

## Twitterにおける集団的感性のモデリング

## Modeling Collective Emotion on the Twitter

早川浩平\*1 伊藤孝行\*1\*2  
Kohei Hayakawa Takayuki Ito

\*1名古屋工業大学工学部情報工学科

Department of Computer Science, Nagoya Institute of Technology

\*2名古屋工業大学大学院産業戦略工学専攻

Master of Techno-Business Administration, Nagoya Institute of Technology

We propose modelling method to produce time series collective emotion on Twitter. We classify emotion into six individual dimensions of mood, namely Anger, Disgust, Fear, Happiness, Sadness, and Surprise. Our modelling method is applied to set of tweets data tweeted between December 10, 2013 and January 10, 2014. We produce 3 scoring function and reveal most suitable function as collective emotion modelling method. We confirm characteristic change of emotion around some events generally regarded as big like christmas and new year's day.

## 1. はじめに

人間の感情を計測し、政策立案の参考指標にする取り組みが行動経済学の分野や各国の政府関係者の間で多大な関心を集めている [Kahneman 2012]. 英国では幸福の総量を指標化した幸福度統計が公式の政策立案で利用されている [Donal et al. 2011]. 幸福度統計のような人々の感情に基づく指標は日本においても内閣府経済社会総合研究所などが研究を行っている [松島 et al. 2013]. しかし、一般的な感情の測定法は人手により行われているためコストと負担が大きい。そこで集団の感情を測定する方法として WWW 上のデータを用いる方法がある。近年では Twitter などのマイクロブログを活用した研究が盛んに行われている。Twitter を活用した集団的感性のモデリングの研究として、Bollen らは Twitter 上の集団感情のモデリングを用いた株価予測の研究を行っている [Bollen et al. 2011a]. Bollen らの研究では集団感情の時系列変化とダウ平均株価の時系列変化の相関性を分析し、高い相関関係があることを明らかにしている。マイクロブログはウェブ上のブログやニュースサイトなどに比べ、リアルタイム性やユーザの多様性に富んでいるため、集団の感情の抽出に有用である。また、被験者のコストと負担が無いことも利点である。

本研究では人々が感情を直接表現する傾向が少ないと言われている日本語圏において集団的感性の時系列変化をモデリングすることが可能かを検証する。感情を怒り、恐れ、嫌悪、幸せ、悲しみ、及び驚きの6つに分け、2013年12月10日から2014年1月10日までの32日間に投稿された約420万ツイートにおいて分析を行う。6つの感情の分類については Ekman らの提唱する基本感情 [Ekman & Friesen 1971] を採用した。6つの感情は独立であることを仮定している。モデリングの際に必要なスコアリング手法について、3つのスコアリング手法を比較し、最も適切な手法を明らかにする。さらに、最も有効なスコアリング手法を用いてモデリングした結果について、計測期間中に実際に起こった出来事を照らし合わせ、結果の尤もらしさを確認する。

本論文の構成を示す。第2章では本研究の関連研究として、

Twitter を活用した意見抽出や感情分析の研究を述べる。第3章では3つの集団的感性のモデリング手法を述べる。第4章では3つのモデリング手法の比較を行い、集団的感性のモデリングに最も適した手法を明らかにする。また、ケーススタディーを通し、最適なモデリング手法を用いてモデリングした結果の尤もらしさを確認する。最後にまとめを述べる。

## 2. 関連研究

一般大衆がウェブ上に作成したテキストデータの感情や気分の分析の研究は数多く行われている。Pang と Lee は感情分析や意見抽出の手法を幅広く調査している [Pang & Lee 2008]. Hu らは人々が投稿したツイートに含まれる意見を抽出することにより米大統領候補討論会などのイベントの反響を分析する研究を行っている [Hu et al. 2013]. Hu らは Negative/Positive の判定 (N/P 判定) に基づく意見抽出を行っている。N/P 判定に基づく意見抽出を時系列データに適用する研究も行われている [O'Connor et al. 2010]. N/P 判定に基づく意見抽出は日本語においても有効性が確認されている [飯田 et al. 2005]. 本研究では N/P の2極値ではなく6つの感情において感情分析を行う。分析に当たり、N/P の判定に用いられている共起確率により内分比を算出する手法を拡張したモデリング手法を作成する。

N/P 以外の感情を用いる研究として感情を「楽しい⇔悲しい」、「うれしい⇔怒り」及び「のどか⇔緊迫」に分解して新聞記事から印象をマイニングする研究 [熊本 et al. 2011] が行われている。上記の研究では感情の尺度を対にして、N/P 判定を応用している。本研究では6つの感情を用い、それぞれの感情は独立であると仮定する。

本研究と同様の6種類の感情を因子とし、音声合成を目的としたテキストの感情識別の研究もある [Alm et al. 2005]. Alm らは単語の感情の決定を多クラス分類問題として扱っている。同様に感情を6つの因子に分け、メール [Pepe et al. 2008] 及び Twitter [Bollen et al. 2011b] の時系列データの感情分析を行う研究がある。上記の研究では心理学に基づく手法で感情を緊張、抑鬱、怒り、活力、疲労、及び混乱の6つの因子に分解している。本研究のモデリング方法の1つとして上の手法を修正したモデリング手法を作成する。上の手法では形容詞を

連絡先: 早川 浩平, 名古屋工業大学工学部情報工学科,  
hayakawa.kohei@itolab.nitech.ac.jp

シードワードとした辞書の作成を行っているが、本研究では主に名詞から構成されるシードワードの類語を辞書として用いる。また、本研究では幸せなどの因子のモデリングに着目し、幸福度統計への活用を目指す。

### 3. モデリング手法

#### 3.1 概要

本研究では感情を怒り、恐れ、嫌悪、幸せ、悲しみ及び驚きの6つに分けた。6つの感情は独立であると仮定する。上に挙げた6つの単語をそれぞれ感情語  $e_i (i = 1, \dots, 6 \in E)$  とする。はじめにツイートの感情度を6次元のベクトルとしてスコアリングする。そして、スコアリングに基づき集団感情の時系列変化を求める。スコアリングには感情辞書とスコアリング関数が必要となる。感情辞書の構築方法とスコアリング関数によって異なる3つのスコアリング手法、(a) 内分比に基づくスコアリング、(b) 単語間類似度に基づくスコアリング及び (c) 類語に基づくスコアリングを作成した。以下に3つのスコアリング手法を述べる。

#### 3.2 (a) 内分比に基づくスコアリング

感情語  $e$  について、Google 検索結果のウェブページに含まれる語彙を感情語  $e$  への印象語として辞書を構築する。以下の手順で辞書の構築手順を示す。

- (1)  $e_i$  をシードワードとする。
- (2) Google 検索を用いて、 $e_i$  をクエリーとして検索する。
- (3) 検索結果1,000件の概要説明部に含まれる単語(名詞、動詞、形容詞、及び副詞)を  $e_i$  の辞書とする ( $e_i$  のシードワードで検索した場合は、出現単語を  $e_i$  の印象語リスト  $List(e_i)$  に登録する。)

印象語リストに登録されたユニーク単語数を表1に示す。上

表1: 印象語辞書に含まれるユニーク単語数

辞書	怒り	嫌悪	恐れ	幸せ	悲しみ	驚き
$D_a$	3,336	3,445	3,611	3,713	3,127	4,105

記アルゴリズムで構築された辞書を用い、式(1)により、単語  $t$  と  $List(e_i)$  中の語との共起確率  $P(t, List(e_i))$  と他のリスト中の語との共起確率との内分比  $S_i(t)$  を求める。

$$S_i(t) = \frac{P(t, List(e_i))}{\sum_{n \in E} P(t, List(e_n))} \quad (1)$$

内分比  $S_i(t)$  は0に近いほど単語  $t$  が感情  $e_i$  の文脈に現れにくく、1に近いほど感情  $e_i$  の文脈に現れやすいことを意味する。ツイート内容全体の感情度はツイートに含まれる各単語(名詞、動詞、形容詞、副詞)の内分比を計算し、平均を取ることで計算できる。 $S(t)$  を単語  $t$  の感情度の内分比ベクトルを求める関数とする。式(2)に  $S(t)$  を示す。

$$S(t) \rightarrow \mathbf{m} \in \mathbb{R}^6 = [S_1(t), S_2(t), \dots, S_6(t)] \quad (2)$$

$\mathbf{m}$  の項目は6つのそれぞれの感情を表す。それぞれのツイート  $tw$  は単語群  $\mathbf{w}$  の集合で表されている。ツイート  $tw$  の感情スコアリング関数  $\mathcal{E}_a(tw)$  を以下の式(3)に定義する。

$$\mathcal{E}_a(tw) \rightarrow \mathbf{m} \in \mathbb{R}^6 = \frac{\sum_{w \in \mathbf{w} \cap \mathbf{l}} S(w)}{|\mathbf{w} \cap \mathbf{l}|} \quad (3)$$

式(3)において  $\mathbf{l}$  は印象語辞書  $D_a$  に含まれる単語である。

#### 3.3 (b) 単語間類似度に基づくスコアリング

感情語  $e$  とその他の単語  $l$  との単語間類似度を記録した辞書を構築する。その他の単語については日本語圏の人気ウェブサイトからクロールした7,365語を用いた。なお、用いた単語は名詞、動詞、形容詞、副詞の4種類である。その他の単語数を  $N$  と置く。単語間類似度としてコサイン類似度を用いた。ある単語  $q$  の Google 検索結果の件数を求める関数を  $\nabla(q)$  とすると、感情語  $e$  と単語  $l$  のコサイン類似度  $\mathcal{C}(e, l)$  は以下の式(4)で表される。

$$\mathcal{C}(e, l) = \frac{\nabla(e \cap l)}{\sqrt{\nabla(e) \nabla(l)}} \quad (4)$$

$S(l)$  を単語  $t$  の感情度の単語間コサイン類似度ベクトルを求める関数とする。式(5)に  $S(l)$  を示す。

$$S(l) \rightarrow \mathbf{m} \in \mathbb{R}^6 = [\mathcal{C}(e_1, l) \dots \mathcal{C}(e_6, l)] \quad (5)$$

3.2節と同様にそれぞれのツイート  $tw$  は単語群  $\mathbf{w}$  の集合で表されている。スコアリング関数  $\mathcal{E}_b(tw)$  を以下の式(6)に定義する。

$$\mathcal{E}_b(tw) \rightarrow \mathbf{m} \in \mathbb{R}^6 = \frac{\sum_{w \in \mathbf{w} \cap \mathbf{l}} S(w)}{|\mathbf{w} \cap \mathbf{l}|} \quad (6)$$

#### 3.4 (c) 類語に基づくスコアリング

感情辞書の構築において類語を用いる。類語は weblio 類語辞典\*1より収集した。得られた類語群  $\mathbf{p}_i$  を  $e_i$  の類語とする。すべての  $e$  に適用し、感情辞書  $D_c = [\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_6]$  を構築する。構築した辞書  $D_c$  に含まれる単語数を表2に示す。スコア

表2: 類語辞書に含まれる単語数

辞書	怒り	嫌悪	恐れ	幸せ	悲しみ	驚き
$D_c$	38	35	52	47	27	29

リング関数  $\mathcal{E}_c(tw)$  は式(7)で定義される。

$$\mathcal{E}_c(tw) \rightarrow \mathbf{m} \in \mathbb{R}^6 = [|\mathbf{w} \cap \mathbf{p}_1| \dots |\mathbf{w} \cap \mathbf{p}_6|] \quad (7)$$

$\mathcal{E}_c(tw)$  はそれぞれのツイート  $tw$  を6次元の感情ベクトル  $\mathbf{m} \in \mathbb{R}^6$  へ写像する。 $\mathcal{E}_c(tw)$  はツイートに含まれる単語が感情辞書  $D_c$  に含まれる数を6つの感情の種類ごとにカウントする。

#### 3.5 時系列変化の生成

本節ではツイートの感情スコアリングに基づき集団感性の時系列変化を生成する手法を述べる。ある日付  $d$  における感情スコアベクトル  $\mathbf{m}_d$  を生成する式を式(8)に示す。

$$\mathbf{m}_d = \frac{\sum_{t \in T_d} \mathcal{E}(t)}{|T_d|} \quad (8)$$

ここでは3つのスコアリング関数をまとめて便宜的に  $\mathcal{E}(t)$  と表記する。ある日に収集したツイートの総数を  $T_d \subset T$  とする。 $T$  は収集したすべてのツイートである。式(8)を計測期間

\*1 weblio 類語辞典: <http://thesaurus.weblio.jp>

$D$  のすべてに適用することで得られる行列  $\mathbf{X}$  が集団感性の時系列変化を表す。  $\mathbf{X}$  を式 (9) に示す。

$$\mathbf{X} = [\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \dots, \mathbf{m}_d, \dots, \mathbf{m}_D] \quad (9)$$

各感情を比較するために各感情の時系列変化について正規化を行う。正規化は以下の式 (10) により行い、新たに日付  $d$  における感情スコアベクトル  $\hat{\mathbf{m}}_d$  を得る。

$$\hat{\mathbf{m}}_d = \frac{\mathbf{m}_d - \bar{x}(\mathbf{X})}{\sigma(\mathbf{X})} \quad (10)$$

正規化後の感情の時系列変化行列を以下の式 (11) に示す。

$$\hat{\mathbf{X}} = [\hat{\mathbf{m}}_1, \hat{\mathbf{m}}_2, \dots, \hat{\mathbf{m}}_d, \dots, \hat{\mathbf{m}}_D] \quad (11)$$

## 4. 評価

### 4.1 モデリングの適用

前章で述べた3つのモデリングを実際のツイートデータへ適用する。使用するデータは2013年12月10日から2014年1月10日までの32日間に投稿された約420万ツイートである。収集するツイートは日本語で投稿されたツイートで、Twitter API を用いて1分間に100ツイートを取得している。なお、ツイート数が理論値より少ないのはエラーなどによりツイートを取得できなかった場合があるためである。

### 4.2 3つのモデリング手法の比較

本研究では6つの感情が独立であると仮定した。6つの感情の独立性を示すために6つの集団的感性の時系列変化についてそれぞれ相関係数  $r_{i,j}$  を算出する。  $r_{i,j}$  を式 (12) に示す。

$$r_{i,j} = \frac{\sum_{d \in D} (m_{i,d} - \bar{m}_i)(m_{j,d} - \bar{m}_j)}{\sqrt{\sum_{d \in D} (m_{i,d} - \bar{m}_i)^2} \sqrt{\sum_{d \in D} (m_{j,d} - \bar{m}_j)^2}} \quad (12)$$

相関係数としてピアソン相関係数を用いた。式 (12) において、  $D$  は計測期間日数、  $m_{i,d}$  は感情  $i$  の日付  $d$  における感情スコア。  $\bar{m}_i$  は感情  $i$  の感情スコアの相加平均、  $m_{j,d}$  は感情  $j$  の日付  $d$  における感情スコア、  $\bar{m}_j$  は感情  $j$  の感情スコアの相加平均である。  $r_{i,j}$  が-1に近ければ2つの感情は負の相関を持ち、1に近ければ正の相関を持ち、0に近ければ相関を持たない。算出したそれぞれの相関係数の絶対値の平均  $R$  をモデリング手法の評価とする。  $R$  を式 (13) に示す。

$$R = \frac{\sum_{i,j \in E, i \neq j} |r_{i,j}|}{||i, j \in E, i \neq j||} \quad (13)$$

$R$  が0に近ければ6つの感情は相関を持たず、独立であると言える。1に近ければ相関を持っていることになる。相関係数  $R$  を表3に示す。手法Aは3.2節の内分比に基づくスコアリング、手法Bは3.3節の単語間類似度に基づくスコアリング、手法Cは3.4節の類語に基づくスコアリングを指す。表3か

表3: モデリング手法Cにおける6つの感情の相関係数

	手法A	手法B	手法C
相関係数 R	0.43	0.89	0.29

ら6つの感情間で最も相関性が低かったモデリング手法は手

法Cの類語に基づくスコアリングであることが分かる。手法Cが低い相関性であった理由としては端的に感情を表す単語を辞書とし、かつ辞書に含まれる単語数が少なかったことが挙げられる。また、辞書に含まれる単語とツイートに含まれる単語の単純一致によるスコアリングも有効であった。すなわち、ツイートのような大量の時系列データから集団感情をモデリングするためには、特徴の強い単語を探し出すことが重要であることが分かった。手法Aでは単語の感情ごとの内分比を用いたが、辞書の単語数が多かったため、あまり感情の特徴が強くない単語までスコアに加算されてしまう。特徴が強くない単語はノイズとしてスコアに蓄積され、各集団感情の時系列変化の差別化を妨げる原因となった。手法Bでは辞書として感情語と頻出語との単語間類似度を用いたが、感情を差別化することが困難であった。手法Aと同様に、辞書に含まれる単語に特徴が強くない単語が含まれていたためである。

最も相関性が低かったモデリング手法である手法Cにおける各感情ごとの相関係数を表4に示す。各感情の中で最も相関

表4: モデリング手法Cにおける6つの感情の相関係数

	怒り	嫌悪	恐れ	幸せ	悲しみ	驚き
怒り	1.00	0.44	0.24	-0.43	0.27	-0.21
嫌悪	0.44	1.00	0.29	-0.45	0.18	0.21
恐れ	0.24	0.29	1.00	-0.57	0.41	0.10
幸せ	-0.43	-0.45	-0.57	1.00	-0.35	-0.20
悲しみ	0.27	0.18	0.41	-0.35	1.00	0.00
驚き	-0.21	0.21	0.10	-0.20	0.00	1.00

性が低かった感情は「悲しみ」と「驚き」であり、相関係数は0.00であった。また、最も正の相関性が強かった感情は「嫌悪」と「怒り」であり、相関係数は0.44であり、最も負の相関性が強かった感情は「恐れ」と「幸せ」であり、相関係数は-0.57であった。手法Cの全体としての相関係数  $R$  は0.29であるため、相関性は低いが、各感情ごとの相関性を調べると、相関性にばらつきがあることが分かる。今回は感情が独立であると仮定しているが、感情の性質上、感情間に複雑な相関関係があることも考えられる。

### 4.3 ケーススタディ

最も各感情の相関性が低かった手法Cを用いて6種類の集団感情の時系列変化をモデリングした結果を図1に示す。図1において、横軸は時刻、縦軸は感情スコアのZ値である。Z値が高いことは感情の高まりが大きいことに等しい。本節ではモデリング結果に対して、実世界でのイベントと照らし合わせて考察を行う。イベントとして日本でも一般的に大きなイベントとして認識されている12月25日のクリスマスと1月1日の元旦を取り上げる。クリスマスと元旦の日付は図1の赤色の点線で示されている。

クリスマスにおいて特徴的な変化を見せた感情は「恐れ」と「幸せ」である。「恐れ」は大きく低下している。対して「幸せ」は大きく増加している。クリスマスに「幸せ」の感情が大きくなることは一般的なクリスマスの特徴と一致する。また、クリスマスの前日である12月24日のクリスマス・イブも日本ではクリスマスと同等に大きなイベントとして捉えられているがクリスマス・イブでは「悲しみ」が上昇している。クリスマス・イブにおける「悲しみ」の上昇は、クリスマスに対して悲観的な人々がいることを考えると妥当である。

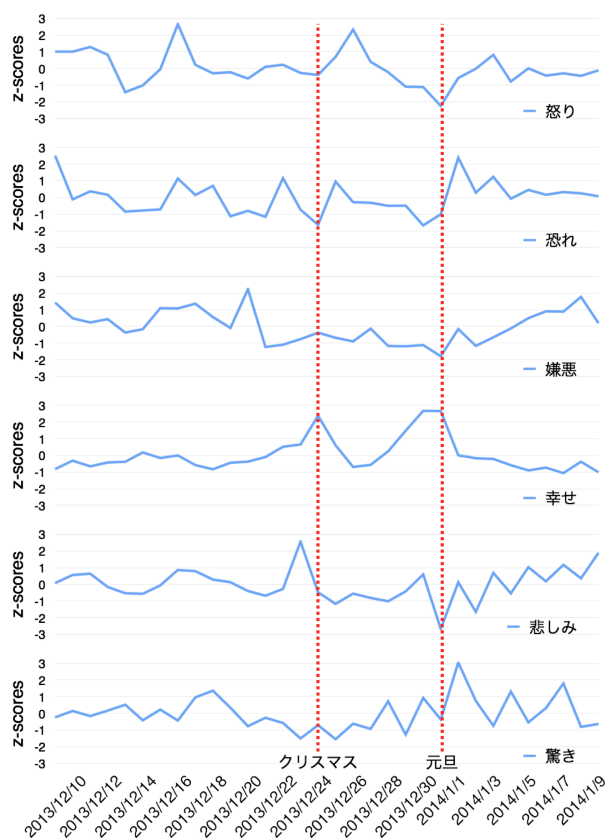


図 1: 6 種類の集団的感性の時系列変化

元旦に特徴的な変化を見せたのは「幸せ」である。「幸せ」は元旦の前日の 12 月 31 日から継続して高いスコアである。12 月 31 日と 1 月 1 日の 2 日間にわたって「幸せ」のスコアが高いことは新年を祝福するという日本の文化からも妥当な結果である。また、1 月の第一週にかけて「嫌悪」が上昇傾向、「幸せ」が下降傾向である。原因としては冬期休業が終わりに近づくことにより嫌悪感が上昇していったためと考えられる。

## 5. おわりに

本論文では集団的感性の時系列変化のモデリングを行った。感情を怒り、恐れ、嫌悪、幸せ、悲しみ、及び驚きの 6 つに分け、2013 年 12 月 10 日から 2014 年 1 月 10 日までの 32 日間に投稿された約 420 万ツイートにおいて分析を行った。スコアリングの段階で 3 つのスコアリング手法を作成し、最も集団感性のモデリングに適した手法を明らかにした。最も適した手法は特徴の強い単語を探し出すことを目的とした、類語に基づく手法であった。最も適したモデリング手法の結果から、一般的に大きなイベントと認識されているイベントの前後で特徴的な変化を見せる感情が確認された。

今後の課題として集団感情が影響を受けている原因のさらなる詳細な分析が挙げられる。集団感情が大きなイベント以外の出来事にも影響を受けることは十分に考えられる。実際に今回のモデリング結果にも特徴的な変化が数多くあるが、多くの原因はノイズによる異常または不明であった。影響力のあったニュースなどとの関係を明らかにすることでモデリング手法の妥当性を強めるとともに、精度の向上を行う必要がある。

## 参考文献

- [Kahneman 2012] Daniel Kahneman: Thinking, Fast and Slow (2012), (邦訳: ファスト&スロー あなたの意思はどのように決まるか?, 村井 章子 訳, 早川書房, (2012)).
- [Donal et al. 2011] Dolan, Paul et al. "Measuring subjective well-being for public policy." (2011).
- [松島 et al. 2013] 松島みどり, 立福家徳, 伊角 彩, 山内直人."現在の幸福度と将来への希望 幸福度指標の政策的活用" New ESRI Working Paper No.27, 2013 内閣府経済社会総合研究所.
- [Bollen et al. 2011a] Bollen, Johan, Huina Mao, and Xiaojun Zeng. "Twitter mood predicts the stock market." Journal of Computational Science 2.1 (2011): 1-8.
- [Ekman & Friesen 1971] Ekman, Paul, and Wallace V. Friesen. "Constants across cultures in the face and emotion." Journal of personality and social psychology 17.2 (1971): 124.
- [Pang & Lee 2008] Pang, Bo, and Lillian Lee. "Opinion mining and sentiment analysis." Foundations and trends in information retrieval 2.1-2 (2008): 1-135.
- [Bollen et al. 2011b] Bollen, Johan, Huina Mao, and Alberto Pepe. "Modeling public mood and emotion: Twitter sentiment and socio-economic phenomena." ICWSM. 2011.
- [Hu et al. 2013] Hu, Yuheng et al. "Listening to the crowd: automated analysis of events via aggregated twitter sentiment." Proceedings of the Twenty-Third international joint conference on Artificial Intelligence. AAAI Press, 2013.
- [O'Connor et al. 2010] O'Connor, B., Balasubramanyan, R., Routledge, B. R., & Smith, N. A. (2010). From tweets to polls: Linking text sentiment to public opinion time series. ICWSM, 11, 122-129.
- [Pepe et al. 2008] Pepe, Alberto, and Johan Bollen. "Between Conjecture and Memento: Shaping A Collective Emotional Perception of the Future." AAAI Spring Symposium: Emotion, Personality, and Social Behavior. 2008.
- [飯田 et al. 2005] 飯田龍, 小林のぞみ, 乾健太郎, 松本裕治, 立石健二, & 福島俊一. (2005). 意見抽出を目的とした機械学習による属性-評価値対同定. 情報処理学会自然言語処理研究会予稿集, NL-165-4, 21-28.
- [熊本 et al. 2011] 熊本忠彦, 河合由起子, 田中克己. "新聞記事を対象とするテキスト印象マイニング手法の設計と評価." 電子情報通信学会論文誌 94 (2011): 540-548.
- [Alm et al. 2005] Alm, Cecilia Ovesdotter et al. "Emotions from text: machine learning for text-based emotion prediction." Proceedings of the conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2005.