

音声合成のための感情及び感情スパンの推定 Recognizing emotion and its span for speech synthesis

服部 一浩¹
Kazuhiro Hattori

横野 光²
Hikaru Yokono

相澤 彰子^{1,2}
Akiko Aizawa

1. はじめに

日常において、ニュースや e-mail, SNS といった web テキストを読む機会が増加し、入ってくる情報、他人とのコミュニケーションは個人が全てを処理するには多すぎるほどになった。このような状況において、他の作業をしながらでも効率的に情報をリアルタイムに獲得するための技術として音声合成によるテキスト読み上げの技術が注目されている [1]。

既存のテキスト読み上げソフトは、テキストの言語情報のみを正確に発声することと、その発声を人間の発声に近づけることに焦点を当てており、音声に感情を込めることはしない。自然な読み上げということを考えてとき、Twitter³などのSNSでは個人的な経験などが感情を含んで語られることが多く、そのようなテキストをニュースに対する読み上げと同様に行くと不自然に聞こえる。例えば、“ディズニールランドめっちゃ楽しかったー”という発言を平坦に読み上げられると、書かれていることと聞こえてくる音声から受ける印象にギャップがあり、違和感を覚えるであろう。

従って、SNSのようなテキストの自然な読み上げのためには、そのテキストに含まれる感情に合わせた発声を行う必要がある [2]。また、テキストには複数の感情が含まれることがあるため、どの感情が表されているかだけではなく、その感情の範囲 (以下、スパンと呼ぶ) も考慮する必要がある。

本研究では特に Twitter の日本語ツイートを対象としたテキスト読み上げに向けて、そのテキストに含まれている感情とその範囲を推定する手法を提案する。SNSのテキストには顔文字のような非言語情報を含むことが多いという特徴があり、これらは書き手の感情を明示的に表すために用いられる典型的な手段であるため、感情推定には言語情報だけでなく顔文字の感情も合わせて考慮する。

2. 関連研究

2.1 テキストからの感情推定

テキストからその書き手の感情、或いは肯定的か否定的かといった極性を推定するという研究は広く行われている。

提案手法の一部分では、既存の感情推定システムを用いる。日本語テキストのための感情推定システムの手に入るものの中で、多くの種類の感情タグを付与し、高い精度を報告していることから、今回 ML-Ask [3] を用いることとした。

ML-Ask は 2009 年から Ptaszynski らによって開発・公開されている感情推定システムであり、日本語の文章

に対して、10 種類の感情タグの中からその文章が表している感情を全て付与する。基本は語の辞書に基づくキーワードマッチングであるが、文脈によって極性を変更するための Contextual Valence Shifters (CVS) [4] が実装されている。ML-Ask における CVS は、文章が予め用意しておいた部分否定文のパターン (“あまり～ない” や “全く～ 訳じゃない” など) に当てはまった場合に、キーワードマッチングによって抽出した感情を、別の感情のセットに変換する。例えば、キーワードマッチングによって dislike という感情を抽出した時に、部分否定文のパターンに当てはまると、ML-Ask は dislike という感情を {joy, fondness} という感情のセットにする。実験では 10 の感情タグの内、8 の感情タグについて、人手のアノテートと 90% の精度で一致したと報告されている [5]。

ML-Ask によって得られるテキストの感情はテキスト読み上げに有用であると考えられるが、テキストに対して複数の感情タグが付与されることがあり、この情報をそのままテキスト読み上げに利用することは困難である。また、ML-Ask は与えられたテキスト全体に対する感情を推定するものであり、具体的にテキストのどの部分がその感情を示しているのかが明示されない。テキストをあらかじめスパンに分割して感情を割り当てる必要があるが、この際に、スパンどうしのつながりや周辺文脈は考慮されないという問題もある。

2.2 感情推定における周辺文脈の考慮

極性判定のタスクにおいて、前後の文の極性との関係を考慮して判定を行う Fine-to-Coarse Sentiment Analysis が 2007 年に McDonald らによって提案されている [6]。

また、予め各ユニットについて独立にスコアを計算した後に、それを素性の 1 つにし、前後のつながりを考慮して再び各ユニットのスコアを計算する手法も提案されている [7]。この手法では、各ユニットの極性スコアを辞書を用いて計算しておき、隣り合った 2 つのユニットについての関係と語によって抽出されたユニットの接続関係とを素性に加え、Markov Logic Networks [8] によって各ユニットの最終的な極性を推定している。

Trivedi らは、文書全体の極性を推定する問題において、各文の極性および主観度に加えて、接続表現と 1 つ前の文の情報を SVM の素性に加えることで、極性の推定精度が改善することを報告している [9]。

2.3 顔文字を利用した感情推定

極性や感情の推定に顔文字を利用する研究は比較的新しいが、顔文字は特に口語的なテキストの中で重要なラベルとして働くと考えられる [10] [11]。

Hogenboom らは顔文字を利用した極性判定手法を提案している [12]。例えば、肯定的な文章の最後に否定的な顔文字が置かれている場合、全体としてこの文章は否定的な文章となる。これはテキストだけから感情推定を

¹ 東京大学大学院

² 国立情報学研究所

³ <http://twitter.com>

行った場合では誤ることとなる。Hogenboom らの提案する手法では、顔文字の無い文章には単語に基づく極性判定を行い、顔文字を含む文章は顔文字のみで極性判定を行うことにし、肯定的か否定的かの判定を94%の精度で成功したと報告がなされている。

3. 提案手法

提案手法ではまず、テキストを”顔文字”、”接続詞・接続助詞”、”その他のテキスト”の3種類を単位とする部分文字列(以下、ユニットと呼ぶ)に分割する。それぞれのユニットから得られる素性を用い、”その他のテキスト”のユニットに対して感情をSupport Vector Machines(SVM)を用いて推定する。

ここでの推定では、対象のユニットだけではなく、その前後のユニットの情報を組み込むことで感情の遷移などのような文脈を考慮する。

”接続詞・接続助詞”のユニットについては、後ろに続く”その他のテキスト”のユニットに推定され割り当てられた感情を割り当てる。最後に、同じ感情で隣り合ったユニットを結合し、隣り合ったユニットの感情が全て異なるようになった時、結合したユニットを1つのスパンとする。

図1に提案手法の概観を示す。以下、各処理について詳細を述べる。

3.1 テキストの分割

テキストの分割では最初に顔文字検出を行い、顔文字の範囲を同定した後で、それ以外の部分に対して形態素解析を行う。

顔文字にはあらゆる文字種が用いられ、また、新しい顔文字が生成されることが多いという点から、顔文字の検出は、Conditional Random Fields (CRF) [13]の実装である CRFsuite [14]を用いて、テキストを文字の系列をみなし、IBO2 タグラベリング問題として行った。素性には文字種を用いた。文字種の分類として、ひらがな、カタカナ、漢字、小英文字、大英文字、ギリシャ文字、空白、句読点、括弧、ハイフン、その他、の11種類を用いた。予備実験として顔文字を含む272のテキストについて10分割交差検定で性能の評価を行い、結果として0.97のF値を得た。

次に、顔文字によって分割されたテキストに対して、形態素解析器を用いて接続詞と接続助詞の検出を行う。

テキストから検出された顔文字、接続詞・接続助詞はそれぞれを1つのユニット、その他のテキストについては連続する句読点を境界として分割したものを1つのユニットとする。

3.2 素性の抽出

ユニットに対する感情推定の学習・推定に用いるための素性を、テキスト全体と、各ユニットから作成する。テキスト全体からは、既存の感情推定システム(本実験ではML-Ask)を用いて、テキスト全体を入力として与えた場合に感情推定システムが出力する感情タグの集合を、1つの素性とする。

各ユニットからは、その種類(顔文字、接続詞・接続助詞、その他のテキスト)によって次のように異なる素性を作成する。

表1: 顔文字辞書の一部

顔文字	感情
(^o^)/	喜び
(^-^)/	喜び
(*`´)	喜び
(T-T)	哀しみ
(・・)	哀しみ
((((^-^)))	恥
(`´)	怒り

3.2.1 ユニットが顔文字の時

顔文字の感情を辞書に基づいて推定する。ここで、顔文字辞書とは、顔文字1つと、その顔文字が使われているテキストの感情タグ1つの組の集合であるとする。同じ顔文字であっても文脈が異なれば、その顔文字が表す感情も異なることが考えられるため、辞書には1つの顔文字に対して複数の感情が割り当てられることを許す。構築した顔文字辞書の一部を表1に示す。

実際にテキスト中で使われる顔文字は、一部が省略されたり改変されたりして用いられることがあり、辞書でそれらを網羅するのは難しい。そこで、与えられた顔文字と辞書の中の顔文字とで一致するものを探すのではなく、以下の方法によって類似していると判定したものを探す。

顔文字辞書 L は次に表される集合である。ここで I_n は顔文字、 e_n は感情タグである。ただし、 $(I_m, e_m) \neq (I_n, e_n) (m \neq n)$ であるが、 $I_m \neq I_n (m \neq n)$ とは限らない。

$$L = \{(I_1, e_1), (I_2, e_2), \dots, (I_K, e_K)\}$$

この時、入力テキスト中の顔文字 I に対して、感情タグ集合 $sent_{icon}(I)$ を次のように定義する。

$$sent_{icon}(I) = \{e_k \mid (I_k, e_k) \in L, sim(I, I_k) > 0\}$$

ここで関数 sim は2つの顔文字の類似度を測る関数であり、 $sim(x_1, x_2) > 0$ のとき、 x_1 と x_2 が似ていると判定する。関数 sim は、次のように定義される。これは、文字列の編集距離の一種であるが、顔文字においてしばしば省略されて用いられる全角括弧・半角括弧のコストを0にしている。

2つの文字列 x_1, x_2 の長さがそれぞれ n_1, n_2 の時、

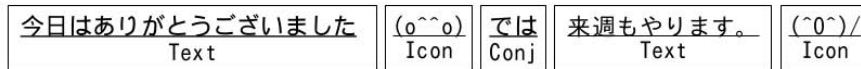
$$sim(x_1, x_2) = \delta_{n_1, n_2}.$$

ここで $\delta_{i,j} (i = 0, 1, \dots, n_1; j = 0, 1, \dots, n_2)$ は、

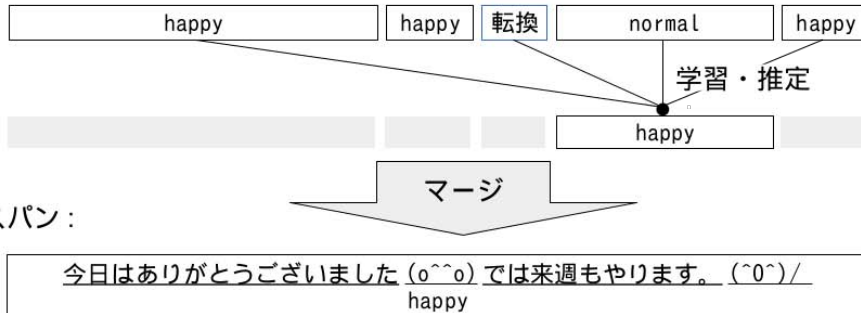
ツイート:

今日はありがとうございました(o^o)では来週もやります。(^^)/

ユニット:



特徴量:



スパン:

図1: 提案手法の概観

$$\begin{aligned} \delta_{0,0} &= 0 \\ \delta_{i,0} &= \delta_{i-1,0} + \text{gap}(x_1[i-1]) \cdot \forall i = 1 \dots n_1 \\ \delta_{0,j} &= \delta_{0,j-1} + \text{gap}(x_2[j-1]) \cdot \forall j = 1 \dots n_2 \\ \delta_{i,j} &= \max \{ \delta_{i-1,j} + \text{gap}(x_1[i-1]) \\ &\quad , \delta_{i-1,j-1} + \text{diff}(x_1[i-1], x_2[j-1]) \\ &\quad , \delta_{i,j-1} + \text{gap}(x_2[j-1]) \} \\ &\quad \forall i = 1, \dots, n_1, \forall j = 1, \dots, n_2 \end{aligned}$$

ここで、 $x_k[i]$ は、文字列 x_k の i 文字目 ($k = 1, 2; i = 0, 1, \dots, n_k$) を表し、 $\text{gap}(c)$ は、文字 c が括弧ならば 0 を、さもなければ p を返す関数、 $\text{diff}(c, d)$ は、文字 c と文字 d のどちらかが括弧ならば 0 を、そうでない時、 c と d が同じならば q を、異なれば r を返す関数であるとする。また、 p, q, r は関数 sim の返す値の正負が顔文字の類似性を表すのに適切であるように調節する定数であり、 $p < 0, q > 0, r < 0$ である。本実験では、 $p = -3, q = 2, r = -3$ とした。

この得られた $\text{sent}_{icon}(I)$ をユニットが顔文字であるときの素性とする。

3.2.2 ユニットが接続詞・接続助詞の時

接続詞・接続助詞は、その文法的用法によっていくつかのクラスへの分類を行い、そのクラスを素性とする。この分類には、山本らの論文 [15] の付録を辞書として用いて、添加、逆接、因果、並置、例示、転換、その他、の7つのクラスに分類する。辞書に一致するものが無かった場合にはその他と判断する。この分類を行う関数を conj と書く。

3.2.3 ユニットがその他のテキストの時

ユニット中のそのテキストを入力として与えたとき ML-Ask が出力する感情タグの集合を素性とする。テキストから感情タグの集合への関数を sent と書く。

3.3 ユニットの感情タグ推定、マージ

長さ N のユニットの列 $\{x_i\}_{i=1,2,\dots,N}$ 中の全てのその他のテキストである要素 x_i に対して、その前後の感情との遷移を捉えるために以下のような素性を利用した SVM によって x_i が示す感情を推定する。本研究における感情推定は多クラス分類であるため、一対他法を用いる。

- テキスト全体についての感情タグの集合
- ユニット x_i の感情タグの集合 $\text{sent}(x_i)$
- $\text{sent}(\text{prev}_{\text{text}}(i, n))$ ($n = 1, 2, 3$)
- $\text{sent}(\text{next}_{\text{text}}(i, n))$ ($n = 1, 2, 3$)
- x_{i+n} が顔文字ならば、 $\text{sent}_{icon}(x_{i+n})$ ($n = -1, +1$)
- $\text{conj}(\text{prev}_{\text{conj}}(i))$
- $\text{conj}(\text{next}_{\text{conj}}(i))$

ここで、 $\text{sent}(\text{prev}_{\text{text}}(i, n))$ は、“その他のテキスト”のユニットだけを見た時に、 x_i から n 個前にあるユニットの、ML-Ask が出力する感情タグの集合を表す。ここで、“その他のテキスト”以外のユニットはスキップして数えていることに注意されたい。但し、そのようなユニットがない場合には空集合とする。同様に、 $\text{sent}(\text{next}_{\text{text}}(i, n))$ は、“その他のテキスト”のユニットだけを見た時に、 n 個後ろにあるユニットの ML-Ask による感情タグの集合、但しユニットがない場合には空

合とする. $sent(prev_{conj}(i)), sent(next_{conj}(i))$ は, "接続詞・接続助詞"のユニットだけを見た場合の1つ前のユニット, 1つ後ろのユニットの, ML-Ask による感情タグの集合を表し, ユニットがない場合には空集合を表すものとする.

4. 実験

正しく感情を推定できたスパンの, その範囲について精度を調べるが, スパンの範囲の精度を計算するのに, 正解と予測のスパンの交わりの割合を考慮すべきである. 本手法におけるスパンとは, 連続したいくつかのユニットのことに他ならない. 今回の実験では, 正しく感情を推定した"その他のテキスト"のユニットの数を調べ, 適合率と再現率及び F 値を算出する.

4.1 用いたデータ

以下の手順によって作成したコーパスを実験に利用した.

無作為に集めた 65000 の日本語のツイートの内, 顔文字を2つ以上含むツイートを選び, さらに, ツイート文から Twitter 独自のトークン (@**, RT 以降, #**) 及び url を取り除き, 150 のテキストを得た. テキストのスパン分割を行った後, 人手で, テキスト全体, テキスト内の各々のスパンにちょうど1つの感情タグを付与した.

実験で用いている ML-Ask は感情タグとして10種類の感情タグを採用しているが, 本手法は音声合成を目的としているため, このタグセットをそのまま利用せず, 明らかに声質として区別される5つの分類に併合し, さらに, 音声合成では一つの種類である"感情なし(normal)"という分類を追加した, "感情なし", "喜び", "哀しみ", "恥", "怒り", "驚き"の6種類の感情タグセットを採用し, テキストへの感情タグ付与, 顔文字辞書の構築と顔文字の感情推定には, この6種類を用いる. ただし, "感情なし"は ML-Ask が感情を抽出しなかった場合, すなわち, 感情タグを1つも出力しなかった場合に用いる.

4.2 データ分析

作成したコーパスにおける感情タグの分布を調べたところ, 表2に示した通りであり, およそ全体の0.69が"喜び"で最も多かった.

表2: 感情タグの分布

感情タグ	度数
感情なし	85
喜び	394
哀しみ	80
恥	4
怒り	4
驚き	5

図2は, 1つのツイートに属するテキストのユニットについて ML-Ask を用いて感情を推定したときに, ユニットの内ちょうど2つから感情が抽出された場合の ML-Ask が出力した感情タグを, そのユニットの順に並べたペアの度数を線の太さで表現したものである. これらは概ね

1つのツイート内における感情の遷移を近似するものと考えられる. 但し, ML-Ask の出力する感情タグは, sad, shame, angry, dislike, fear, surprise, fondness, excite, relief and joy の10種類である. 図2からは fondness と fondness をつなぐ線が最も太いことがわかった. これは, 本実験に用いたツイート集合において fondness という感情が最も多く, また, fondness という感情の次に現れる感情は fondness でありやすいことを意味している. また, excite という感情が現れた後には, fondness または joy という感情が現れやすいことがわかる. このことから, 1つのツイートの中の感情の遷移には偏りがあり, 更に言えば, いくつかのユニットから感情が発火された時, あるユニットの感情と, 次のユニットの感情が同じであることが最も起こりやすい, とは言えないということもわかる.

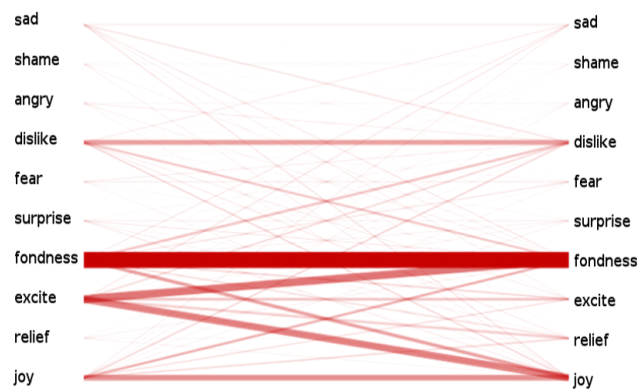


図2: 長さ2の感情タグの系列

4.3 ベースライン

提案手法との比較のためのベースラインとして以下の4種類のモデルを利用した.

Total

ユニットの感情タグを, ユニットが属するツイート全体の感情で推定する. ツイート全体の感情は, ツイート全体を入力とした時の ML-Ask の出力とする.

Independent

ユニットの感情タグを, ユニットのテキストを入力とした時の ML-Ask の出力とする.

Emoticons-k

スパンの感情タグを, 後ろ k 個のスパンの中に顔文字がある場合に最も近い顔文字の感情推定で推定, ない場合, そのスパンのテキストから感情推定を行う.

CRF

3.2節で提案した各ユニットからの素性を用いて, ユニットの感情タグを CRF によって系列ラベリングする.

4.4 結果と考察

テストデータの偏りがあるため, 最も多くついた感情タグである"喜び"を用いて, ユニットごとに"喜び"と推定したか, それ以外を推定したか, の二値分類におけ

る適合率と再現率を求め、その調和平均 F 値によって性能の評価とした。ベースライン (Total, Independent, Emoticons-8)、提案手法の素性の一部を適用した CRF、そして提案手法 (SVM) の結果を表 3 に示す。SVM のカーネルとして線形カーネルと RBF カーネルとの 2 種類をそれぞれ試した。CRF と SVM のパラメータのチューニングは行っていない。ベースラインの Emoticons-k は $k = 8$ の時に最良であったので、 $k \neq 8$ の時の結果は省略している。

表 3: 結果

	Prec.	Rec.	F
Total	82.6	25.4	38.8
Independent	90.3	7.1	13.1
Emoticons-8	73.7	69.0	71.3
CRF	60.0	100.0	75.0
SVM (linear)	74.5	92.6	82.6
SVM (RBF)	82.8	92.1	87.3

提案手法の SVM 及び部分的にそれを用いた CRF はともにベースラインよりも良い結果で、特に RBF カーネルを用いた SVM は 87.3% で最良であった。

適合値に注目すると最も高いのがベースラインの Independent であった。このベースラインの分類結果を見ると、表 4 のようにあり、ML-Ask が “喜び” と判定した場合には高い確率で正解であることがわかる。再現率の

表 4: Independent の結果

True positive :	28	False positive :	3
False negative :	366	True negative :	175

極端な低さは、入力として与えたユニットが文章として短く、独立に感情抽出するには発火するような語を含む場合が少ないためであると考えられる。

容易に素性の重みを調べるために、libsvm⁴ を使い、線形カーネルを使った SVM で学習しなおした上で、素性の重みの絶対値の大きなものから 8 つを、表 5 に示す。重みが正のものは、予測結果が “喜び” であると判定するのに寄与し、逆に重みが負のものは、そうではないと判定するのに寄与する。“怒り” や “恥” が最も寄与しているが、これは表 2 にある通り、これらの感情タグが訓練データのなかで希少であったためだと思われる。また、そのユニットの次にくる接続詞・接続助詞が転換の場合には、“喜び” にはなりにくいと学習している。以上のように、テキストについての ML-Ask による感情抽出、顔文字の感情推定、接続詞の用法のそれぞれが効いていることがわかる。一方で、素性の 1 つとして用いたツイート全体の感情は、他ほど有効な素性ではないこともわかった。

表 5: SVM が学習した素性の重み (絶対値の大きいもの 8 つ)

重み	素性
-24.6	“怒り” $\in sent(x_i)$
23.2	“恥” $\in sent(x_i)$
18.9	“恥” $\in sent_{icon}(x_{i+1})$
-17.8	“感情なし” $\in sent(prev_{text}(i, 1))$
-17.5	“感情なし” $\in sent(prev_{text}(i, 2))$
17.0	“感情なし” $\in sent(x_i)$
-16.1	“転換” = $conj_{next}(x_i)$
-15.7	“喜び” $\in sent_{icon}(x_{i+1})$

5. おわりに

本論文では音声合成による自然な読み上げのための感情とそのスパンの推定に対して、テキストだけでなく非言語情報である顔文字も利用し、感情の遷移を考慮するモデルを提案した。提案手法の有効性を示すための実験では、“喜び” においてユニット単位での F 値での評価においてベースラインを上回り、提案手法が有効であることが明らかになった。しかし、データの偏りのために他の感情に対しては十分な評価ができていないため、データを増やした追加実験を行う必要がある。

本論文では感情とそのスパンの推定を焦点としたが、今後の課題として、実際に音声合成する場合に異なる感情の繋ぎ目をどのようにすることで自然に聞こえるか、についての検討が残されている。

参考文献

- [1] 上野 大樹, 安村 通晃. VoiTwi:スマートフォンを用いた音声 Twitter システムの試作と研究 (コミュニケーションの心理及び一般). 電子情報通信学会技術研究報告. WIT, 福祉情報工学, 110(384):1-6, Jan 2011.
- [2] J.R. Bellegarda. A Data-Driven Affective Analysis Framework Toward Naturally Expressive Speech Synthesis. *Audio, Speech, and Language Processing, IEEE Transactions on*, 19(5):1113-1122, Jul 2011.
- [3] Michal Ptaszynski, Rafal Rzepka Pawel Dybala, Wenhan Shi, and Kenji Araki. A system for affect analysis of utterances in japanese supported with web mining. *Journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Intelligent Informatics*, 21(2):30-49 (194-213), Apr 2009.
- [4] Livia Polanyi and Annie Zaenen. Contextual valence shifters. In *Computing attitude and affect in text: Theory and applications*, pages 1-10. Springer, 2006.
- [5] Rafal Rzepka Michal Ptaszynski, Pawel Dybala and Kenji Araki. Affecting corpora: Experiments

⁴<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

- with automatic affect annotation system - a case study of the 2channel forum -. *Proceedings of The Conference of the Pacific Association for Computational Linguistics (PACLING-09)*, pages 223–228, Sep 2009.
- [6] Ryan McDonald, Kerry Hamman, Tyler Neylon, Mike Wells, and Jeff Reynar. Structured models for fine-to-coarse sentiment analysis. In *Proceedings of the 45th Annual Meeting of the Association of Computational Linguistics*, pages 432–439, 2007.
- [7] Cécilia Zirn, Mathias Niepert, Heiner Stuckenschmidt, and Michael Strube. Fine-grained sentiment analysis with structural features. In *IJCNLP*, pages 336–344, 2011.
- [8] Matt Richardson and Pedro Domingos. Markov logic networks. *Machine Learning*, 62:107–136, 2006.
- [9] Rakshit Trivedi and Jacob Eisenstein. Discourse connectors for latent subjectivity in sentiment analysis. In *In Proceedings of NAACL*, 2013.
- [10] Dmitry Davidov, Oren Tsur, and Ari Rappoport. Enhanced sentiment learning using twitter hashtags and smileys. In *Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics: Posters, COLING '10*, pages 241–249, Stroudsburg, PA, USA, 2010. Association for Computational Linguistics.
- [11] 三好辰明, 太田学. ツイートに出現する顔文字等の文字と記号に着目した感情分類. DEIM Forum 2013.
- [12] Alexander Hogenboom, Daniella Bal, Flavius Frasincar, Malissa Bal, Franciska de Jong, and Uzay Kaymak. Exploiting Emoticons in Sentiment Analysis. In *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on Applied Computing, SAC '13*, pages 703–710, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [13] John Lafferty, Andrew McCallum, and Fernando CN Pereira. Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data. 2001.
- [14] Naoaki Okazaki. CRFsuite: a fast implementation of Conditional Random Fields (CRFs), 2007.
- [15] 山本 和英, 齋藤 真実. 用例利用型による文間接続関係の同定. *自然言語処理*, 15(3):21–51, Jul 2008.