを区別することができる。

「壊れ+やすい」「壊れる(やすい)」

「食べにくい」「食べる(にくい)」

「考えない」「考える(否定)」

「言わず」「言う(否定)」

IV. 「しかし」「だが」「ところが」「けれど」「でも」「が」などの逆接の接続詞がある場合、コロケーションは主節から取る。これは逆接を使用する際、書き手の主張は主節に含まれると考えられるためである。

「ケーキは嫌いだがチョコは好きだ」

「チョコ+は+好き」のみ取得。「ケーキ+は+嫌い」は取得しない

3.2 コロケーションの極性値のスコア付け

ここでは候補表現となるコロケーションの極性の強弱を、極性値と呼ばれる数値で表記する。極性値は Kajiらと同様に、ポジティブあるいはネガティブな表現との共起度を元に計算する。これは、ポジティブ(ネガティブ)コロケーションが出現する tweet に共起するコロケーションはポジティブ(ネガティブ)極性があるという仮定に基づく。

共起の尺度として、Pointwise Mutual Information (PMI) を用いる。候補となるコロケーション c とシードとするポジティブコロケーション pos またはネガティブコロケーション neg との共起度は次式で表される [3]

$$PMI(c, pos) = \log_2 \frac{P(c, pos)}{P(c)P(pos)} \quad (1)$$

$$PMI(c, neg) = \log_2 \frac{P(c, neg)}{P(c)P(neg)} \quad (2)$$

$P(c)$ は c というコロケーションが発生する確率、 $P(c, pos)$ は c とポジティブコロケーションが共起する確率である。2つの PMI を用いて候補表現 c の評価極性値 PV (Polarity Value) (c) を (3) のように定義した:

$$PV(c) = PMI(c, pos) - PMI(c, neg) \quad (3)$$

$$= \log_2 \frac{P(c, pos)/P(pos)}{P(c, neg)/P(neg)} \quad (4)$$

$$= \log_2 \frac{P(c|pos)}{P(c|neg)} \quad (5)$$

(5) の評価極性値を求めるためには $P(c|pos)$ と $P(c|neg)$

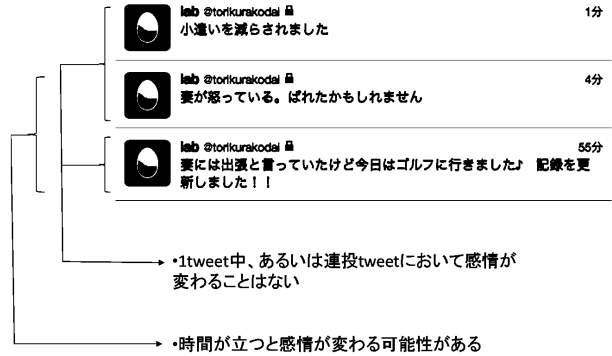


図 2: One emotion per tweet と連投 tweet の説明

の値が必要になるため、これらは次のように推定する:

$$P(c|pos) = \log_2 \frac{P(c, pos)}{\sum_{c'} f(c', pos)} \quad (6)$$

$$P(c|neg) = \log_2 \frac{P(c, neg)}{\sum_{c'} f(c', neg)} \quad (7)$$

ここで $f(c, pos)$ は候補表現 c がシードのポジティブコロケーションと共起をする頻度で、 $f(c, neg)$ も同様である。

このようにしてスコア付けしたコロケーションに対し閾値 $\theta_2 (> 0)$ を設ける。そして評価極性値が θ_2 以上のコロケーションをポジティブ、 $-\theta_2$ 以下のコロケーションをネガティブとして辞書に登録する。それ以外のコロケーションに対しては辞書には登録しない。 θ_2 が大きいほど適合率重視であり、小さいほど再現率重視である。

3.3 同一極性であると仮定する tweet

本研究では、Yarowsky が提唱する One sense per collocation [4] の派生として One emotion per tweet という考えを提唱する。これは、140 字という非常に短い文においてポジティブとネガティブ両方の感情が存在することは稀であるとの考えから、同一 tweet 内に存在するコロケーションの極性(ポジティブ/ネガティブ)は同じであるとする仮定である。

共起の仕方としては 2 パターン検討する。1 つは 1 tweet 中で共起するパターン。もう 1 つは一定時間内の複数の連続 tweet にまたがって共起するパターンである。

- 1 tweet 中に 2 つ以上コロケーションを含む tweet。複数のコロケーションを持つ tweet が存在し、かつその中の 1 つ以上がシードとなるコロケーションであれば、その他のコロケーションも同一極性を持つと考える。

(例) 彼がそう言ったので、私は従った
コロケーション: 「彼+が+言う」「私+は+従う」

- 同一発言者による連投 tweet のそれぞれにコロケーションが存在するような tweet。

連続 tweet であれば同一発言者の感情に大きな変化

が起こらないということを仮定する．すなわち，同一人物による発言 A と発言 B がある際，それらがある一定の時間内である場合に限り A と B に含まれるコロケーションの極性は同じであるという考えである．こうした仮定の元，条件にマッチする tweet を抽出する．これらの例を図 2 に示している．

4 評価極性辞書拡張実験

4.1 使用する tweet データ

本研究で用いるデータは，Twitter¹から日本語の含まれるものをランダムにクロウリングし収集した．収集した tweet は一日平均約 25 万ツイートであった．収集したうち 2011/11/01-10 の 10 日分，約 250 万ツイートを使用する．

4.2 シードとなる評価極性辞書

Kaji ら (2007) による Polar Phrase Dictionary²を使用した．すでに付与されている評価極性値に対し閾値を設け，ポジティブコロケーションとネガティブコロケーションを得た．Polar Phrase Dictionary では各候補表現に対し $-15 \sim +15$ の評価極性値が割り振られているが，閾値 θ_1 を 2 とした．なおコロケーション以外に述語のみのものも含まれているが，本研究では使用しない．

4.3 Twitter の特有のルールへの対処

- retweet

retweet は他人の tweet の文をそのまま tweet することで，これらを使用すると同内容の文が多数取れてしまう．よって本実験では retweet は使用しない．³

- ハッシュタグ

ハッシュタグはある特定の話題を tweet する際に使用する．ハッシュタグ中にコロケーションが入っていると，文脈に依らずそのコロケーションの出現回数が多くなってしまふ．また，ハッシュタグの中には「語尾を に変えて tweet」といった本来の日本語としては意味が通らない tweet を促すものがある．そのため本実験ではハッシュタグ入りの tweet は使用しない．

- bot

自動 tweet するアプリケーションは bot と呼ばれる．bot の tweet は同じ内容であることが多く，これを全て取得してしまうと偏りが出る．そのため本研究では，完全に同一内容の tweet を 3 回以上繰り返すアカウントは除外した．また reply⁴の相手だけが違ってそれ以降の内容が同一の tweet を同一アカウント

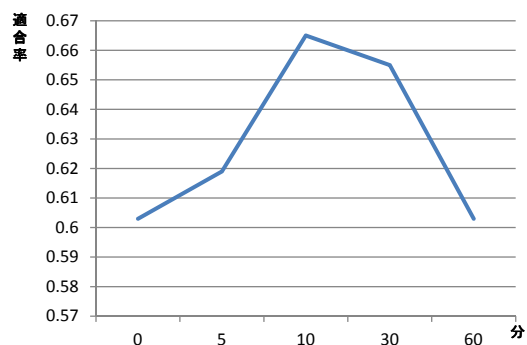


図 3: 連投時間毎の適合率の推移

がしていた場合には 2 つ以上取らない．さらに URL が入っている tweet も使用しない．

4.4 取得したコロケーション

CaboCha (Ver.0.60)⁵を使用し，コロケーションを取得した．tweet 中に複数のコロケーションが存在する tweet に含まれるコロケーションは 1 日あたり約 30,000 個取得できた．

一定時間内の複数の tweet にまたがり存在するコロケーションは 1 日あたり約 500 個取得できた．今回は 10 日分のデータを使用するため，約 5,000 コロケーションの中からブートストラップをしていくことになる．なお，図 3 に示すように，連投時間を 0 分，5 分，10 分，30 分，60 分の設定で予備実験を行った結果，適合率が最も高かったのは 10 分後だった．そのためここでの一定時間とは 10 分と設定した．

4.5 精度の評価

候補コロケーションについては閾値 θ_2 よりも評価極性値の絶対値が大きいものを取得した． θ_2 は全極性値の平均値とした．こうして抽出したコロケーションとシードからヘルドアウトした部分との適合率と再現率を測ることでスコア付けの精度を測る．その際，シード辞書からランダムに選んだ 1/5 のコロケーションをヘルドアウトデータ，残りを訓練データと定めた．

5 結果

2011/11/01-10 の同一 tweet 中のコロケーションを用いる手法の適合率は 56.8%，再現率は 4.6% であった．また連投ツイートにまたがりコロケーションを抽出する手法の適合率は 68%，再現率は 7.0% であった．図 4 と図 5 はそれぞれ取得できたコロケーション，評価極性値，Polar Phrase Dictionary に記載しているか否か，人手で評価した時極性は妥当かどうかを示す表である．各々評価極性値の上位下位 10 組を示している．

また評価極性値の上位下位それぞれ 30 ツイートずつ人手評価を行った．結果，図 4 の実験でポジティブが 18

¹<http://twitter.com/>

²<http://www.tkl.iis.u-tokyo.ac.jp/~kaji/polardic/>

³なお retweet の変形として，非公式のコメント付き retweet というものが存在する．こちらも本実験では使用しない．

⁴他人に対する返事をする時に使用する．

⁵<http://code.google.com/p/cabocha/>

	コロケーション	評価極性値	PPD	人手評価
1	アカをお願いする	0.00783	×	
2	ツイッターを利用する	0.00783	×	
3	前々からなる	0.00783	×	
4	仕事がつく(否定)	0.00696	×	
5	曲が離れる(否定)	0.00609	×	×
6	選び方でオススメする	0.00522	×	
7	条項がない	0.00522	×	×
8	投票にない	0.00522	×	×
9	未来へ持つ	0.00522	×	
10	町でなる	0.00522	×	×

(a) ポジティブ

	コロケーション	評価極性値	PPD	人手評価
1	ものがある	-0.0268	×	
2	遊びに行く	-0.0243	×	×
3	体調につける	-0.0243	×	×
4	気がする	-0.0239	×	×
5	一緒に行く	-0.0239	×	×
6	ためにする	-0.0235	×	×
7	時間に覚める	-0.0227	×	
8	自分がする	-0.0194	×	
9	気持ちになる	-0.0186	×	
10	体につける	-0.0161	×	×

(b) ネガティブ

図 4: 1 tweet 中にコロケーションが複数存在する場合の結果

	コロケーション	評価極性値	PPD	人手評価
1	follower を増やす	0.0205	×	
2	人っきりになれる	0.0110	×	
3	管理に付ける	0.00964	×	
4	取得を得る	0.00964	×	
5	企業に努める	0.00827	×	×
6	剣に刻む	0.00827	×	
7	天候がする	0.00827	×	
8	録等を調べる	0.00827	×	
9	未来へ持つ	0.00827	×	
10	君が眠れる	0.00827	×	×

(a) ポジティブ

	コロケーション	評価極性値	PPD	人手評価
1	のがする	-0.0266	×	×
2	ものがある	-0.0250	×	
3	一緒に行く	-0.0217	×	×
4	体調につける	-0.0207	×	×
5	遊びに行く	-0.0204	×	×
6	時間に覚める	-0.0184	×	
7	気がする	-0.0180	×	×
8	気持ちになる	-0.0174	×	
9	本を読む	-0.0164	×	×
10	前からなる	-0.0160	×	×

(b) ネガティブ

図 5: 連投 tweet 中にコロケーションが複数存在する場合の結果

個, ネガティブが 12 個正解し, 図 5 の実験でポジティブが 20 個, ネガティブが 11 個正解していた。

6 考察

適合率が単一 tweet からコロケーションを取得するよりも 10 分以内の連投 tweet にわたり取得する方が取得したコロケーションの適合率が高いことがわかった。一方連投時間を 30 分以上と設定すると適合率は下がった。よって図 2 で書いたように, 人は短時間のうちに感情が変わることは少ないことがわかった。人手評価に関しては, 判別不可能なものが多かったため明確に外れているものはそれほど多くなかった。bot は似た文を tweet し続けるため, 極性値が高い tweet は bot によるものが多かった。今後はフォロワーの数とフォローしている数を利用するなどして bot を除去していきたい。また極性値が同じになるものが多かった。これはシードの極性を閾値によって二値に分類したことが原因であると考えられる。今後はシードの評価極性値の数値をそのまま使用する方法を模索したい。最後に, 取得したコロケーションについて言及する。まず取得したコロケーションのうち極性の高いものは Polar Phrase Dictionary に記載されていないものばかりであり, 適合率も 68% 取れたので一定の成果があったと考えている。

7 おわりに

今後の実験として取り組んでいきたいことを記す。まず本研究ではデータを 10 日分のみ使用したが, クローリングしているデータは約 180 日分あるので, 今後は大規模に実験を行いたい。次に本研究ではコメント付き

retweet は retweet と区別せず削除したが, 今後はこれも実験に取り入れていきたい。何故なら retweet に対するコメントは, retweet に対する意見であることが多いため, コメント中のコロケーションの極性が retweet 中のコロケーションの極性を評価することは充分考えられるからである。また述語中に名詞を含めることも検討したい。「僕は天才だ」など, 名詞そのものに極性が存在することもあるためである。最後に, 書き手の心情を如実に表す顔文字に関しては今後取り入れて行く必要があると考えている。

謝辞

本研究にあたって評価極性辞書の使用を快く受け入れていただいた東京大学鍛冶伸裕特任助教に心より感謝申し上げます。

参考文献

- [1] Nobuhiro Kaji and Masaru Kitsuregawa. Building lexicon for sentiment analysis from massive html documents. In *EMNLP-CoNLL2007*, pages 1075–1083, 2007.
- [2] Hiroya Takamura, Manabu Okumura, and Takashi Inui. Extracting semantic orientations of words using spin model. In *Proceedings of ACL*, pages 133–140, 2005.
- [3] Peter D. Turney. Thumbs up or thumbs down?: semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews. In *Proceedings of ACL*, pages 417–424, 2002.
- [4] David Yarowsky. Unsupervised Word Sense Disambiguation Rivaling Supervised Methods. In *Proceedings of ACL*, pages 189–196, 1995.
- [5] 小林のぞみ, 乾健太郎, 松本裕治, 立石健二, 福島俊一. 意見抽出のための評価表現の収集. *自然言語処理*, 12(3):203–222, 2005.