

修士学位論文

感情語辞書を用いた 日本語テキストからの感情抽出

Affect Extraction from Japanese Text using Emotional
Dictionary

菅原 久嗣

東京大学 大学院
情報理工学系研究科 電子情報学専攻

指導教員

石塚 満 教授

目 次

概要	2
1 背景と関連研究	3
1.1 感情抽出手法の研究動向	3
1.1.1 コーパスと分類器を用いた手法	4
1.1.2 感情語辞書を用いた手法	5
1.1.3 感情分類モデル	6
1.1.4 各言語での抽出モデル	8
1.2 その他の関連研究	9
1.3 感情抽出の実用化	9
2 感情語辞書の生成	13
2.1 感情関係語	13
2.2 感情語辞書の充実化	16
2.2.1 シソーラスを使用した単語間の類似度計算	16
2.2.2 類似度からの感情スコア算出	16
3 感情抽出モデル	17
3.1 語レベル解析	17
3.2 句レベル解析	17
3.3 文レベル解析	18
4 感情の抽出実験	20
4.1 実装と結果	20
4.2 結果の考察	21
5 おわりに	22
参考文献	23
学会発表	24

概要

現在、ニュースサイト・Weblog・電子メール等によって、大量のテキストをWeb上で閲覧できるようになった。しかしテキストに含まれる情報は文字列そのものだけでなく、書き手の感情のように文章を読解する事によって得られる情報も存在するはずである。文字情報から間接的に書き手の感情をテキストから自動で抽出し、出力できるようになれば、書き手と読み手の意思疎通がよりスムーズになり、コミュニケーションの補助的なツールにもなりうる。これによって人型エージェントを例としたテキスト読み上げロボットの表情・ジェスチャー構成や、感情・商品・属性を三つ組で抽出して商品レビューの評価を行ない、広告市場の評判情報を取得する等への応用が可能となる。

感情抽出には関する研究は大きく分けて、感情コーパスを用いて文単位に感情を抽出する方法と感情語辞書を用いて品詞単位に感情を推定し、構文・形態素解析を行なって感情のスコアを算出する方法の3つがある。

感情コーパスによる感情抽出の手法は、コーパスを学習データとしてSVMやナイーブベイズ分類器を使用し、単語にそれぞれの感情にタグ付けされた文への出現頻度を算出して対象文の感情値を出力する研究[山本 07]がある。

それに対し、本論文は機械学習によってではなく、感情語辞書を使ったよりSyntacticalな規則に則った感情抽出手法を提案する。感情語辞書の研究では、感情を直接表現する動詞や形容詞と同時に出現する対象語の出現確率を元に感情尺度を算出する[熊本 05]ものや、語彙ネットワークを利用したスピンモデルで感情極性値を自動算出し、PN辞書を作成する研究[高村 06]等があるが、本研究ではWordNet-Affectというオンラインの語彙データベースを利用して辞書を作成した後にシソーラスから類似度を用いて感情語DBを充実させ、生成された感情語辞書を感情抽出に利用することとした。

そしてその感情語辞書と語レベル・句レベル・文レベルの3段階のstageに分かれた文章構造に基づいた手法によって、感情を9つのカテゴリに分類する。

その出力を実際にニュース記事1000件からなるTestsetで評価してみたところ、SVMを用いた従来の手法よりもF値で28.6%の精度向上が見られた。

1 背景と関連研究

インターネットが世界各国に普及し、ニュースサイトやWeblog 等で様々なテキスト情報が閲覧できるようになっている。自然言語処理の分野では、このようなテキスト情報を有効活用をするためのテキストマイニング・構文解析技術の研究が活発に行なわれている。

感情抽出研究はレビュー記事から商品・サービスの評価を抽出する事による消費者の情報収集・企業の市場調査や、テキスト読み上げロボットにおける表情・ジェスチャー生成等への幅広い応用が考えられており、これによって人対人・人対機械のよりインタラクティブなコミュニケーションが可能になる。

近年の具体的な感情抽出に関する成果について、以下に示していく。

1.1 感情抽出手法の研究動向

感情抽出とは、テキストの書き手がどのような感情を抱いているかを自然言語処理の技術を用いて判別する研究である。

文書中では、感情が直接表現されている事は稀であり、感情が生起しているような表現が大半である。生起表現は、直接表現よりも感情の抽出が困難なので、このような生起表現を効率良く、正確に読み取り感情情報を出力する手法の例を示していく。

感情抽出には関する研究は大きく分けて、感情コーパスを用いて文単位に感情を抽出する方法と感情語辞書を用いて品詞単位に感情を推定し、構文・形態素解析を行なって感情のスコアを算出する方法の2つがある。

感情コーパスとは「それぞれの文章に書き手の感情を表す感情タグを付与したコーパス」であり、感情語辞書とは「形容詞や動詞等の一般品詞に感情尺度を付与した辞書」である。

感情コーパスの作成には、コーパス内の文章をそれぞれ人手でタグ付けする方法や、あらかじめシソーラスや辞書から感情に関係する語を分類して半自動でコーパスを作る方法[松本 05]等がある(図1)。自動作成が可能なら、大規模なコーパスを作る事も可能である。

また、感情タグだけでは無く感情生起の要因や生起結果等、密な感情情報の注釈付けを行なう手法[徳久 01][山本 07]もある。

言語化されていない感情に対しても詳細な感情タグを付与する事で感情生起条件を判断の基準を具体的に記述し、作業者の推定に頼る作業において判断に揺れによる恣意性を最小限に抑える事ができる。

1.1.1 コーパスと分類器を用いた手法

感情コーパスによる感情抽出の手法は、コーパスを学習データとしてSVMやナイーブベイズ分類器を使用し、単語にそれぞれの感情にタグ付けされた文への出現頻度を算出して対象文の感情値を出力する研究が多くある。

ここでは、ナイーブベイズ分類器について見て行く事にする。分類器のモデルとして、多項モデルを例とする[McCallum 98]多項モデルでは、カテゴリ c が与えられたときに事例 x が生起する確率は

$$P(x|c) = P(|x|)|x|!\Pi_{\omega} \frac{P(\omega|c)^{N(\omega,x)}}{N(\omega,x)!} \sim \Pi_{\omega} P(\omega|c)^{N(\omega,x)}$$

$$P(\omega|c) = \frac{\sum_{x \in c} N(\omega, x)}{\sum_{\omega} \sum_{x \in c} N(\omega, x)} \quad (1)$$

となる。ここで、 $P(|x|)$ は長さ $|x|$ の文が生起する確率であり、 $N(\omega, x)$ は文 x 中での素性 ω の出現頻度である。文の生起はイベントのセットとしてモデル化され、そのイベントでは単語は全語彙の中から選び出される。 $|x|$ や $N(\omega, x)$ は分類結果に影響を与えないので、無視する事が出来る。各文書が事例 x に相当し、カテゴリ c は肯定的評価・否定的評価・非評価のいずれかの値をとる。

使用される素性は感情表現やその周辺に出現する単語などである。つまり上の式は、

$$P(\omega|c) = \frac{c \text{ に属する文書で } \omega \text{ を含む文書数}}{c \text{ に属する文書全体での全単語の出現回数}} \quad (2)$$

という事になる。モデルは他にも多変数ベルヌーイモデル等があるが、多項モデルはテキスト分類において、多変数ベルヌーイモデルよりも良い結果を出すと報告されている。多変数ベルヌーイでは各単語が起こったか起こらなかったかをモデル化しているのに対し、多項モデルでは文書の各位置でどの単語が起こったかをモデル化しているのが理由の一つとされている[鈴木 04]。

更にナイーブベイズ分類器の精度を上げる為に、Nigamら[Nigam 00]はナイーブベイズ分類器とEM アルゴリズムを組み合わせることを提案している。EMアルゴリズムはいくつの変数(隠れ変数と呼ばれている) が観測できない状況で、モデルを最尤推定する手法である[Dempster 77]。ラベルなしデータに対してラベルありデータが極端に少ないと、学習を繰り返していくうちにラベルなしデータの影響が強くなりすぎて、結果が悪くなってしまうことがある。だがEM アルゴリズムを用いれば、ラベルなしデータの影響が小さくなるようにカテゴリ c を隠れ変数として計算する事が可能になる。EMアルゴリズムをこのナイーブベイズ分類器に導入した場合のE-ステップ・M-ステップの式は以下ようになる。

$$\text{E-ステップ} : P(c|x, \bar{\theta}) = \frac{P(c|\bar{\theta})P(x|c, \bar{\theta})}{\sum_c P(c|\bar{\theta})P(x|c, \bar{\theta})} \quad (3)$$

$$\text{M-ステップ} : P(\omega|c) = \frac{(\alpha - 1) + \sum_{x \in D} P(c|x, \bar{\theta})N(\omega|x)}{(\alpha - 1)|W| + \sum_{\omega} \sum_{x \in D} P(c|x, \bar{\theta})N(\omega, x)} \quad (4)$$

α はハイパーパラメータ、 D はモデルの推定に用いられる事例の集合、 $|W|$ は単語数を表す。ラベ

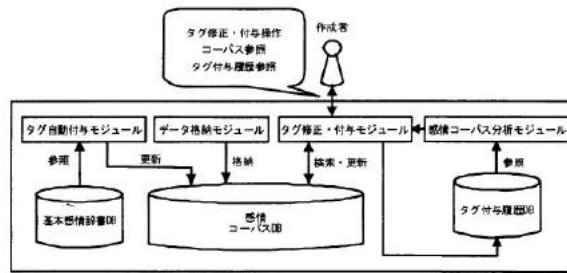


図 1: Semiautomatic Extraction of Affect Corpus

ルがある場合は、 c カテゴリは $P(c|x, \bar{\theta})$ を1、それ以外を0 とする。ラベルが無い場合は上の計算式をそのまま利用する。これによって、ラベルありデータとラベルなしデータの両方を効果的に利用できるようになるのである。

1.1.2 感情語辞書を用いた手法

一方、感情語辞書を用いる利点は、単語毎に感情表現をタグ付けする事によって、感情を細かく分類して抽出する事ができる点にある。また、構文解析によって抽出した感情表現に係り受ける語句を見つける事が可能な点にある。これを利用する事で、書き手が何に対してどのような感情を抱いているのか、という具体的な情報を発掘することができ、評判検索への応用が考えられる。

感情語辞書も単語別に人手でタグや感情尺度を付与したり、半自動で作成する事によって作成することができる。だが、単語毎に人手で感情タグを付けるのには半自動でも多大なコストが必要であり、且つ作成者による主観の問題が大きくなってしまふ。Princeton 大学の認知科学研究所が開発したオンラインの英語語彙データベースである Word- Net(図2) では、単語に感情やしぐさ、情動をタグ付けした WordNet Affect[WordNet Affect]というサービスを提供しており、これをデータベースとして利用して感情尺度の定量化を行ない、感情表現抽出を試みている研究もある。

しかし、日本語ではまだこのような感情に関する語彙データベースは少ない。そこで感情語辞書の構築に際し、感情によく共起する語や感情表現によく係る語を抽出して感情語辞書にするという方法がよく採られている。

日本語の感情語辞書の研究では、感情を直接表現する動詞や形容詞と同時に出現する対象語の出現確率を元に感情尺度を算出するものや、語彙ネットワークを利用したスピンモデルで感情極性値を自動算出し、PN 辞書を作成する研究[高村 06]等がある。その中の一つが、シーケンシャルパターンマイニングを利用し、距離と属性から手法[佐藤 06]である。

従来の研究では、単語の組合せパターンを抽出する手法として、人手による抽出や単語 N-gram 統計を用いた抽出を行っている。しかし、人手による抽出はコストがかかる。単語 N-gram 統計では、 N の値が多くなればなるほど、計算コストが高くなる。また、連続な単語列のパターンしか抽出できない。

シーケンシャルパターンマイニングを用いたテキストからのパターン抽出の研究では、係り受け解析器を用いてテキストを木構造の構造化データとする。PrefixSpan を構造化データへ適用で



図 2: WordNet

きるように拡張することで、出現する感情表現の品詞の種類や感情に関係する語同士の距離を考慮したパターンの抽出を行う事ができ、言語的に意味の無いパターンの抽出を抑えられる。

また、Web 文書中の感情表現とその係り受け関係から書き手の感情が推定可能な表現（感情生起表現）を抽出する手法も提案されている[遠藤 06]。以下に簡単に手法を示す。

構文解析した結果から、感情表現の係り元 2 文節を抽出する。また、その抽出した表現候補の末尾が「のが」「ことが」である時、それを「感情がその事によって生起した」表現である、感情生起表現とする。「ことが」が末尾の場合はそれだけで 1 つの文節になってしまうので、係り元 3 文節を感情生起表現候補とする。

1 文節目の先頭の形態素が「連体詞」「名詞-非自立」「名詞-数」の場合は感情生起表現候補とせず、2 文節目の先頭の形態素が「形容詞-自立」「動詞/ 名詞-サ変接続」「名詞-形容動詞語幹」の感情生起表現候補を抽出する。

感情毎に抽出しやすい語や抽出しにくい語があり、ノイズとなる表現も一緒に辞書に付与される可能性もあるが、このようにして感情に関係する語を効果的に抽出し、大規模かつ効果的な感情辞書を構築する事によって、精度の高い感情抽出が可能になる。

1.1.3 感情分類モデル

Web 文書を対象とした研究としては意見を肯定・否定に分類する(PN 分類) 研究と感情表現の分類に関する研究がある。

PN 分類では記事単位で肯定、否定に分類する研究、文単位で分類する研究、評価を示す表現単位に分類する研究がある。表形式・箇条書き形式に着目して、書き手の感情をPN 分類する研究[丁 08] では、抽出可能な評価文は制限されるものの、93.4 %の高い精度で好評文と不評文を抽出

Theorist	Basic Emotions
Plutchik	Acceptance, anger, anticipation, disgust, joy, fear, sadness, surprise
Arnold	Anger, aversion, courage, dejection, desire, despair, fear, hate, hope, love, sadness
Ekman, Friesen, and Ellsworth	Anger, disgust, fear, joy, sadness, surprise
Frijda	Desire, happiness, interest, surprise, wonder, sorrow
Gray	Rage and terror, anxiety, joy
Izard	Anger, contempt, disgust, distress, fear, guilt, interest, joy, shame, surprise
James	Fear, grief, love, rage
McDougall	Anger, disgust, elation, fear, subjection, tender emotion, wonder
Mowrer	Pain, pleasure
Oatley and Johnson-Laird	Anger, disgust, anxiety, happiness, sadness
Panksepp	Expectancy, fear, rage, panic
Tomkins	Anger, interest, contempt, disgust, distress, fear, joy, shame, surprise
Watson	Fear, love, rage
Weiner and Graham	Happiness, sadness

図 3: Basic Emotions

できている。

感情表現の分類にも多くの方法がある。

興奮-恐怖と快-不快の2軸モデルや、それに緊張-弛緩を加えたWundtの3軸モデル、憧憬-憎悪、歓喜-悲嘆、警戒-驚嘆、激怒-恐怖の4つの軸で表現するPlutchikのモデル[Plutchik 80]等の軸モデルや、Ekmanによる表情を元にした感情分類モデル[Ekman 82]、6つの第一感情・26の第二感情・137の第三感情に分類したParrotのモデル[Parrott]などがある(図3)。これに関して、熊本らは正解データを必要としない感情語辞書の自動構築と軸モデルによる感情抽出の手法を提案した。[熊本 05] まず「悲しい」「うれしい」等の軸となる感情語を e_1, e_2 とし、対象語 ω に感情尺度 $S \cdot$ 重み M を付与した感情語辞書を構築する。

$$S(e_1, e_2, \omega) = \sum_D \frac{P(e_1, \omega)}{P(e_1, \omega) + P(e_2, \omega)} \quad (5)$$

$$M(e_1, e_2, \omega) = \log_{N^2} \sum_D (N(e_1, \omega) + N(e_2, \omega)) \quad (6)$$

$P(e, \omega)$ は感情語 e が出現した文書に対象語 ω が出現する確率、 $N(e, \omega)$ は e_1, e_2 が共起する文書数、 D は全ての文書数を表す。対象語がどちらの感情語にも共起しない場合は便宜上 $S = 0, M = 0$ としている。そして構築した辞書を元に、実際に文書から感情尺度 O を計算する。

$$O = \sum_{\omega} \frac{\sum_{\omega} S \times M \times |2S - 1|}{\sum_{\omega} M \times |2S - 1|} \quad (7)$$

これは感情を幾つかの軸モデルとした場合に有効な手法であると考えられる。

しかし、そもそも感情は色のようなものであり無数に存在する。あらゆる感情はいくつかの基本感情の組合せにより表現されるものであると考える研究者が多い。

1.1.4 各言語での抽出モデル

日本語や英語等、言語によって文法の違いが生じる為、それぞれに適した感情抽出のモデルが異なる場合がある。

英語や仏語等は単語毎に区切られている為、解析や単語同士の関係抽出が行ないやすい。主語もはっきり記述されているため、主観感情か否かの区別も付きやすい。時制も動詞の変化によって表現されるので、感情抽出には適しているといえる。これに関連して、Alena[Alena 07]らは主語・時制、生起する感情表現の場所（主述部・名詞句・副詞句等）の違いによって感情尺度を算出するモデルを提唱している。

一方、日本語の場合は単語単位で区切れていないため解析が困難な場合が多いが、感情表現は他の言語と比べて多く存在する。例えば、「寂しい」という感情を表現する語句は、英語の場合 “lonely”, “solitary”, “deserted” と、孤独感や荒涼感を表すものに限られるが、日本語は「寂しい」「孤独」「荒涼」以外にも、「わびしい」「しめやかに」「寂寞」等、微妙な心境や場面の違いを表現する語句が多い。

また、文末の様態によって感情や主格を表現するのも日本語的な特徴である。もともと日本語は主語を省略する傾向があり、主語からその文の感情が主観表現かどうか判別するのは難しい。様態を上手く抽出できるかどうか、日本語における感情抽出の要点の一つになりえる。「寝坊してしまった」のような文は悔恨・罪悪感を表す例であり「私はお金が欲しい」という表現を三人称に置き換える場合は、英語は “I want money” “He wants money” と主語と動詞を変化させればよいが、日本語は「私はお金が欲しい」「彼はお金が欲しい」とはならず、「私はお金が欲しい」「彼はお金を欲しがっている」「彼はお金が欲しいそうだ」と表現するのが自然である。これは「...したい」「...してほしい」のような希望表現や「痛い」「うらやましい」「うれしい」のような感情形容詞は一人称に限り、三人称では代わりに「...がる」「...がっている」「...そうだ」「...ようだ」のような伝聞表現を使う傾向にあるからである。これは主語が省略されても、文末の表現から誰の感情表現なのかを示す表現構造であるので、主観・他観の区別を行なう指標になる。

日本語同様、中国語等も文節の区切りを自動的に見つけることが難しい。中国語では、未知語が多くなるにつれ単語の区切りを明らかにする解析が非常に困難となる。また、中国語の文章では単語の活用形がなく、ほぼ全て漢字で構成されているため、自由に文字を組み合わせる新たな単語を作る事ができ、略語・新語・造語などが多く存在する。そのため、全ての未知語を辞書に登録するのは難しい[鍛冶 07]。

1.2 その他の関連研究

感情抽出の研究に関連して、「評判抽出」という研究も盛んに行なわれている。

評判抽出では書き手の感性表現以外にも、それがどの属性に対して表現されているかを示す必要がある。それには、キーワード検索によって文書を制限したり、語句が共起しているかどうかを調べる方法がある。また、三つ組(評価対象、属性、評価語)になっている構造と周辺情報を文中から抽出し、評価語候補に「ない」が連なる場合は、これを連結したものをひとつの素性として扱う研究も行なわれており、この手法では高精度の評価・属性抽出結果が出ている。[McCallum 98]

感情抽出の手法にはほとんど見られなかった珍しい手法として、クチコミ情報の発信源が主にブログなどの半構造化データであることに着目して従来の構文解析などの自然言語処理に構造化された情報から得られるセマンティクス(メタデータとオントロジー)を組み合わせたことを特徴とするクチコミ情報抽出技術を用いたサービスの概念が発表されている[川村 07](図4)。もしオントロジーのメタデータに感情尺度が付与されている感情語やそれに関係する語がある場合、そのスコアを感情推定の手法に適用する、といった方法に応用する事も考えられる。

この研究は商品名を入力するとインターネットから商品のメタデータを取得し、関連するブログを収集し、その商品に関するクチコミ情報をユーザに提示するサービスである。

エントリ単位でのトラックバックやコメントの数、著者毎の平均的なトラックバックやコメントの数、当該著者が他の関連商品についても意見を述べているかどうか、エントリとトラックバック、コメントとの時間的な開きなどを基にルールを設定し、各意味に重みを付している。

構文解析の過程でオントロジーを活用しており、構文解析時には商品オントロジー内の対象クラスまたはインスタンスのプロパティ名や値を参照し、係受け関係を抽出する。これにより、例えばDVD タイトルに関する評判を調べる場合に、タイトル名に加えて監督や出演者に関して述べている箇所も効率よく抽出できる。そして、商品クラスに関連付けられた感性表現オントロジー内の属性クラスおよび表現クラスを参照することで抽出された箇所が、何に付いて肯定しているのか否定しているのかを判定する。ここでは、属性と表現が対応付けられているため、属性によって意味が逆転する表現にも対応できる。

今現在は、ブログにメタデータが付与されていないので現実に通用的なのは難しいが、もしオントロジーの整備がうまくいけば将来的に可能性のあるサービスであると言える。

1.3 感情抽出の実用化

感情抽出は現在、多くの商品やサービスに使われ始めている。言語理解研究所(ILU)[ILU.co.jp]は感性・感情理解エンジン、高速版感情・感性・緊迫度抽出エンジン(図5)を開発している。

感性・感情理解エンジンは顧客からの問い合わせ・アンケートを解析し、こういった情報が集まったかを分類・計上し、情報を活用するためのシステムに利用されている。また、医療情報処理では肺ガンの陰影がほとんど認識できない(肺ガンの陰影、認める、否定、断定度3)のように、所見文章の意味理解を利用して、治療マニュアル作成の基礎分析にも活用されている。

高速版感情・感性・緊迫度抽出エンジンは携帯電話やPDA などへの組み込み用の他に、電子メールやブログなどの口語調文書の汎用理解エンジンとしての利用が期待されている。NTT データはILU のこの感情解析技術に着目し、協業で日本語意味理解製品「なずき」を開発、2005 年に発

<感情>	
ひとこと要約	条件
好き	送信者がある対象を好きであることを伝えるメール。
嫌い	送信者がある対象を嫌いであることを伝えるメール。
喜び	送信者が喜んでいるメール。 送信者が感謝していたり、喜んでいる場合など、嬉しい気持ちであることを伝えるメール。
怒り	送信者が怒っているメール。送信者が不満を漏らしたり、叱っている場合など、怒っていることを伝えるメール。
哀しみ	送信者が哀しんでいるメール。送信者ががっかりしていたり、謝罪している場合など、哀しい気持ちであることを伝えるメール。
楽しい	送信者の楽しさに関するメール。送信者にとっておもしろかったことや、楽しんでいることを伝えるメール。
驚き	送信者が驚いているメール。送信者がびっくりしたり、意外だったことを伝えるメール。
質問	送信者が受信者に対して質問したり、意見を求めることを目的としたメール。
アドバイス	送信者が受信者に対して意見を述べたり、アドバイスすることを目的としたメール。
ファイト	送信者から受信者に対して応援や励めの意志を伝えることを目的としたメール。
お祝い・募集	送信者が受信者に対して参加を呼びかけることが目的のメール。遊びや宴会、祭典などの行事の開催を呼びかける場合。
感想	送信者がある出来事に対する感想を受信者に伝えることが目的のメール。
お願い	送信者が受信者に対してお願いしたり、依頼することを目的としたメール。
通知	送信者が受信者に対して挨拶したり、予定などを教えたりすることを目的としたメール。
OK	送信者が受けた勧誘やお願いに対して、了解の旨を受信者に伝えることを目的としたメール。

図 5: Example of affect extraction of Feelings/Sensibility/Tension level Extraction Engine

数百万件のデータベースを保有している。

非常にグラフィティカルで面白みがあるだけでなく、年齢・性別・天気・場所・日時を指定して抽出結果を閲覧できたり、感情ごとにどんな画像が付与されているかなども見ることができる。

このように、感情抽出には言語や目的によって様々な手法が存在し、より高精度で多くの分類を目指した推定方法の研究が今も尚進められている。

研究の進展によって新たな手法が発見される可能性もあり、更なる性能向上や商品やサービスへの実用化が期待される。



図 6: Contents matching Advertisement



図 7: wefeelfine.org

2 感情語辞書の生成

本研究の感情抽出の手法の全体像を図1に示す。

このシステムは、オンラインコミュニケーションからテキスト感情を抽出するNeviarouskayaらの手法[Alena 05]を元に行っている。Izardが提唱した、人間の表情形成による感情分類[Izard 71]から、感情は「喜び」「哀しみ」「怒り」「嫌悪」「恐怖」「罪」「恥」「興味」「驚き」の9つに分類される事を前提とし、感情の強度を0.0～1.0のスコアによって表したものと併せた分類結果を本手法の出力とする。

まず与えられた日本語のテキストを構文解析し、分割された形態素や文節間の係り受け関係と言った文構造の情報を取得する。次に事前に用意した感情関係語データベースを参照する。入力テキスト中にデータベース内の感情に関係する語が含まれているかどうかを検証し、文中に含まれている場合はその語それぞれに9次元のベクトルで表現した感情スコアを割り当てる。

入力テキストの形態素解析にはChasen(茶筌)[Chasen]を、係り受け解析にはCabocha(南瓜)[Cabocha]を使用した。

感情関係語 (喜び, 哀しみ, 怒り, 嫌悪, 恐怖, 罪, 恥, 興味, 驚き)
「嬉しい」 (1.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0)

表 1: Affect Score of Emotion-Related Word

データベース内にある感情関係語は名詞・動詞・形容詞・副詞等の品詞であり、係数として使用する程度副詞もデータベース化している。そして時制・人称・接続助詞等、文構造を考慮して語単位・句単位・文単位の順番にスコアを計算していき、最後に文全体の感情とそのスコアを提示する流れとなっている。

2.1 感情関係語

「感情関係語」とは、嬉しい・楽しい・哀しい・嫌悪等の感情それぞれに直接的に、あるいは間接的に関係している語を表す。これに独立した9つの感情カテゴリそれぞれの強度を割り当てた9次元の感情スコアをデータベース化したのが感情関係語データベースである。感情抽出の前段階として、この感情関係語をWordNet-Affect[Strapparava 04]から収集し、日本語の感情語データベースを作成する。WordNet-Affectでは、感情に関係する語にEmotion CategoryとしてAnxiety, Hope, Distress等のラベルが付与されている。これらのラベルを、用意した9つの感情のうちどれに分類されるかを3人のアノテーターに判別してもらった。アノテーターはラベル1つに対し、1つ以上の感情を選択し、その強度を0.0～1.0の間で指定する。そしてアノテーター3人のうち2人以上が選択した感情カテゴリをその感情関係語にふさわしいカテゴリであると判断し、指定された強度の平均を感情カテゴリの強度としてラベルに感情スコアのベクトルを割り当てた(表1)。次にWordNet-Affect内にEmotion Categoryラベルが付与された各単語において、ラベルに割り当て

られた9つそれぞれの感情カテゴリで最も強度が高いものを単語の感情カテゴリの強度とする算出を9つの感情カテゴリ全てに行ない、9次元のベクトルで感情スコアを算出した(表2)。これを Emotion Category ラベルが付与された全ての単語(300語)で検証し、得られたデータを感情関係語データベースとして構築した。

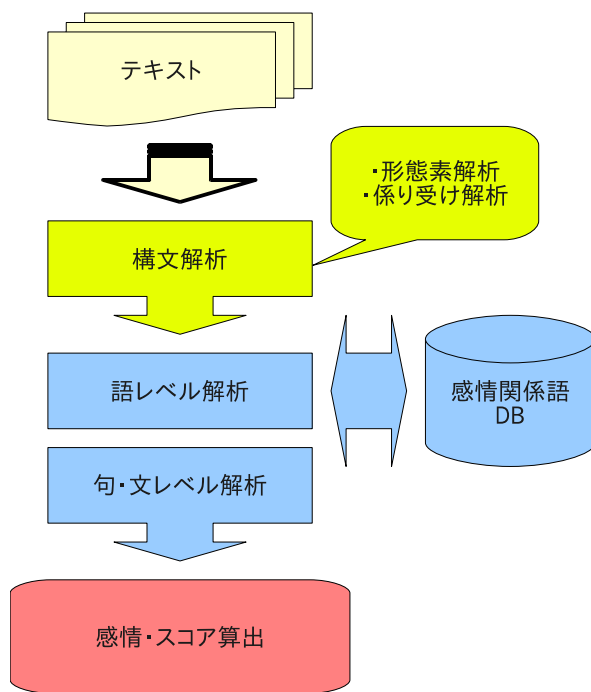


図 8: Flow of Affect Extraction

同時に、アノテーターには程度副詞の係数について判別してもらった。程度副詞は、それ自身が感情関係語に係っている時に感情スコアに影響を及ぼす形態素である。例えば「嬉しい」という語は[喜び: 1.0]の感情スコアを持つが、その語に副詞係数が0.5の「少し」という程度副詞が前に付与して「少し嬉しい」といったような語が出てきた場合、その感情スコアは[喜び: 1.0]の感情スコアに副詞係数0.5を乗算した[喜び: 0.5]を「少し嬉しい」の感情スコアとすることとする。これも代表的な程度副詞を WordNet-Affect から抽出し、それぞれアノテーターに副詞係数がいくらになるかを判別してもらった。3 人のアノテート結果をその程度副詞の副詞係数とし、感情関係語データベースに加えた。

ラベル	感情カテゴリ	強度
Astonished	驚き	1.0
Liking	喜び	0.5
	興味	0.3
Blame	哀しみ	0.4
	怒り	0.1
	罪	0.8
Aggravated	怒り	0.5
	嫌悪	0.5
	哀しみ	0.3
	恐怖	0.1
Discomfit	怒り	0.1
	哀しみ	0.7
	恥	0.3

表 2: Example of Emotion Category on WordNet-Affect

感情関係語	ラベル	感情スコア
約束 (promise)	Hope[興味:0.1, 喜び:0.3]	興味:0.1
		喜び:0.3
勇気 (brave)	Pride[喜び:0.4]	喜び:0.6
	Admiration[喜び:0.6, 驚き:0.5]	驚き:0.5
衝突 (clash)	Anger[怒り:0.9]	怒り:0.9
	Anxiety[恐怖:0.4]	恐怖:0.4
	Resentment[怒り:0.6]	
拒否 (refusal)	Sadness[哀しみ:0.9]	怒り:0.9
	Anger[怒り:0.9]	哀しみ:1.0
	Resentment[怒り:0.6]	
	Disappointment[哀しみ:1.0]	
容認 (acceptance)	Satisfaction[喜び:0.3]	興味:0.3
	Gratitude[喜び:0.6]	喜び:0.6
	Liking[興味:0.3, 喜び:0.5]	

表 3: Example of Scoring Affect Word

2.2 感情語辞書の充実化

2.2.1 シソーラスを使用した単語間の類似度計算

感情語辞書をより充実化させるために、WordNet-Affectから得た感情語と他単語との類似度から、新たな感情関係語を得ることも視野に入れることにした。そこで、本手法では別の日本語シソーラスによる単語間の類似度計算を行ない、前章から得た感情語の感情スコアを類似語にもあてはめることで、より豊富な感情語を得ることができる。

シソーラスにはEDR電子化辞書[EDR]を使用し、類似度は階層距離から求める手法を採用した[崔 93][川島 05][大橋 07]。単語 e_1, e_2 の類似度は次のように求められる。

$$sim(e_1, e_2) = \frac{2c_{e_1, e_2}}{(d(e_1) + 1) + (d(e_2) + 1)} \quad (8)$$

$d(e_1), d(e_2)$ は e_1, e_2 の意味属性における階層的深さを表し、また $2c_{e_1, e_2}$ は e_1 と e_2 の共通の上位概念の中で一番下の階層にある意味概念カテゴリの深さを表している。

2.2.2 類似度からの感情スコア算出

(8)から得られる類似度は0.0～1.0の範囲を持つが、感情関係語に「類似している」単語に、どの程度の閾値でどの程度感情スコアを持たせるかが問題になってくる。

そこで、それぞれの類似度の感情語・類似語のセットが、実際に同じ感情カテゴリの感情関係語となりうるかどうかを人手で判断することにした。

まず類似度が0.0から1.0まで0.1刻みに範囲分けし、それぞれの範囲から類似語セットをランダムに50ずつ抜き出し、それぞれの語の組が同じ感情カテゴリに属するかどうかを1人のアノテーターに判別してもらった。

その得られた結果から、テストセットを導入してF値が最も高くなりそうな閾値・線形関数の取り方を考察するのだが、今回は類似度計算による感情語辞書の構築についての影響を確かめるために、感情語辞書Dにある感情関係語 e_1 の類似語 e_2 の感情スコア $score_{e_2}$ の算出をヒューリスティックに下の式で換算することにした。

$$score_{e_2} = (2sim(e_1, e_2) - 1)score_{e_1} \quad if \quad sim(e_1, e_2) = \max_{e \in D} sim(e, e_2) \quad (9)$$

3 感情抽出モデル

3.1 語レベル解析

入力されたテキストの文中に感情関係語データベースに含まれている単語がある時、その語に感情スコアを代入する。また、程度副詞がその単語に係っていた時は、その副詞係数を感情スコアに掛け合わせたものをその文節の感情スコアとする。

$$\begin{aligned} score("少し嬉しい") &= Coefficient("少し") \times score("嬉しい") \\ &= 0.4 \times score("嬉しい") \end{aligned}$$

3.2 句レベル解析

次に、句単位の感情スコアを算出する。この場合それぞれの感情関係語のカテゴリで、最大のスコアを採用してその句の感情スコアとみなす。例えば形容詞[怒り:0.8,恐怖:0.1]と名詞[怒り:0.4,恐怖:0.5]で組み合わせさせてできる名詞句の感情スコアは、「怒り」「恐怖」それぞれの最大スコアを採用して[怒り:0.8,恐怖:0.5]とする。

$$\begin{aligned} score(NounPhrase) &= score(adj + noun) = [0.8, 0.5] \\ where score(adj) &= [0.8, 0.1], score(noun) = [0.4, 0.5] \end{aligned}$$

また、この時感情スコアのうち最も強度が高いカテゴリが喜び・驚き・興味のいずれかに該当する場合、その句を”Positive”な句とし、それ以外を”Negative”な句とする。これを係り受けの順に、文が主語(名詞句) + 目的語(名詞句) + 述語(動詞句)という句の形になるまで繰り返す。この”Positive”と”Negative”のPN分類は次の文レベル解析の中で使用する。

Positive	Negative
喜・驚・興味	怒・哀・罪・恐怖・嫌悪

表 4: PN Classification of Emotional words by Emotion Category

そして動詞が否定形になっている場合だが、これは感情スコアはゼロとする。これは文法としての否定形は動詞の感情的意味を反転させているのではなく、「否定」しているものと解釈するためである。

3.3 文レベル解析

主語・目的語・述語の感情スコアから、文全体の感情スコアを算出する。ここで、次のルールを定義する。

1. 述語 + 目的語から、述部の感情スコアを出す。"Positive"と"Negative"が一致している場合は句レベル解析と同様に感情カテゴリ別の最大のスコアを採用し、述部の感情スコアとする。一致していない場合、述語の感情スコアを述部の感情スコアとする。
2. 主語 + 述部から、文の感情スコアを出す。算出方法は1.と同様。

さらに、時制と人称による係数を乗算する。文の主語に一人称の主格や所有格を使う時は、"経験者としての書き手がより直接感情を表現している"[Lutz 90]ので、その場合は文全体の係数を上げる。また、文の時制が過去や未来よりも現在の方がより強く感情を表現していると考えられるので、人称と合わせて、次のような文全体に係る人称・時制係数を表5のように設定する。

	一人称	その他
過去形	0.8	0.6
現在形	1.0	0.8
未来形	0.6	0.4

表 5: Coefficients of Pronouns and Tense

こうして得られた、テキスト全体の感情スコアの中で最も数値の高い感情カテゴリをその文の感情として出力する。数値も感情の強度として、共に出力する。

もし文が接続助詞で結ばれている場合は次のルールを適用してスコアを算出する。

1. ~ので・~たり、のように順接・並列の接続助詞が用いられている場合、それぞれの感情カテゴリのスコアの最大値を採用する。
2. ~だが・~けれど、のように逆接の接続助詞が用いられている場合、接続助詞より後ろの文の感情スコアを採用する。

ここで「私の愛犬は彼がとても好きなおもちゃを無くした」という例文から、具体的な感情抽出の例を説明する。まず構文解析を行なって文を形態素に分解し、係り受け関係を抽出する。次に語句レベル解析から、データベース内に保持されている感情関係語の中で、文中に出現している「愛犬」「好き」「おもちゃ」「無くす」に、感情スコアを割り当てる。また、程度副詞である「とても」に副詞係数を与える。この時の解析結果を表6に示す。

次に、句レベル解析に移る。主語は「愛犬」のスコアをそのまま導入して[0.1,0,0,3]とする。属性はPositive。目的語はまず、「好き」に係っている「とても」の副詞係数1.3を「好き」のスコアに乗算し、「とても好き」のスコアを[0.91,0,0,0.26]と算出する。次に下部の「おもちゃ」とスコアを比較して目的語全体のスコアを得るが、「とても好き」と「おもちゃ」の感情属性がどちらもPositiveなので、各ベクトルの最大値をとる。よって、目的語のスコアは[0.91,0,0,0.26]となる。属性はPositive。述語は「なくし」のスコアを導入して[0,0,0.9,0]とする。属性はNegative。最後

に文レベル解析。最初に述語と目的語から述部のスコアを出す。目的語の属性はPositive、述語はNegativeとPNが一致していないので、述語のスコアを取り、述部のスコアを[0,0,0.9,0]とする。続いて主語と述語から文全体のスコアを出す、これも主語がPositive、述語がNegativeとPN不一致なので、述部のスコアを適用して[0,0,0.9,0]とする。この文は一人称・過去形なので、文全体の係数は0.8。よって[0,0,0.9,0]に0.8を掛け合わせた[0,0,0.72,0]が各感情カテゴリが文の感情スコアとなる。最大値は哀しみの0.72。つまり「私の愛犬は彼のとても好きなおもちゃをなくした」という文は「哀しみ」という感情カテゴリに分類され、その感情強度は0.72という結果が得られる。

文節	語彙	[喜,哀,怒,楽]	PN
主語	私	0	-
	の	0	-
	愛犬	[0.1,0,0,0.3]	P
	は	0	-
目的語	彼	0	-
	の	0	-
	とても	1.3(Coefficient)	-
	好き	[0.7,0,0,0.2]	P
	な	0	-
	おもちゃ	[0.1,0,0,0]	P
述語	を	0	-
	なくした	[0,0,0.9,0]	N
		0	-

表 6: Example of Affect Extraction

4 感情の抽出実験

4.1 実装と結果

この感情抽出手法を実装し、実際に感情スコアを算出した。Testsetとして、読売新聞からランダムに収集したニュース記事[YOMIURI.co.jp]1000件を、人手で感情分類したものを使用した。表7にその一部を示す。

入力テキスト	感情スコア
午前11時、合格番号が発表されると、集まっていた受験生や父母たちから歓声があがり、合格者たちは抱き合って喜んだ。	喜び:0.54
練習中、ジュリのタックルをもろに受け負傷したデコは応急処置を受け、足をひきずりながらラ・マシアを後にした。	哀しみ:0.42
英国の通信・放送分野の監督機関は4日までに、英BBC放送に対し、ラジオ番組で英有名男優らを侮辱するような発言があったとして、BBCへの罰金としては過去最高額となる15万ポンド（約2200万円）の支払いを命じた。	怒り:0.54
共同通信社が25,26両日に実施した全国緊急電話世論調査で、西松建設巨額献金事件で公設第一秘書が起訴された民主党の小沢一郎代表が続投を表明したことに関し「代表を辞めるべきだ」との回答が66.6%にのぼり、「代表を続けてよい」の28.9%を大きく上回った。	哀:0.24

表 7: Example of Affect Extraction

また、既存研究との比較のため、熊本ら[熊本 05]による感情分類手法をBaselineとして実験を行った。手法の詳細はで大まかに述べているので、ここでは割愛する。

	Precision	Recall	F-measure
A	0.53	0.77	0.63
B	0.71	0.42	0.53
Baseline	0.58	0.43	0.49

表 8: Evaluation of Our and Baseline methods(Table)

Aはシソーラスによって得た感情語を感情語辞書に組み込んだ本手法、Bは組み込んでいない本手法である。実験の結果、シソーラスによって感情語を増やした方がRecallが大幅に増えていることが分かった。代わりに適合率が下がっているが、F値はBよりもAの方が高く、感情抽出に十分応用可能な精度を出すことが出来た。A手法とBaselineと比べても、適合率にほとんど差はなく、再現率でかなり上回った。

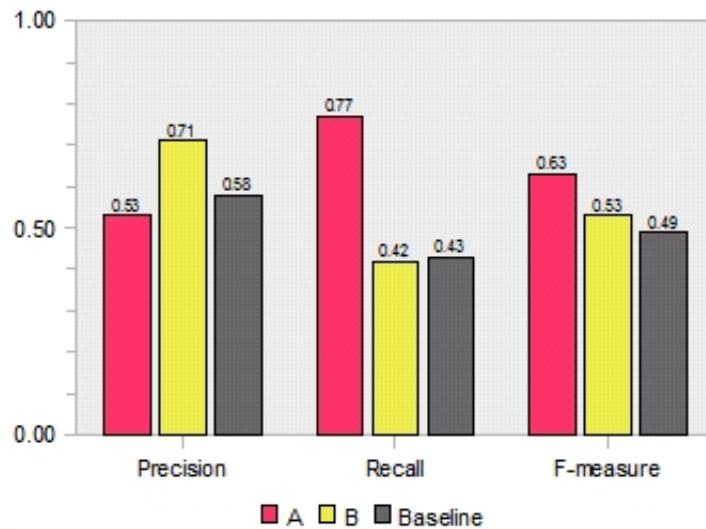


図 9: Evaluation of Our and Baseline methods(Graph)

4.2 結果の考察

類似度を使用してシソーラスから感情語を取り出してデータベースとした場合、シソーラスを用いない場合に比べて再現率が上がったが、逆に適合率は下がった。

これは、感情語辞書の語彙が増えたことで語レベル解析において、感情スコアを与える語も同様に増えたことに起因する。

これによって、感情語辞書にほんのわずかな感情を含む語もデータベースとして入るので、全体的に文中の感情表現に敏感になって抽出しやすくなる反面、あまり感情が入っていないようなテキストにも反応してしまうケースが出てくるようだ。また、類似度を用いて感情スコアを算出する際に、当てはめる感情スコアと実際にその語が持つ感情的意味とのギャップが大きい感情関係語が生成されることも多くなった。その為、ノイズになるような感情関係語が感情語辞書の中に含まれてしまい、出力結果に影響を及ぼす場合が出てきていた。

ノイズを極力減らし、かつ十分な感情語を生成させるためには、類似度の計算法やスコアの算出法をより検討し、F値が最大化する適合率・再現率になるように構成しなければならないだろう。

また、実験では無関係の感情を抽出する以外にも、感情を抽出できずスコアが出せない例も目立った。これは感情スコア算出に必要なデータベース内の感情関係語が充分でなかったのが大きな理由として考えられる。さらによりよい感情抽出の為に、感情関係語データベース内の語彙を増やす必要がある。語彙を増やす方法には、既に登録されている語の名詞形・動詞形の派生語や、同義語・類義語をデータベースに加えたり、相互情報量を用いてWebから感情関係語と共起の強い語を収集して新たにデータベースに加えること等がある。特に日本語は熟語や動詞形の派生が多く存在するため、このようにして網羅的に感情に関係する語を収集しなければならないが、感情という概念体系でまとめられた日本語のシソーラスやデータベースは未だ少ない。Webコーパスや巨大テキストから自動的に収集してくる方法もあるが、細かで正確な感情分類に使うにはまだノイズが多い。如何にして正確で多岐に渡る感情語辞書を構築するかも、今後の感情抽出研究にとって重要なテーマとなるだろう。

5 おわりに

本論文では、感情抽出手法の概要と実験結果について論じた。

今後はデータベースの充実化を図りながら抽出精度を向上させる事を重点的に進めていく。

人対機械のコミュニケーションという点から考えて、本研究は対話型システムを想定して文単位での感情抽出を行なった。しかしテキスト読み上げロボットや商品の評価抽出等の応用を考えた場合、統計情報を用いて語同士の関連性やコンテキストから感情を抽出する必要が出てくる。その為の大規模コーパスやメタデータ等を有効利用して手法を拡張しなければならないだろう。

評価実験では従来手法との比較の為、Baselineの感情抽出に適したニュース記事のテストセットを用いた。しかし、Web上のテキストにはSNSの日記、Weblog、電子メール等のさまざまな形態が存在する。それらをテストセットとして評価を行ない、抽出結果から本手法の強み・弱みを明らかにしていくことも必要だ。

今回作成した感情語辞書に含まれる感情語には、かなり感情カテゴリに偏りがあった。例えば「喜び」の感情的意味を持つ感情語が3102wordあるのに対し、「恥」の感情的意味を持つ感情語は16wordしか無かった。その為、感情カテゴリ毎の抽出精度にバラつきが起き、抽出しやすい感情と抽出しにくい感情が出てきていた。全体の精度を高めるには、実際にテキスト全体がどのような割合で感情が入っているか、そしてその場合、感情語辞書に含まれる感情語がどの割合であれば最適かを検証する必要があるだろう。

また単語単位でなく、「気持ちが悪い」のように語が組み合わさって意味を持つ慣用表現・成句等や、「経済成長率の低下」「失業率の低下」のように、係り受けする語によって語の感情的な意味が異なるケースにも対応するような辞書の作成も考えている。1つの語彙だけでなく、語句の組み合わせからN-gramで判別した情報も感情関係語としてデータベース化すれば、よりよい精度の感情抽出が可能になると思われる。

さらに日本語文法での感情表現を精査し、複数の語句で感情的意味を持つケースを分析して、抽出手法に取り入れる事も検討していきたい。

参考文献

- [山本 07] 山本麻由, 土屋誠司, 黒岩眞吾, 任福継, 感情コーパス構築のための文中の語に基く感情分類手法 学会情報処理学会研究報告, No.158, pp.31-35., 2007
- [熊本 05] 熊本忠彦, 田中克己, Webニュース記事を対象とする喜怒哀楽抽出システム, インタラクシオン2005 (インタラクティブ発表), No.4 (A-103), pp.25-26., 2005
- [高村 06] 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
- [松本 05] 松本和幸, David B. Bracewell, 任福継, 黒岩眞吾, 感情コーパス作成支援システムの開発, 情報処理学会報告, No.117, pp.91-96, 2005.
- [徳久 01] 徳久良子, 乾健太郎, 徳久雅人, 岡田直之, 規模とコストを考慮した感情タグつき言語コーパスの作成方法, 電子情報通信学会総合大会講演論文集, 基礎・境界, pp.514-515, 2001.
- [McCallum 98] Andrew McCallum, Kamal Nigam, A comparison of event models for naive bayes text classification, Proceedings of AAAI-98Workshop on Learning for Text Categorization, pp.41-48, 1998.
- [鈴木 04] 鈴木泰裕, 高村大也, 奥村学, Weblog を対象とした評価表現抽出, 人工知能学会, セマンティックウェブとオントロジー研究会, SIGSWO- A401-02, 2004.
- [Dempster 77] Arthur P. Dempster, Nan M. Laird, Donald B. Rubin, Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm, Journal of the Royal Statistical Society Series B, Vol.39, No.1, pp.1-38, 1977.
- [Nigam 00] Kamal Nigam, Andrew McCallum, Sebastian Thrun, Text classification from labeled and unlabeled documents using EM, Machine Learning, Vol.39, No.2/3, pp.103-134, 2000.
- [WordNet Affect] <http://wndomains.itc.it/>
- [佐藤 06] 佐藤一誠, 平手勇宇, 山名早人, 距離と属性を制約としたPrefixSpan による感情表現抽出, DEWS2006, 7A-o5, 2006.
- [遠藤 06] 遠藤大介, 齋藤真実, 山本和英, 係り受け関係を利用した感情生起表現の抽出, NLP2006, P8- 8, 2006
- [丁 08] 丁曉天, 山名早人, シーケンシャルパターンマイニングを利用した中国語感情表現抽出手法, <http://hdl.handle.net/2065/13174>, 2008.
- [Plutchik 80] R. Plutchik, A general psychoevolutionary theory of emotion, 1980.
- [Ekman 82] P. Ekman, W. V. Friesen, P. Ellsworth, What emotion categories or dimensions can observers judge from facial behavior Emotion in the human face, New York: Cambridge University Press, pp.39-55, 1982.

- [Parrott] W. Parrott, Emotions in Social Psychology, Psychology Press, 2001.
- [Alena 07] Alena Neviarouskaya, Helmut Prendinger and Mitsuru Ishizuka, Textual Affect Sensing for Social and Expressive Online Communication, Affective Computing and Intelligent Interaction (A. Pavia, P. Prada and R. W. Picard (Eds.)), (Proc. Int'l Conf. ACHI2007, Lisbon, Portugal), Springer LNCS 4738, pp.218-229, 2007.
- [鍛冶 07] 鍛冶伸裕, 喜連川優, 自動構築した評価文コーパスからの評価表現辞書の構築, 日本データベース学会 Letters, Vol.6, No.1, pp.41-44, 2007.
- [川村 07] 川村隆浩, 長野伸一, 稲葉真純, 溝口祐美子, 長健太, オントロジーを用いた Web からの評判情報抽出サービス, JSAI, 2007.
- [ILU.co.jp] <http://www.ilu.co.jp/>
- [wefeelfine.org] <http://www.wefeelfine.org/>
- [Alena 05] Nevirouskaya A., Prendinger H., Ishizuka M., Textual Affect Sensing for Social and Expressive Online Communication, ACHI2007, Springer LNCS 4738, pp.218-229., 2007.
- [Izard 71] Izard, C. E.: The Face of Emotion, New York, Appleton-Century-Crofts., 1971
- [Chasen] <http://chasen-legacy.sourceforge.jp/>
- [Cabocha] <http://chasen.org/taku/software/cabocha/>
- [Strapparava 04] Strapparava, C., Valitutti, A., an Affective Extension of WordNet, Proceedings of LREC'04, pp.1083-1086., 2004.
- [EDR] http://www2.nict.go.jp/r/r312/EDR/J_index.html
- [崔 93] 崔進, 小松英二, 安原宏, EDR電子化辞書を用いた単語類似度計算法, IPSJ, 1993
- [川島 05] 川島貴広, 石川勉, 言葉の意味の類似性判別に関するシソーラスと概念ベースの性能評価, JSAI, pp.326-336, 2005.
- [大橋 07] 大橋敬久, シソーラスを用いた意思決定支援のための文書の抽出, 平成18年度卒業論文, 日本大学工学部情報工学科, 2007.
- [Lutz 90] Lutz, C., Engendered Emotion, Language and the Politics of Emotion, Cambridge University Press., 1990
- [YOMIURI.co.jp] <http://www.yomiuri.co.jp/>

学会発表

- 菅原久嗣, Alena Neviarouskaya, 石塚満, 日本語テキストからの感情抽出, The 23rd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2009.