

Twitter の危険度解析研究

- study on quantification of risk at Twitter -

廉 哲鉉*1・立田ルミ*2

Email: seokhyun@horie-lab.org

*1: 獨協大学大学院経済学研究所経済経営情報専攻

*2: 獨協大学経済学部経営学科

◎Key Words Twitter, 形態素解析, 炎上

1. はじめに

昨今、SNS の普及に伴い、様々なトラブルが発生するようになった。その代表的な例が「炎上」である。平井智尚 (2012)によれば、「炎上とは、ブログ、mixi (mixi)、ツイッター (Twitter) などに投稿されたメッセージ内容、ならびに投稿者に対して批判や非難が巻き起こる現象」⁽¹⁾ のことである。

SNS への不用意な投稿により、事件へと発生した事例が大きな社会問題となった例もある。たとえば、2013 年の夏頃には「食品を扱う店舗でアルバイトが冷蔵庫に入って涼むなどの悪ふざけの写真を SNS に相次ぎ投稿」⁽²⁾。この件に対して苦情が殺到するという騒動となった。これ以前にも「店員がプライベートで来店した有名人を許可なく撮影、SNS で公開」⁽³⁾し、批判を浴びた例もある。

「軽はずみな気持ちで投稿すると仕事先を解雇されたり、書類送検されたりするなどの社会的な制裁を受けかねない」⁽⁴⁾ のである。

このような事例を受け、本研究では形態素解析を用いて投稿を解析することでその傾向、危険度などを判定、投稿者に注意を促すことで、トラブルの発生を未然に防ぐシステムを提案する。

2. 先行研究

本研究における先行研究は主に、Twitter における炎上、形態素解析ソフトに関する研究、Twitter などのマイクロブログに関する研究の研究がある。この節では、これらの先行研究を解説する。

2.1 Twitter における炎上について

平井 智久氏は、「炎上を招いた投稿メッセージに「煽り」や「釣り」の特徴は認められない」⁽¹⁾と述べている。「投稿者の不注意が炎上の引き金となるメッセージの投稿を招いた」⁽²⁾ということである。また、mixi や前略プロフィール(通称:プロフ)といったような、比較的クローズドなサービスを利用してきた経験から、「知り合い以外の第三者に見られている意識は低い」⁽³⁾のではないかと述べている。他にも、田代 光輝氏は「ネット炎上とは、インターネット上のコミュニケーションに関するトラブルの 1 つで、ブログや SNS 日記などの個人向 CGM のコメント欄などに批判や誹謗中傷が殺到する現象である。キャスが Republic.com (邦題: インターネットは民主主義の敵か) で提唱したネット上の集団極性化であるサイバークスケードの 1 つである。」⁽⁴⁾としている。そして、平井

氏と同様に、携帯電話の普及や SNS の普及などによるリスク機会の増加が炎上を招くとし、「リアルな人間関係をベースとした情報発信とリスク意識の低さ」⁽⁵⁾が根底にあると述べている。

2.2 形態素解析

形態素解析とは、「文を単語に区切り品詞を同定する処理」である、と工藤拓氏は述べている。現在よく使われている形態素解析ソフトとしては、奈良先端科学技術大学院の工藤拓氏の「MeCab」, 「CaboCha」, や京都大学黒橋・河原研究室の「JUMAN」などがあげられる。

工藤 拓氏は「MeCab は京都大学情報学研究所-日本電信電話株式会社コミュニケーション科学基礎研究所 共同研究ユニットプロジェクトを通じて開発されたオープンソース形態素解析エンジン」⁽⁴⁾であり、「言語, 辞書, コーパスに依存しない汎用的な設計を基本方針」⁽⁴⁾とし、「パラメータの推定に Conditional Random Fields (CRF)を用いており, ChaSen」⁽⁴⁾を採用、「隠れマルコフモデルに比べ性能が向上」⁽⁴⁾しており、「平均的に ChaSen, Juman, KAKASI より高速に動作」⁽⁴⁾すると述べている。一方、MeCab が Mac OSX Leopard 以降に標準搭載されている汎用テキスト処理フレームワークであるのに対し、CaboCha は係り受け解析システムである。つまり MeCab とは、係り受け解析も形態素解析も行える、汎用的な解析ソフトといえる。

JUMAN は KNP を用いており、黒橋、河原両氏は「KNP は日本語文節に関する詳細な文法に基づき、類似性に基づく並列構造解析等によって文節間の係り受け構造を一意に決定するシステムで、新聞記事ドメインで約 90%の精度である」⁽⁵⁾と述べている。

2.3 Twitter 解析

Twitter 解析の先行研究には様々な論文と商用アプリケーションがあげられる。今回取り上げるのは Twitter 社が公式に提供している「Twitter Analytics」、プラスアルファコンサルティング社が提供しているテキストマイニング・ソーシャル分析ソフト「見える化エンジン」、山田勉氏の論文「Twitter 分析のための形態素解析の最適化」の 3 つである。

最初に紹介するのは、「Twitter Analytics」である。「Twitter Analytics」とは Twitter 社が提供しているサービスで、ユーザの過去 28 日間の傾向を統計的に調べるツールである。ユーザの「ツイート数」、「ツイートインプレッション(被

閲覧数)、「プロフィールへのアクセス」、「@ツイート(リプライ)」、「フォロワー数」の増減を確認することができる。また、「ツイート」、「フォロワー」をより細かくチェックするサービスも提供している。

次に、プラスアルファコンサルティング社の「見える化エンジン」である。これは企業向けの有料解析ツールであり、このツールの特徴はテキストマイニングによる解析である。テキストマイニングにより抽出したワードから、頻出単語の抽出、関連付けを行っている。このツールでは、Twitter や facebook、ブログなどの社外の Web 上のデータだけでなく社内のテキストデータなども解析できる。また、NTT データ社との提携により、Twitter の全量データを収集しているため、すべての投稿が解析可能となっている。NTT データ社は、Twitter データの全量データ再販権を持つ国内唯一の会社である。

最後に、山田 勉氏の論文である。この論文では、Twitter を形態素解析するためにどのような最適化をすればよいかを研究している。山田 勉氏は論文の中で、「twitter のツイートから時系列のトレンド分析やセンチメント分析、ユーザ毎の趣味趣向分析などのツイート分析を行う際に、ツイート特有の文体や語彙、句読点なく続く文、顔文字・アスキーアートなどが分析の障害となっている。自然言語解析を行う上で簡易に解析精度を高める方法は、ドメイン固有の辞書の作成とドメイン固有の未知語抽出モデルを作成することである」⁶⁾と述べている。そのため、「形態素解析で使用する単語辞書は NAIST-jdic Version0.6.3 の485,863 語から42,553 語を削除した459,129 語に対し、新たに393,368 語を追加して合計852,497 語とした。形態素解析プログラムは、MeCab と同等なアルゴリズムを採用し、本稿の未知語抽出モデルを適用したプログラムを開発した」⁶⁾。氏は辞書を作成する際、はてなキーワードから辞書を作成している。その理由として、「『はてなキーワード』は、新語・流行語が比較的早く登録されるため、ツイート分析に適切」⁶⁾であると述べている。

3. 本研究について

3.1 概要

本研究では、形態素解析などを利用し Twitter への投稿からトラブルが発生する危険度を分析するツールの作成を行った。対象は Twitter を利用している大学生としている。Twitter のクライアントソフトとテキスト解析を利用し、投稿に対して注意喚起ができるようなツールを作成した。

3.2 先行研究との比較

本研究では、MeCab、JUMAN のうちより解析に向いているものは何かをまず比較することにした。MeCab が様々な辞書を選べるのに対し、JUMAN では最初から辞書とセットになっており、かつ手動での登録となっているため、更新頻度が高いとは言えない。また、JUMAN の辞書は MeCab 向けにも公開されており、JUMAN の辞書を MeCab で利用できる。つまり、同一の解析ツールでそれぞれの精度を比較することができるのである。ここで、一つ実験を行った。それを以下に示す。

図 1



表 1

IPA 辞書		
すもも	名詞	一般
も	助詞	係助詞
もも	名詞	一般
も	助詞	係助詞
もも	名詞	一般
の	助詞	連体化
うち	名詞	非自立

表 2

JUMAN 辞書		
す	接頭辞	名詞接頭辞
もも	名詞	普通名詞
も	助詞	副助詞
もも	名詞	普通名詞
も	助詞	副助詞
もも	名詞	普通名詞
の	助詞	接続助詞
うち	名詞	副詞的名詞

表 3

Unidic 辞書		
すもも	李	名詞-普通名詞一般
も	も	助詞-係助詞
もも	桃	名詞-普通名詞一般
も	も	助詞-係助詞
もも	桃	名詞-普通名詞一般
の	の	助詞-格助詞
うち	内	名詞-普通名詞-副詞可能

表 4

IPA 辞書		
すもも	名詞	一般
も	助詞	係助詞
もも	名詞	一般
も	助詞	係助詞
、	記号	読点
もも	名詞	一般
の	助詞	連体化
うち	名詞	非自立

表5

JUMAN 辞書		
す	接頭辞	名詞接頭辞
もも	名詞	普通名詞
も	助詞	副助詞
もも	名詞	普通名詞
も	助詞	副助詞
、	特殊	読点
もも	名詞	普通名詞
の	助詞	接続助詞
うち	名詞	副詞的名詞

表6

unicdic 辞書		
すもも	李	名詞-普通名詞一般
も	も	助詞-係助詞
もも	桃	名詞-普通名詞一般
も	も	助詞-係助詞
、		
もも	桃	名詞-普通名詞一般
の	の	助詞-格助詞
うち	内	名詞-普通名詞-副詞可能

これは、各辞書間での比較である。図1は、実際の自分の投稿を示している。これを IPA 辞書、unicdic 辞書、JUMAN 辞書、それぞれの解析結果を比較したものが表4~6である。このデータから、IPA 辞書も unicdic 辞書も正しく判定していることがわかる。一方で JUMAN 辞書からは正しい結果を求めることができなかつた。これは、JUMAN 辞書が Wikipedia から抽出した語群から辞書を作っており、固有名詞には強いが、口語には強くないためである。なお、JUMAN の解析エンジンを用いて解析した場合も、正確な解析を得ることはできなかつた。ここから、口語が主体の Twitter の解析に向いているのは IPA 辞書や unicdic 辞書であるということが出来る。

表7

IPA 辞書		
すもも	名詞	一般
もも	名詞	一般
も	助詞	係助詞
、	記号	読点
もも	名詞	一般
の	助詞	連体化
うち	名詞	非自立

表8

unicdic 辞書		
すもも	李	名詞-普通名詞一般
も	も	助詞-係助詞
もも	桃	名詞-普通名詞一般
、		
もも	桃	名詞-普通名詞一般
の	の	助詞-格助詞
うち	内	名詞-普通名詞-副詞可能

続いて、IPA 辞書と unicdic 辞書の比較である。ここでは、あえて「も」が一つ足りない「すもももももものうち」という正しくない文字列を使って解析を行った。この結果、IPA 辞書よりも unicdic 辞書のほうがより正解に近い解析を行っていた。インターネット上では、あえて言葉を崩すなどといった文化がある。そのような誤字を含んだ文章でもより正解に近い解析ができる unicdic 辞書のほうが Twitter の解析には向いていると言える。

以上のことにより、本研究では MeCab を使って解析を行うことにした。使用する辞書は unicdic 辞書を用いることにしたが、unicdic 辞書にさらに語句の更新を加えた辞書である、mecab-unicdic-neologd という辞書が公開されたので、こちらを用いることとした。この辞書は、はてなキーワードのダンプデータなどを資源としており、これによって山田 勉氏の先行研究と同程度の精度が得られる。

次に、Twitter 解析の先行研究との比較である。まず Twitter Analytics と比較する。まずサービスはユーザ個人が自身のアカウントを確認することを目的としているため、これを第三者が利用することは想定されていない。よって似たような機能を使いたい場合は独自で作成する必要がある。しかし、Twitter から取得できる JSON データにはこのツールから得られるような閲覧数やアクセス数などのデータは取得することができないので、リツイート数や Fav 数ではなく、テキストの解析を行うことにした。

次に、「見える化エンジン」はテキスト解析エンジンである。このシステムでは、NTT データ社との提携により、Twitter の全量データを取得しているが、本研究においてすべてのつぶやきを解析する必要性はなく、その時の投稿や、その人のタイムラインが解析できれば十分に対処可能である。

3.3 危険度判定

このプログラムでは、危険度の判定基準として、東京工業大学の奥村研究室が公開している単語感情極性対応表を利用している。これは、名詞、動詞、形容詞、副詞などをネガティブ、ポジティブに分類し、+1~-1 の間で数値化することで、感情極性を表した辞書である。ネガティブなワードが多いほど、炎上しやすいのではないかという仮定をし、投稿を判定した結果、ネガティブな場合注意を促すことにした。以下に示したものはその例である。

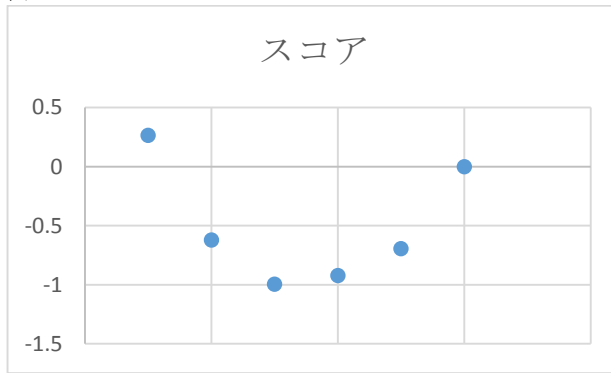
図2

今日の運転はマジ迷惑な走り方だったので反省します...

表7

単語	原形	品詞	スコア
今日	-	名詞	0.2645
運転	-	動詞	-0.620912
迷惑	-	名詞	-0.99573
走り	走る	動詞	-0.922917
反省	-	名詞	-0.693013
し	する	動詞	-
合計			-2.968072
平均			-0.49467867
分布			-0.99573~0.2645

表8



今回の研究では、単語極性の合計、平均のほか、ネガティブな単語とポジティブな単語の分布を見ることにした。合計や平均でもネガティブになっておりまた、分布もネガティブの方に多く分布していることから、ネガティブな投稿であったことがわかる。

4. おわりに

本研究では、炎上のしやすさの指標を示し、注意を促すようなシステムの開発を行った。しかし、現状では係り受け解析を行っていないため、「否定の否定」といった場合の正確な解析を行うことができない。「否定の否定」では、本来ポジティブな意味になるが、現段階の判定ではよりネガティブなものとして捉えられてしまう。また、数値の計算の方も一つの指標に過ぎない。そして、単語の感情極性を評価する辞書も一つだけではないので、複数を組み合わせることでさらに精度が上げられると考えられる。

また、Twitter 炎上の先行研究の項目でも述べたとおり、「自身の投稿がインターネットを通して全世界に公開されている」という「リスク意識の低さ」も原因であると考えられるため、Twitter から得られるほかの情報(ジオタグや、使用言語、投稿の中の地名など)も利用することができれば、これらも防ぐことができるようになる。

よってさらに進め、より有効な計算方法、有効な指標を作っていくことが、今後の課題となる。

5. 参考文献

- (1) 平井 智久: “なぜウェブで炎上が発生するのか —

日本のウェブ文化を手がかりとして Why does “Enryo” happen on the Web?: An Examination based on Japanese Web Culture”, 情報通信学会誌, 29(4), 61-71, 2012-03-25

(2) 佐藤 信正: “思わぬ社会的制裁も SNSで異なる公開範囲に注意”, 日経プラスワン http://www.nikkei.com/news/print-article/?R_FLG=0&bf=0&ng=DGXDXO61259000Y3A011C1W05001&uah=DF140620106838, 2013年10月19日付, 2015年5月8日参照.

(3) 田代 光輝: “大学生のネット炎上分析と予防及び対応の提案: 好ターゲットとしての大学生の実情とネット炎上からの回避の提案(20周年記念特別号)

Analysis of the university student's net flaming, prevention, and proposal of correspondence”大妻女子大学紀要. 社会情報系, 社会情報学研究 21, 233-241, 2012

(4) 工藤 拓: “MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer”, <http://taku910.github.io/mecab/>, 2015年5月14日参照.

(5) 黒橋 貞夫、河原 大輔: “京都大学自然言語処理ツール”, 情報処理学会研究報告 2000(53), 91, 2000-06-01, 一般社団法人情報処理学会

(6) 山田 勉: “Twitter 分析のための形態素解析の最適化”, 言語処理学会第 20 回年次大会 発表論文集 http://www.anlp.jp/proceedings/annual_meeting/2014/pdf_dir/P6-1.pdf, 言語処理学会 (2014)

(7) 著者名: “書名”, 参照ページ, 発行所 (2006).