

つぶやきと感情極性の関係に着目した 災害時の被害情報発見手法の検討 －平成 28 年熊本地震を対象に－

横田 尚己¹・山田 圭二郎²・阿部 倫之³

¹ 非会員 筑波大学大学院システム情報工学研究科 (〒305-茨城県つくば市天王台 1-1-1)

E-mail:s1720524@s.tsukuba.ac.jp

² 正会員 金沢工業大学准教授 環境・建築学部 (〒921-8501 石川県野々市市扇が丘 7-1)

E-mail:keijiro.yamada@neptune.kanazawa-it.ac.jp

³ 非会員 金沢工業大学准教授 工学部 (〒921-8501 石川県野々市市扇が丘 7-1)

E-mail:abe@neptune.kanazawa-it.ac.jp

近年, Twitter は災害情報抽出手段としての役割を強めている. 特にリアルタイム性の高い被害情報抽出において有効性を発揮している. しかし, その情報抽出対象は物理的被害にとどまるもので, 被災者が抱える心理的被害抽出を行えるものではない. 本研究は Twitter から災害時の被害を抽出する手法として, 被災者感情を高く表している語群 (感情極性) を取り出すため, 出現した単語群を「単語感情極性対応表」と照らし合わせ導きだしたものと, 従来の単語の出現回数による分析において高頻度で出現した単語群とを比較した. 結果, 発災後 1 週間において, 感情極性に負の大きな影響を与えた語群と高い出現回数を示した語群とは共通した単語が多く含まれることが明らかとなった. これにより今後, 災害時の Twitter を分析する上で, 感情極性に着目し解析する有用性が示唆された.

Key Words: Twitter, SNS, Semantic orientations, Natural language processing, Kumamoto earthquake

1. はじめに

(1) SNS を用いた災害情報収集

昨今, 国境を越えてソーシャルメディアは社会との結びつきを強め, もはや人々のライフスタイルの一部となりつつある. 特に Twitter は日本国内に 2016 年時点で 3500 万人のアクティブユーザー数を抱えているとされる. 一回あたりの投稿が 140 字以内に限られる一方で, その気軽さからリアルタイム性が非常に高く, 日本国内では毎秒 5~10 回ほど投稿 (つぶやき) がなされている. 特に東日本大震災以降, 被災者が状況を Twitter に投稿する様子がみられるようになっており, 平成 28 年熊本地震 (以下熊本地震) においても Twitter 上で被災者同士で励ましあう様子も散見された¹⁾.

このような特徴に加え, Twitter は携帯電話の基地局・IP アドレス・GPS 等から, 投稿者の位置情報も併せて取得することが可能である. ゆえに災害時, リアルタイム性の高い被害抽出手法として活用され始めている. 例えば対災害 SNS 情報解析システム "DISAANA"²⁾ は平成 28 年熊本地震において, 内閣官房 Twitter 解析班にて物理

的な被害情報収集のため活用され, 被災地支援のための有効な情報収集手段となりつつある.

(2) 本研究の目的

本研究は上述の 1. (1) を踏まえ, 災害時の情報収集手法として, Twitter に投稿されたつぶやきを収集し, 分析することが有効であると仮定する. そして, 従来のテキストマイニングを用いた都市研究手法である単語の登場頻度の集計と, 収集したテキストデータから算出した被災者の心理に強く影響を与えた単語について明らかにする. 本研究はその成果より, 大規模な震災の発生によってつぶやきに出現する単語と, 実際の被災者の心理状態強く表す単語の関係性を明らかにすることで, あらたな災害状況把握手法の検討に対する寄与を目的とする.

(3) 既往研究

災害時における被災地の現状把握を目的とした研究は, 幾例が存在している. 鯨井³⁾ は人工衛星から取得した画像からがれきの分布, 土地の水分含有量から津波による浸水地域の判定が可能であることを示した. また榎本ら

⁹⁾は東日本大震災時の東京都内で発信された Twitter のテキスト情報と人口流動メッシュデータを分析の結果、両者には相関関係があることを明らかにした。近藤ら ⁹⁾は災害イマジネーションツールの回答データを基にしたデータベースを作成している。構築したデータベースにテキストマイニングを行い、結果災害時に発生する問題の整理に成功している。

(4) 本研究の位置づけ・新規性

米国では“PsySTART”⁹⁾と呼ばれる災害発災時にアンケートをすることで、被災者の精神状態を迅速にトリアージするシステムが稼働している。特に、被災者を支援する人員の精神状態把握に大きく貢献している⁷⁾。一方で、被災者を対象とした大規模にアンケートを実施するだけの人員を災害発災時に確保するのは困難である。しかし、本研究で取り扱う Twitter は(1)で前述したように文字数に制限があるため、災害時の混雑した通信環境下でも情報の収集・発信が比較的容易である。

そして前節で触れた通り、既往研究は物理的な被害に基づく解析であり、災害に起因するもう 1 つの被害である精神的被害の抽出を目的とした研究はいまだなされていない。また、ほかの Twitter を用いた都市災害研究は、場する単語の分析と単語の出現回数の集計に留まるものである。本研究は加え、テキストデータから被災者の心理状態把握をし、その要因を特定する点と、従来のテキストマイニングによるつぶやきの解析手法と感情極性を用いてテキストマイニングによる手法を比較検討を行う点に、新規性がある。

2. 研究手法

(1) 分析対象の SNS

本研究では前章で触れた、災害時でも容易に情報収集が可能な Twitter を分析対象とする。特に本研究は熊本地震の発災前後の 2016 年 3 月 16 日から 5 月 4 日の間に熊本県から投稿された Twitter のテキストデータを用い、各種分析を行うこととする。

(2) 災害時における Twitter に現れた語の内容分析

取得したテキストデータから単語群の登場頻度から、熊本地震の特徴の把握を試みる。以下に詳細な手順を示す。

- 1) テキストデータのうち bot 等人間が投稿していないつぶやきをデータベースから削除した。本論では定期的に同じ情報を発信あるいは、特定の情報のみを投稿している（例えば地震の規模のみ投稿している例）ことが確認されたアカウントを bot として扱う。

- 2) テキストデータを投稿日時別（日付ごと・1 週間ごと）でファイルを保存・整理する。
- 3) 整理したテキストデータの形態素解析を時空間的に、樋口が開発した KH coder⁸⁾で行い、単語ごとの出現回数を求める。なお、助詞は感情極性算出過程で必要がないため、本研究では抽出対象外とした。
- 4) 表-1 にある語群(以下表-1 語群)がつぶやき全体に対する出現割合を求める。なお表-1 は、2 つのカテゴリが含まれている。1 つは熊本地震発災に伴い熊本県庁で行われていた政府現地対策本部会議・災害対策本部会議資料の情報のうち、時系列的に復旧の推移が分かるもの（以下震災復旧関連情報）にまつわる語群である。2 つ目は熊本地震が発災した 4 月 14 日に熊本県から発せられたつぶやき上位 25 語に含まれる語(表-2)と、その類語を語群としたものである。以上を踏まえ、災害時におけるつぶやきがどういった構成であったかを検証をする。

(3) 被災者の心理に大きな影響を与えた語群の抽出

- 1) 2.(2)の 1)-3)で処理したデータを、高村らの「単語感情極性対応表」⁹⁾を用いた(1)式を用いて感情極性値の算出を行う。

表-1 語群ごとのつぶやき全体から見た出現割合

出現回数 上位25位 の単語に 関係する 語群	笑
	笑or爆笑or一笑
	恐怖
	怖いorビックリorドキドキor怖いorビビるorビックリor怖or
	仕事・学校
	仕事or学校or行or出orバイトor高校or中学or先生
	日時
	日or時or明日or昨日or今or今日or月or昨日
	災害
	地震or震度or揺れor災害or震度7or倒れるor大震災or津波or火災or震源地or警報or地震速報
震災復旧 関連情報 に関する 語群	安否
	大丈夫or無事or心配or元氣or家族or友達or家orみんなor母or自分or連絡or父
	地名
	熊本県・熊本県の基礎自治体名
	水
	水or水道orトイレorペットボトルor断水or給水or風呂
	ガス
	ガスor西部ガスor都市ガスorプロパン
	電気
	電気or電力or電線orロウソクorろうそくor停電
	避難・睡眠
	避難 or 避難所 or 寝 or 寝れない or 寝れん or 車中泊
	交通・道路
	車or渋滞or国道名or高速道路名orバスor駅 or 九州の駅名 or 九州の鉄道路線名or九州の鉄道会社名
	流通
	電子電話帳2017ver21.5 業種版に登録されているの九州の百貨店・スーパーのうち株式会社の名前orコンビニ名
	支援
	自衛隊or警察or消防or自衛or国
	医療
	日赤or病院or DAMT or DPAT or保健師or医療or医師or看護師

表-2 熊本県の 2016/4/14 の単語出現回数上位 25 位

単語	出現数	単語	出現数	単語	出現数	単語	出現数
地震	497	無事	179	今日	109	寝	88
笑	491	怖い	176	車	99	震度	86
大丈夫	480	今	170	きた	96	震度7	80
揺れ	455	みんな	150	心配	95	方	78
熊本	330	行	141	する	93		
日	218	怖い	122	出	91		
家	187	時	121	避難	89		

- 2) (2)式を用いて、感情極性に正負に高い影響を与えた上位 25 位までの単語の検出を行う。

$$PN = \frac{1}{n_w} \sum_{i=1}^n N_i x_i \quad \dots (1)$$

PN : 感情極性値 n_w : 総単語出現回数

N_i : 単語 i の出現回数 x_i : 単語感情極性対応表

$$e_i = \frac{N_i x_i}{\sum_{i=1}^n N_i x_i} \quad \dots (2)$$

e_i : 正・負の影響を与えた単語 i の感情極性値への影響率
 x_i : 正・負の影響を与えた単語 i の単語感情極性表内の固有値
 N_i : 正・負の影響を与えた単語 i の出現回数

3.大規模災害発災に伴うつぶやきの構成分析

本章の分析では熊本地震で最大の被害が発生した熊本県に絞って発災時のつぶやきの構成の分析する。分析対象期間は発災前 1 週間から熊本県内で、ライフラインが完全に復旧した発災後 3 週までとする。

(1) 表-1 語群の有用性の検証

分析対象期間において表-1 語群が全体のつぶやきに対してどれだけの割合出現したのかを求める。加えて登場単語数を語彙数で除することで語彙の多様性を評価し (表-3) 表-1 語群の有用性について検証を行う。まず、発災後 1 週間において、表-1 に含まれる語群は熊本県全体のつぶやきに対して、9 割以上カバーできている。発災後 2・3 週間には 7 割以下となっている。発災 1 週間前と比べれば、出現割合は高いといえるが、全体の 7 割程度しかカバーできていない。災害精神医療分野では、被災者のコミュニティの回復プロセスについて、発災直後は英雄期、発災 2 週間後～数カ月後をハネムーン期と分類して扱われる¹⁰⁾。発災 1 週間後と 2 週間後のつぶやきに大きな隔たりがある理由として、被災者のコミュニティ回復プロセスと何らかの関係があることがあげられる。

表-3 表-1 の語群の出現割合と語彙の多様性評価

発災から みた時間	表-1語群 の割合	登場 単語数	語彙数	単語数 /語彙数
1週間前	52.01%	102612	9627	10.65877
1週間後	92.59%	283018	13215	21.41642
2週間後	67.45%	154159	12132	12.70681
3週間後	66.25%	138735	11617	11.94241

次に、語彙の多様性について着目する。発災後 1 週間と他の週と比較すると、著しく語彙の多様性が発災 1 週間後の方、が失われていることがわかる。以上より災害時、特に急性期において Twitter は情報の多様性が失われることが明らかとなり、表-1 語群の有用性が高まることがわかった。

(2) 表-1 語群の出現回数の時系列的分析

本節では表-1 語群が発災に伴い、どのような時系列的推移を見せるのかを分析する。ここで表-1 語群が出現した回数を表-4 に表す。加えて、表-1 語群が熊本地震発災前 1 週間の登場回数に対する、発災後の出現回数の倍数を図-3、図-4 に示す。これらの図から明らかになったことは、第一にすべての語群が発災前より増加していたことである。特に「日時」「支援」にまつわる語群の出現回数の増加倍率が極めて高い。「日時」は被災した「今」の自分の現状を伝えるため、そして「支援」は有事に活躍する「自衛隊」「消防」「警察」に関する支援に対する感謝やデマ情報などが多くみられた。また図-4 に目を向ければライフラインにまつわる「交通・道路」「電気」「ガス」「水」の増加倍率よりも「避難・

表-4 熊本地震時における表-1 語群登場回数の時系列比較

語群	発災1週間前	発災1週間	発災2週間	発災3週間
笑い	2229	4421	3598	2854
恐怖	225	560	480	495
仕事・学校	2199	7498	3740	3540
日時	13	6329	1440	974
地名	800	9092	2603	1704
災害	1356	6599	2396	2568
安否	118	2602	575	294
避難・睡眠	5	197	74	27
流通	316	3269	886	502
支援	2	244	26	4
医療	105	749	237	152
水	472	2112	612	700
ガス	385	1083	476	500
電気	65	552	158	125
通信	34	170	60	44
交通・道路	128	1657	341	240

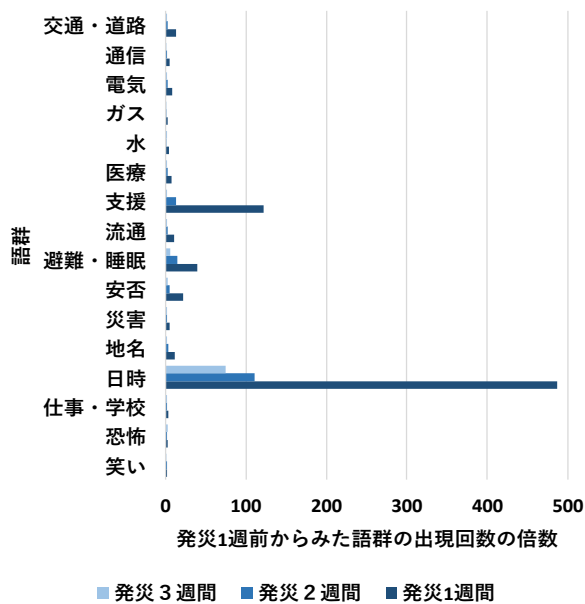


図-3 発災前1週間の表-1 語群登場頻度
に対する発災後の語群登場倍数

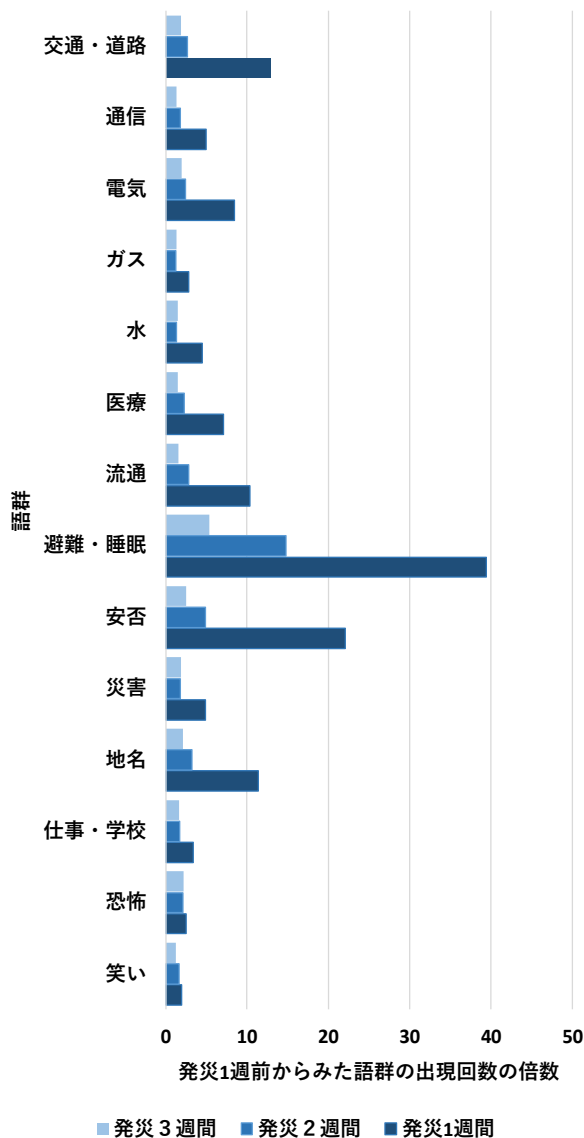


図-4 図-3より「支援」「日時」を除いたもの

睡眠」「安否（発災後1週間のみ）」のほうが高い。よって災害時にはライフラインの復旧よりも、「安否」確認や「避難・睡眠」に対する不満が高く Twitter 上に現れることが推察される。また、ライフライン関係の語群の中でも、「ガス」の増加比率が低い。これは、熊本県内で都市ガスが供給されているエリアが、熊本市とその周辺基礎自治体に限られ、その他地域はプロパンガスが使用できたためだと推測できる。一方で、「災害」は発災後1週目を除けば、相対的に低い増加倍率を取っている。次に、「仕事・学校」「恐怖」「笑い」に着目すると、発災前1週間と比較して、おおむね2~3倍程度で推移、かつ出現回数の比率は発災後3週間を通して、あまり変化していないことが明らかになった。特に、感情にまつわる「笑い」「恐怖」の増加率が変化が小さく、これらの語群は、災害発災の影響を受けにくいことが推察される。最後に「地名」について見ていくと、発災後1週間では10倍以上と高い倍率を示しているが、2~3週目は低い増加倍率を取っている。

4.大規模災害時のつぶやきに現れる感情極性に高い影響を与えた語群とその共起表現

本章では、被災者の感情を強く表す語群を明らかにしたうえで、表-1 語群との比較を行い、その有用性を検証する。分析対象は熊本地震の際、熊本県から発せられたつぶやきのうち発災前1週間から、災害時に英雄期とハネムーン期の境である発災後2週間までとする。

(1) 熊本県における感情極性の変化

本節では、感情極性が災害による被害を反映するものであるかどうかを把握するために、感情極性の変化をみる。図-5は、熊本県から発せられた発災前1か月間のつぶやきから算出した、感情極性からの変化率を示している。なお、感情極性を実測値として扱わない理由は、単語感情極性対応表に含まれる約5万5千語の単語のうち約9割に負の値が割り振られており、感情極性を実測値としてとると、必然的に負の値を示す。今回の分析は震災前後の感情極性の変化をとらえることを目的としており、震災前1カ月の感情極性からの変化率をとることとした。

まず、最大震度7の揺れを観測した4月14日と同16日付近の感情極性の変化率に目を向けると、悪化していることがわかる。ただ、その3日間における低下は2%にも満たないものであった。次に熊本県内において復旧が困難な場所（例えば大規模な崩落が発生していた南阿蘇村など）を除き電力網が復旧した4月21日前後に目を向けると感情極性が大きく回復していることがわかる。

これはコミュニティ回復プロセスが、英雄期からハネムーン期に移行したとも考えられる。続いて九州自動車道が全面復旧した 4 月 27 日に着目すると、震災前と比べて感情極性の悪化は、-4.4%まで縮小していることが明らかとなった。感情極性の推移は、こうしたインフラやの復旧あるいは、コミュニティ回復プロセスと何らかの関係があることが示唆された。

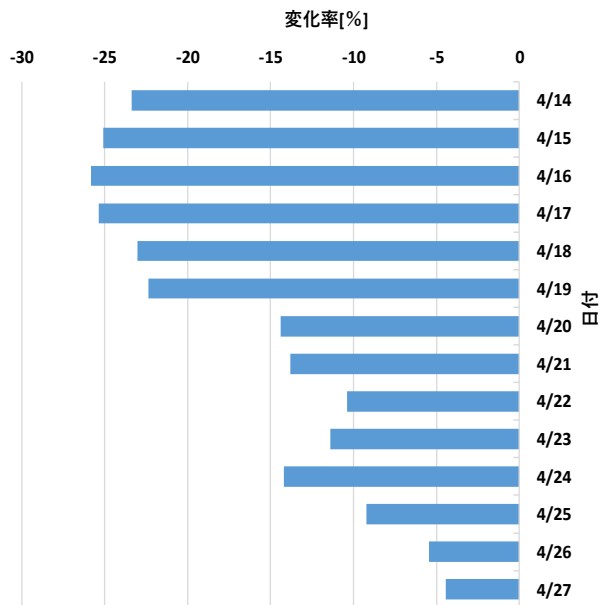


図-5 熊本県における感情極性の対震災前 1 カ月間変化率

(2) 表-1 語群と感情極性に影響を与えた語群との関係

本節では感情極性におおきな影響を与えた語群と、表-1 語群との比較を行う(表-5)。この分析によって災害時の Twitter を分析する上で、感情極性は従来のテキストマイニングでは把握できなかった、別の災害の側面を表し得るものかどうかを検証する。

最初に、表-5 の発災 1 週間後に着目する。負の高い影響を与えた語と表-1 語群は「本当」と「一緒」を除き一致している。一方で、正の高い影響を与えた語とは上位 6 位までの言葉と表-1 語群と一致した。

次に、発災 2 週間後に目を向けると、正負とも表-1 語群との一致は低下していることが分かる。ただ、負の高い影響を与えた語とは 12 語とは一致している。テキストデータの感情極性解析においても発災 1 週間後と 2 週間後では感情極性に影響を与える語が異なることが明らかとなった。

5. まとめ

本研究によって災害時の Twitter のテキストデータを分析する上で、以下の 3 点が示唆された。

- 1) 「支援」「日時」にまつわる語が通常時のつぶやきと比べ、突出して多くなること
- 2) 災害発災によって Twitter 上に現れる語彙の多様性が

表-5 感情極性に大きな影響を与えた上位 25 位の単語と表-1 語群の比較

発災1週後						発災2週後					
負の影響			正の影響			負の影響			正の影響		
単語	表-1との合致	感情極性に対する影響率	単語	表-1との合致	感情極性に対する影響率	負の影響を与えた語	表-1との合致	感情極性に対する影響率	正の影響を与えた語	表-1との合致	感情極性に対する影響率
地震	災害	4.19%	笑	笑	27.41%	日	日時	3.09%	笑	笑	32.15%
日	日時	2.96%	無事	安否	3.90%	地震	災害	2.29%	好き	適合なし	5.85%
時	日時	1.74%	元気	安否	3.37%	方	仕事・学校	1.71%	元気	安否	2.93%
行	仕事・学校	1.57%	安心	安否	2.29%	行	仕事・学校	1.60%	友達	安否	2.82%
方	仕事・学校	1.51%	今日	日時	2.27%	呼	適合なし	1.42%	楽	適合なし	2.15%
揺れ	災害	1.40%	友達	安否	2.18%	時	仕事・学校	1.35%	愛	適合なし	1.97%
怖い	恐怖	1.30%	長	適合なし	1.97%	会	適合なし	1.16%	長	適合なし	1.95%
寝	避難・睡眠	1.02%	好き	適合なし	1.76%	名前	適合なし	1.16%	今日	日時	1.90%
会	適合なし	0.96%	助け	適合なし	1.67%	係	適合なし	0.98%	幸	適合なし	1.48%
避難	避難・睡眠	0.92%	嬉しい	適合なし	1.55%	交換	適合なし	0.90%	楽しみ	適合なし	1.32%
心配	安否	0.92%	愛	適合なし	1.34%	暇	適合なし	0.90%	可愛い	適合なし	1.32%
車	交通・道路	0.90%	良い	適合なし	1.34%	印象	適合なし	0.86%	良い	適合なし	1.31%
出	仕事・学校	0.87%	楽	適合なし	1.31%	仕事	仕事・学校	0.82%	フォロー	適合なし	1.18%
仕事	仕事・学校	0.81%	一番	適合なし	1.26%	寝	避難・睡眠	0.78%	嬉しい	適合なし	1.17%
本当	適合なし	0.72%	幸	適合なし	1.18%	出	仕事・学校	0.78%	応援	適合なし	0.95%
怖い	恐怖	0.72%	応援	適合なし	1.10%	感	適合なし	0.63%	勝	適合なし	0.83%
感	適合なし	0.64%	頑張る	適合なし	1.08%	話	適合なし	0.60%	面白い	適合なし	0.82%
被害	災害	0.56%	助	適合なし	1.02%	関	適合なし	0.48%	特	適合なし	0.81%
一緒	適合なし	0.52%	特	適合なし	0.93%	一緒	適合なし	0.47%	安心	安否	0.75%
分	日時	0.51%	結構	適合なし	0.93%	揺れ	災害	0.47%	松	適合なし	0.74%
連絡	安否	0.49%	正	適合なし	0.88%	本当	適合なし	0.46%	一番	適合なし	0.73%
風呂	水	0.48%	勝	適合なし	0.87%	怖い	恐怖	0.45%	正	適合なし	0.68%
話	適合なし	0.48%	フォロー	適合なし	0.85%	月	日時	0.43%	吉	適合なし	0.64%
届	適合なし	0.41%	器	適合なし	0.81%	分	日時	0.42%	結婚	適合なし	0.63%
家族	安否	0.39%	松	適合なし	0.78%	一言	適合なし	0.41%	頑張る	適合なし	0.61%

失われ、表-1 語群の有用性が高まること

- 3) 従来のテキストマイニングによる分析手法と感情極性を用いた分析手法双方とも、災害発災から発災後 1 週間とそれ以外の期間では登場する語が大きく異なり、コミュニティ回復プロセスと何らかの関係性が示唆されたこと
- 4) 従来のテキストマイニングによる分析手法と感情極性を用いた分析手法では、発災後 1 週間において表-1 語群と負の高い影響を与えた語群の一致率が極めて高い以上のより、災害時のつぶやきを分析する上で、表-1 語群は被災者の感情の悪化具合をある程度反映する可能性があることがわかった。一方で今回、分析で用いた表-1 語群は災害発災の初期段階における解析には大きく貢献するものでありかつ、被災者の感情を表す語が多分に含まれていることも分かった。以上より、災害時の Twitter を分析する上で、感情極性に着目し解析する有用性が示唆された。しかし復旧から復興に向けた動きが始まるハネムーン期の Twitter のテキスト解析において、つぶやき全体と感情極性に高い影響を与えた語の双方とも一致率が低くなり、有用性は低くなった。しかし、これらの語群との一致率低下が、復旧から復興へと進む人々の思いや、行動を反映したものであるとするならば、この変化について今後より詳細な分析が求められる。復旧から復興への変化をとらえる手法が確立できれば、国や自治体による被災者支援のミスマッチが減少する可能性がある。

ゆえに今後、本研究の分析対象を他の災害にも拡大し、ハネムーン期における TF-IDF¹¹⁾等を用いたつぶやきの構成を把握するための語群の検出と、感情極性に高い影響を与えた語群との関係性について分析していく必要がある。

参考文献

- 1) 熊本日日新聞「善意をつなぐネットの力 SNS新たなライフラインに」平成28年4月19日朝刊
- 2) 国立研究開発法人情報通信研究機構：DISANAA（ディサーナ）とは <http://disaana.jp/rtime/search4pc.jsp> (最終閲覧日 2016.12.19)
- 3) 鯨井 俊宏：衛星画像解析による災害把握・復興支援への取り組み，映像情報メディア学会誌Vol. 66, No. 3 P 200-201, 2012.
- 4) 榎本甫，桑野将司，小池淳司：災害時のソーシャルメディアと帰宅行動の関連性分析，土木学会論文集D3(土木計画学)，Vol.70No.1，pp102-112，2014.
- 5) 近藤伸也，大山宗則，目黒公郎：テキストマイニングを用いた災害状況イメージング支援システムの構築に関する研究，生産研究57巻4号，2005.
- 6) Marcel Van der Auwera, Michel Debacker Ives Hubloue Hubloue-Monitoring the mental well-being of caregivers during the Haiti-earthquake. Version 1. PLoS Curr. 2012 July 18.
- 7) 久保山一敏，石井昇，小澤修一，小谷穰治，中尾博之，中山伸一，村上典子，吉永和正：平成23年度 地域における疾病並びに医療等に関する研究調査一大災害時死亡者家族に対する支援システムの構築一，神戸大学医学部神緑会学術誌，28:11-16，2012.
- 8) 樋口耕一：KH Coder2x リファレンスマニュアル，2013（最終閲覧日2013年8月5日）。
- 9) 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, 2006.
- 10) David Romo：災害と心のケア，p14，アスク・ヒューマン・ケア社，1993.
- 11) 徳永 健伸：情報検索と言語処理，p27-28，東京大学出版会，1999.

(2017. 7. 31 受付)

DETECTION OF FACTORS AFFECTING PSYCHOLOGY OF VICTIMES FOCUSED ON CONSTITUTION OF TWEETS AND SEMANTIC ORIENTATIONS

- Targeting the Kumamoto earthquake in Heisei 28-

Naoki YOKOTA, Keijiro YAMADA and Noriyuki ABE

This template is prepared for your preparation of manuscript for JSCE journals. It provides instructions: page layout, font style and size and others. If you replace the relevant text with your own by using “cut & paste,” you can make your manuscript easily.

The English ABSTRACT should be justified, leaving a 30 mm margin on the left and right sides. Font should be a 10-point Times-New-Roman. The length should be 300 words or less. It should be placed below the title and authors' names set in 12 pt, spacing a single line.