

災害時行動変容情報の読み手の危機感の差による行動変容思考の分析

若杉 広介[†] 山本 楓登^{††} 熊本 忠彦^{†††} 鈴木 優^{††††} 灘本 明代[†]

[†] 甲南大学知能情報学部知能情報学科 〒658-8501 兵庫県神戸市東灘区岡本 8-9-1

^{††} 甲南大学大学院自然科学研究科 〒658-8501 兵庫県神戸市東灘区岡本 8-9-1

^{†††} 千葉工業大学情報科学部情報ネットワーク学科 〒275-0016 千葉県習志野市津田沼 2-17-1

^{††††} 岐阜大学工学部 〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸 1-1

E-mail: [†]s1971131@s.konan-u.ac.jp, nadamoto@konan-u.ac.jp, ^{††}m2124007@s.konan-u.ac.jp,

^{†††}kumamoto@net.it-chiba.ac.jp ^{††††}ysuzuki@gifu-u.ac.jp

あらまし SNS 上には読み手に対して行動を変容させる情報（以下、行動変容情報）が投稿されている。災害時には被災者に対して避難を呼びかける等、行動変容情報の提示は防災に重要であると考えられる。しかしながら、災害発生時、災害に対して危機感を持っていない人が行動しないことにより避難や対策が遅れて被害が拡大することは指摘されている。そのため、危機感を持っていない人が行動を変容する行動変容情報の提示が重要であると考えられる。この行動変容情報の特徴を抽出すべく、本研究では、危機感を持っている人と持っていない人を対象に同じ行動変容情報を提示し、読み手が行動を変容したいと思うか否かの差を調査する。そして、危機感を持っていない人が行動変容をしようと思う行動変容情報の特徴を抽出する。

キーワード Twitter, 感情, 行動変容

1 はじめに

災害発生時、SNS 上には様々な情報が投稿されており、災害に関する情報を SNS から取得する人が増えている。近年、大規模災害が頻発しており、災害時被災者に的確かつ必要な情報を迅速に提供することは重要である。現在様々な SNS があるが、特に災害時 Twitter は一般の人々や被災者のみならず、市町村から災害に関する情報提供が行われている。このように Twitter 上には膨大かつ様々な情報が投稿されているが、その情報の中には閲覧ユーザが行動すること（あるいは行動しないこと）を促す内容が含まれている場合がある。例えば、「〇〇の公民館に避難所を開設しましたので避難してください。」といったツイートはユーザに避難を促し、「河川が氾濫しているので近寄らないで下さい。」はユーザに河川に行かないように促している。現在日本では、台風、豪雨、大雨や地震といった大規模災害が多く発生している。そのため、災害時人々に行動の変容を促す情報の提示は防災・減災に重要であると考えられる。そこでこれまで我々は SNS の中でも Twitter を対象とし、閲覧ユーザに対して行動変容を促している情報を含むツイートを行動促進ツイートと呼び、この行動促進ツイートの抽出方法を提案してきた [1] [2]。

しかしながら、こういった行動促進ツイートを見たユーザが、その内容通りに行動するとは限らない。実際に、災害時に避難が呼びかけられたにも関わらず、迫り来る危機に対して適切に判断できずに避難をせず被害が拡大するといったことは災害心理学の分野で多く指摘されている。このような災害時の被害拡大の要因の 1 つに、認知バイアスが働いてしまうことが知られている [3]。認知バイアスとは物事の判断がこれまでの経験に

基づく先入観によって非合理的になる傾向のことを指す。認知バイアスは様々な種類があり人間の行動に影響を与えている。その中でも災害時に問題となる認知バイアスの 1 つは、正常性バイアスである [4]。正常性バイアスとは災害や火事、事件などの異常な事態に直面しても、それを正常な日常生活の延長上の出来事として捉えてしまうことである。つまりは自分にとって都合の悪い情報を無視したり、自分の住んでいる地域に避難情報が呼び掛けられていたにも関わらず、「自分は大丈夫である」「今回も大丈夫だろう」などと災害に対して過小評価し、避難や防災を行わず、被害拡大の原因となる。

この正常性バイアスが原因で被害が拡大したと指摘される災害がある。例えば、2011 年 3 月に発生した東日本大震災では津波が発生したのが地震発生の約 30 分後で避難する時間があるのにも関わらず、死者の 9 割が溺死であった [5]。また、2018 年 7 月に発生した西日本豪雨は事前に避難が呼びかけられていたが、全体で 5 割の方が屋内で亡くなった。特に、多数の犠牲者が出た岡山県倉敷市真備町死者の約 8 割にあたる約 40 人が屋内で亡くなった。さらに、岡山県が行った真備町住民へのアンケート（回答 3135 人）では「水害で避難しなければならない事態になると思っていましたか」という質問に対して「近いうちに起きそうだと思っていた」という回答が 9% に過ぎなかったなどが正常性バイアスが原因であると言われている [6]。

このように正常性バイアスにより被害が拡大しているため、正常性バイアスを持ったユーザへの対策は防災・減災の鍵となると考える。正常性バイアスの要因は様々あるが、本研究では正常性バイアスの要因の 1 つとして、人々の感じる危機感の有無を対象とする。そして、我々は災害時に災害に対する人々の危機感の有無によって、同じ情報を見たとしても行動を変容す

るかどうかが異なると考えた。例えば、「総合体育館に避難所を開設しました。避難してください」といった行動促進ツイートをユーザに提示した場合、危機感を持っている人は避難するかもしれないが、危機感を持っていない人は避難しない可能性があると考えられる。

そこで、本研究では閲覧ユーザの危機感の有無に着目して、災害時に危機感を持っていないユーザが行動を変容しようと思ふ情報を行動変容情報と呼ぶ。我々は災害時大量にある SNS 上から行動変容情報を自動で抽出する必要があると考え、行動変容情報の自動抽出手法の提案を行う。さらに、その特徴分析を行う。

以下の手順で分析を行う。

- (1) 災害に関するツイートをツイート群より抽出する
- (2) (1)のツイートから我々の提案する手法[1]を用いて行動促進ツイートを抽出する。
- (3) 読み手の危機感の有無ごとに(2)で抽出した行動促進ツイートで行動を変容したかどうかのラベル付けを行う。
- (4) (3)でラベル付けされたツイートのパターン毎の比較分析を行う。

本分析により、危機感の有無がどのような情報を提示することで行動変容を起こすかがわかり、災害被害拡大の防止につながると考える。

以下、2章で関連研究について述べ、3章で行動変容するとはどういったことを指すのかを定義する。4章では危機感の有無ごとの行動変容を起こした情報の抽出について述べ、5章で分析を行い、その考察を述べる。最後に、6章で本研究のまとめと今後の課題について述べる。

2 関連研究

災害時におけるツイートの分析の研究は数多くされている。柳森ら[7]は、避難情報に対する住民の反応を知るために災害時のツイートから、あらかじめ定めた基準に従って分類して、そのツイート数の推移を見ることで分析している。山田ら[8]は、災害時に Twitter に投稿されたツイートから、ツイート数やハッシュタグの推移、ユニコード絵文字の利用傾向など様々な視点から分析を行なっている。森野ら[9]は、災害時 Twitter に投稿された画像付きツイートを対象に、ツイート画像とそれに対応したツイートのテキストの傾向を分析している。これらの研究はツイートの傾向を分析しているのに対し、本研究はツイートの内容がユーザにとって行動を変容させるツイートであるかを分析している点が異なる。

緊急事態における人間の行動を捉えるため、三浦ら[10]は、投稿されたツイートの投稿文中に含まれる感情語、ログデータ、特に伝播性の高かったツイートを対象として探索的に分析している。この研究は感情に着目して分析しているのに対して、本研究ではユーザの危機感の有無を対象に分析を行なっている点で異なる。

ツイートを避難に活用することを目的とした研究としては、加藤ら[11]の研究がある。加藤らは「避難」を含むツイートを

収集して関連語の抽出を行い、全ツイートといいね数の上位 100 ツイートの関連語を分析している。この研究は避難を促すことを目的とする点では同一であるが、本研究ではユーザの危機感の有無を対象に分析を行なっている点で異なる。

3 行動変容情報の定義

本研究では、ユーザが行動を変容をしようと思ふ情報の分析を行う。本研究における行動変容をするとは閲覧ユーザの行動が継続されている状態、もしくは、行動が変化する状態のことを指す。本研究では、行動変容情報を先行研究で述べた行動促進情報毎に分類[12]し、以下の4つのタイプを定義する。

(1) 行動することを促している行動促進情報の場合

- (a) その情報を見た時に、促されている行動をしている人がその行動を継続した状態のまま変わらない。
- (b) その情報を見た時に、促されている行動をしていなかった人がその行動を起こす状態に変化する。

(2) 行動しないことを促している行動促進情報の場合

- (c) その情報を見た時に、行動しないように促されていた行動をしている人がその行動をやめる状態に変化する。
- (d) その情報を見た時に、行動しないように促されていた行動をしていなかった人がその状態のまま変わらない。

(1)の例として「土砂災害が発生しています。〇〇公園に避難してください。」といったツイートがあった場合を考える。

この情報を見た時に、促されている行動をしていた（この場合、避難していた）人がこのツイートを見たことにより、避難行動を継続したままである時、(a)に該当する。促されている行動をしていなかった（例、特に何もしていなかった）人がこのツイートを見たことにより避難する行動に変化した時、(b)に該当する。

(2)の例として「土砂災害が発生しています。〇〇川には近寄らないで下さい。」といったツイートがあった場合を考える。

この情報を見た時に、しないように促されていた行動をしようとしていた（この場合、川に近寄ろうとしていた）人がこのツイートを見たことによりその行動をやめる状態に変化した場合、(c)に該当する。しないように促されていた行動をしていなかった（例、避難所に避難しようとしていた）人がこのツイートを見てしないように促されている行動をしなかった場合、(d)に該当する。

この上記4つのどれかに当てはまる場合、行動変容すると定義する。

4 危機感の有無による行動変容情報の抽出

以下の抽出の手順を示す。

- (1) 災害に関するツイートから、我々の提案するモデルを用いて行動促進ツイートを抽出する。

(2) (1) のツイートからユーザの危機感の有無毎に行動変容情報を決定する。

4.1 行動促進ツイートの抽出

これまで我々は、大規模災害時の行動促進ツイートの自動抽出手法の提案 [1] [12] をしてきた。本研究では行動促進ツイートの比較実験で最も良い精度を出した RoBERTa [13] を用いる。RoBERTa は pre-training として MaskedLM のみを採用したモデルである。RoBERTa の実装には PyTorch¹ を使用する。pre-training モデルには、RoBERTa 日本語 pre-trained モデルを用いる。単語の特徴ベクトルには、ツイートに対して形態素解析を行い、RoBERT 日本語 Pretrained モデルに入力して、分散表現を行ったものを使用する。RoBERTa の各種ハイパーパラメータはグリッドサーチにより求め、Transformer 層が 12、ベクトルサイズは 768、入力の最大系列長は 128、バッチサイズは 32、エポック数は 5、学習率は 0.001 (ただし、12 層目の学習率は 0.00005 に設定した)、ドロップアウト率は 0.1 とする。入力ユニット数はツイートに含まれる単語数で、線形層にて行動促進ツイートか否かを判別する。

分析で用いる災害時の行動促進ツイートは 2022 年 (令和 4 年) に九州地方を中心に襲った大規模台風である台風 14 号² を対象とする。「台風」、「避難」、「停電」、「豪雨」、「断水」、「暴風」の 6 つのクエリを用いて無作為に抽出されたツイートは 94,022 件であった。そのうち、RT による同内容のツイートの重複を削除し、「RT」、「@ユーザ名」と「URL」の削除を行った。そして、RoBERTa により行動促進ツイートと判定された 14,382 ツイートのうち無作為に抽出した 6,000 ツイートを用いる。

4.2 危機感の有無による行動変容情報の分類方法

クラウドソーシングを用いて人手で危機感の有無による行動変容情報の分類を行う。具体的には、分析データである 6,000 の行動促進ツイートを対象に、まず、被験者は危機感を持っている場合を想定し、被験者がその行動促進ツイートを読んだ時に被験者が「行動したいと思ったか」、「行動したいと思わなかった」の 2 段階評価する。ここで被験者は 10 名であり、この判定結果から、6 人以上が「行動したいと思った」と判定したツイートを行動変容情報、それ以外を非行動変容情報として分類する。分類結果を表 1 に示す。

表 1 分類結果

	危機感を持っている	危機感を持っていない
行動変容	726	426
非行動変容	5,274	5,574

5 行動変容情報の分析

本研究では、危機感のない読み手に効果的な情報を取得する

1 : <https://pytorch.org/>

2 : <https://ja.wikipedia.org/wiki/令和4年台風第14号>

表 2 分析パターン

パターン	危機感を持っている	危機感を持っていない
パターン 1	行動変容する	行動変容しない
パターン 2	行動変容しない	行動変容する
パターン 3	行動変容する	行動変容する
パターン 4	行動変容しない	行動変容しない

ために、表 2 のパターン毎に比較分析を行うことが有効であると考え、分析を行う。

パターン毎にツイートの抽出を行う。例えば、パターン 1 では危機感を持っている読み手が行動変容したツイートの中で、危機感を持っていない読み手が行動変容しなかったツイートに一致したものを抽出する。パターン 3 では危機感を持っている・持っていない読み手が共に行動変容すると答えたツイートを抽出する。これにより、危機感を持っている読み手のみが行動変容したツイートを取得することができる。次に、表 2 のパターン毎のツイート数を表 3 に、ツイート例を表 4 に示す。これらを用いて比較分析を行う。以下に比較分析の手順を示す。

- (1) 品詞ごとの単語出現頻度を分析
- (2) トピッククラスタリングによる分析
- (3) 【】内の単語出現頻度の分析
- (4) 促進軸による分類結果を分析

5.1 名詞・形容詞の単語出現割合を分析

名詞・形容詞のそれぞれのパターン毎の単語の出現頻度を分析する。パターン毎のツイートを JUMAN++³ で形態素解析を行い、各ツイートの名詞・形容詞の原形に関する情報を取得する。この時、SlothLib [14] に含まれるストップワードに加え、「台風」及び数詞を除外する。そして、パターンごとに単語の出現割合を求める。単語の出現割合は品詞ごとにパターン内の全ての単語の出現回数のうち、その単語の出現回数が占める割合を算出し上位 10 件の単語を表示する。

5.1.1 比較するパターン

- パターン 3 とパターン 4

危機感の有無に関わらず行動変容するツイート群であるパターン 3 と危機感の有無に関わらず行動変容しないツイート群のパターン 4 を比較することで、どのような内容が行動変容を起こさせやすいかを分析する。

- パターン 1 とパターン 3

危機感を持っている読み手のみが行動変容するツイート群のパターン 1 とパターン 3 のツイートを比較することで、危機感を持っていない読み手がこういった情報に反応していなかったのかを分析する。

5.1.2 結果と考察

各比較パターン毎に結果を表 5 と表 6 に示す。

パターン 3 とパターン 4 の考察

表 5 のパターン 4 の名詞出現割合の結果から、「皆さん」や「本日」などを含んでいるツイートは危機感の有無に関わらず

3 : <https://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/?JUMAN>

表 3 分析パターン毎のツイート群の説明

パターン	内容	ツイート数
パターン 1	危機感を持っている読み手のみが行動変容するツイート群	407
パターン 2	危機感を持っていない読み手のみが行動変容するツイート群	107
パターン 3	危機感の有無に関わらず全ての読み手が行動変容するツイート群	319
パターン 4	危機感の有無に関わらず全ての読み手が行動変容しないツイート群	5,167

表 4 パターン毎のツイート例

パターン	ツイート例
パターン 1	台風 14 号により九州に「特別警報」の可能性 早めの避難を
パターン 2	スマホの停電対策、必ず確認しておいてください。
パターン 3	強い勢力で本州横断 大雨や暴風など厳重に警戒を
パターン 4	皆さんおはようございます、本日は台風にお気をつけください

表 5 パターン 3 とパターン 4 の品詞毎の出現割合

名詞		形容詞					
パターン 3		パターン 4		パターン 3		パターン 4	
単語	割合	単語	割合	単語	割合	単語	割合
避難	5.46%	今日	2.82%	危険だ	9.27%	安全だ	5.79%
警戒	2.82%	影響	1.99%	安全だ	7.34%	大丈夫だ	4.72%
暴風	2.63%	避難	1.42%	強い	6.5%	強い	4.56%
情報	2.41%	明日	1.39%	早い	5.06%	ない	3.58%
指示	2.08%	接近	1.27%	大型だ	4.69%	良い	3.19%
接近	1.71%	皆さん	1.11%	最大だ	4.09%	早い	2.83%
気象	1.47%	皆様	1.1%	緊急だ	4.09%	いい	2.44%
災害	1.47%	本日	1.0%	可能だ	3.85%	心配だ	2.2%
警報	1.43%	注意	1.0%	ない	3.37%	無事だ	1.87%
大雨	1.36%	風気	0.94%	非常だ	3.25%	怖い	1.56%

表 6 パターン 1 とパターン 3 の品詞毎の出現割合

名詞		形容詞					
パターン 1		パターン 3		パターン 1		パターン 3	
単語	割合	単語	割合	単語	割合	単語	割合
避難	4.64%	避難	5.46%	早い	5.58%	危険だ	9.27%
情報	2.45%	警戒	2.82%	危険だ	5.23%	安全だ	7.34%
警戒	2.40%	暴風	2.63%	安全だ	4.78%	強い	6.50%
暴風	2.15%	情報	2.41%	最大だ	4.66%	早い	5.06%
災害	1.57%	指示	2.08%	強い	4.44%	大型だ	4.69%
気象	1.55%	接近	1.71%	可能だ	3.75%	最大だ	4.09%
警報	1.55%	気象	1.47%	厳重だ	3.53%	緊急だ	4.09%
九州	1.38%	災害	1.47%	必要だ	3.30%	可能だ	3.85%
大雨	1.35%	警報	1.43%	大型だ	3.07%	ない	3.37%
接近	1.29%	大雨	1.36%	低い	2.96%	非常だ	3.25%

行動変容を起こしにくい事がわかる。これらの単語を含んだツイートは表 4 などのように読み手に対して挨拶ついでに台風への警戒を促すだけのものであった。そのため、読み手が危機感を感じにくかったり、具体的な行動を促されていない為行動変容を起こしにくかった事が考えられる。さらに、パターン 3 にはこれらの単語が出現しないことから、挨拶をしているツイートは台風について述べているツイートであっても、読み手が日常的な内容のツイートであると判断して行動変容に結びつかないことが考えられる。パターン 3 の名詞出現割合の結果か

ら、「暴風」や「避難」などを含んでいるツイートは行動変容を起こしやすい事がわかる。これらの単語を含んだツイートは災害の規模について述べたり、避難などの行動を促していた。そのため、読み手が危機感を持ったり、どういった行動を促されているのかを理解できるので、行動変容しようと思える。ただし、パターン 4 の中でも「避難」が含まれていることから、行動変容を起こす理由は上記以外にも考えられるので更なる分析が必要である。

表 5 の形容詞出現割合より、「大丈夫だ」や「無事だ」などの単語はパターン 4 では含まれているのに対して、パターン 3 では含まれていない事がわかる。これらの単語を含んだツイートは「皆さん大丈夫ですか？ 大雨に気をつけて」など読み手に対して、安否確認を行って台風に対する注意や警戒を促しているだけのツイートが多い。そのため、読み手が行動変容を起こさない事が考えられる。パターン 3 では「危険だ」、「大型だ」、「非常だ」などの台風の脅威を強調した単語の出現割合が多い。パターン 4 ではこれらの単語を含まないことから、台風の脅威を強調したツイートは行動変容を起こしやすくなる事がわかる。これらの単語を含んだツイートは読み手に危機感を抱かせるので、行動変容を起こしやすくなる為であると考えられる。

パターン 1 とパターン 3 の考察

危機感を持っていない読み手だけが行動変容しないツイートの特徴の比較を行う。表 6 の結果から、名詞・形容詞の単語による違いがないことがわかる。これは、危機感を持っていない読み手が行動変容するツイートがただ単に台風の脅威を強調したものでない為であるからだと考えられる。このことから単語の出現割合からだけではパターン 1 とパターン 3 の違いを分析する事ができないことがわかった。

5.2 トピッククラスタリングによる分析

パターン 1 とパターン 3 においては名詞・形容詞の出現割合だけでは違いが分からなかった。そこで、パターン毎に行動変容の内容に特徴の違いがあるのではと考えた。そのため、行動促進ツイートのパターン毎にトピッククラスタリングを行う。今回はパターン 1 とパターン 3 から抽出した特徴語からパターン毎の比較分析を行う。さらに、パターン 4 においても名詞の出現割合で「避難」を含んでいたその原因を突き止めるためにパターン 4 もクラスタリングを行い特徴語を抽出して分析する。

5.2.1 クラスタリング手法

出現する特徴語の違いを比較するために、パターン毎にトピッククラスタリングを行う。特徴語は名詞のみとし、SlothLib [14]

表 7 クラスタ内のツイート例

パターン1のクラスタ	ツイート例
パターン1のクラスタ1	交通情報を確認して、不要不急の外出はお控えください。
パターン1のクラスタ3	大雨への備えのためにハザードマップの確認をお願いします。
パターン3のクラスタ1	暴風で飛んできたものは凶器になります。物干し竿は家にしまってください。
パターン3のクラスタ2	普段そ互いの犬を安全な屋内に避難させてあげてください。ペットがいるお家の防災対策
パターン3のクラスタ4	台風の警戒レベルが上がりました。危険な場所にお住まいの方は避難してください。
パターン4のクラスタ2	避難完了しました。過去の経験から避難しておいた方が良いでしょう
パターン4のクラスタ4	停電対策をしましょう

表 8 パターン1のクラスタリング結果

クラスタ	特徴語 1	特徴量	特徴語 2	特徴量	特徴語 3	特徴量
1	外出	0.383	情報	0.252	接近	0.238
2	警報	0.528	鹿児島	0.357	発表	0.317
3	確認	0.445	避難	0.363	行動	0.322
4	警戒	0.300	増水	0.279	土砂	0.267
5	対策	0.506	停電	0.506	充電	0.239
6	避難	0.666	指示	0.463	発令	0.244
7	被害	0.345	養生	0.190	規模	0.186
8	日本	0.458	九州	0.351	天気	0.248

表 9 パターン3のクラスタリング結果

クラスタ	特徴語 1	特徴量	特徴語 2	特徴量	特徴語 3	特徴量
1	物干し	0.301	ガラス	0.295	植木鉢	0.294
2	対策	0.330	準備	0.293	防災	0.274
3	停電	0.612	充電	0.336	バッテリー	0.2
4	避難	0.447	レベル	0.299	発令	0.259
5	河川	0.318	土砂	0.273	増水	0.257
6	指示	0.613	世帯	0.406	避難	0.385
7	警報	0.448	高潮	0.326	暴風	0.293
8	上陸	0.315	九州	0.280	予想	0.243

表 10 パターン4のクラスタリング結果

クラスタ	特徴語 1	特徴量	特徴語 2	特徴量	特徴語 3	特徴量
1	皆様	0.939	気持ち	0.109	地域	0.108
2	避難	0.934	指示	0.083	場所	0.080
3	影響	0.831	天気	0.365	気温	0.153
4	停電	0.718	対策	0.628	充電	0.096
5	出勤	0.262	公演	0.253	配信	0.220
6	接近	0.533	営業	0.369	月日	0.301
7	被害	0.446	仕事	0.432	連休	0.382
8	注意	0.565	暴風	0.354	警戒	0.307

に含まれるストップワードは除外する。トピッククラスタリングには、短文にもある程度対応可能な Repeated Bisection [15] を用いて、特徴語ごとにクラスタリングを行う。クラスタリングツールには bayon⁴を使用する。クラスタ数はグリッドサーチにより 8 と決定する。

5.2.2 結果と考察

パターン毎のトピッククラスタリングのツイート例を表 7 に、結果を表 8、表 9、表 10 に示す。

表 8 より、クラスタ 1 は「外出」や「情報」といった特徴語が抽出されて、パターン 3 ではこれらの特徴語が抽出されなかつ

た。このクラスタ内のツイートは表 7 のように交通情報、気象情報などの何かしらの情報の確認を促して外出を控えるように呼びかける内容であった。このような情報に危機感を持っていない読み手が反応しなかったのは、自分が安全だと考えている場所（例えば、家など）にいるから交通情報を確認することや外に出る必要性を感じていないためであると考えられる。パターン 1 のクラスタ 3 では「確認」と「避難」の特徴語が抽出された。パターン 3 でも「避難」を含んだクラスタはあるが「確認」を含んだ特徴語はない。このパターン 1 のクラスタ 3 のツイートは表 7 のようにハザードマップなどによる安全な場所の確認を促すものであった。これは、先ほどと同じように危機感を持っていない読み手は自分は安全な場所にいると感じているので行動変容を起こさなかったと考えられる。

表 9 より、クラスタ 1 は「物干し」、「ガラス」、「植木鉢」といった特徴語が抽出された。これら全ての特徴語はパターン 1 では抽出されなかった。これは表 7 のように、暴風による物干し竿、植木鉢、ガラスの危険性について述べている。このため、読み手はこれらによる被害はどのような状況下（例えば、家の中にいる場合）でも起こりうると感じるから行動変容を起こしたと考えられる。また、その被害対策についても物干し竿を家の中にするなど比較的容易にできることも理由の 1 つであると考えられる。クラスタ 2 では「対策」といった特徴語が抽出された。この特徴語はパターン 1 でも抽出されるが、パターン 1 では台風の停電による充電などの対策を促している。これに対してパターン 3 では表 7 のように、台風における様々な防災のための対策を提示して促している。このように具体的な対策内容を述べている行動促進ツイートは読み手の危機感の有無に関わらず、行動変容を起こしやすい事がわかる。クラスタ 4 では「避難」、「レベル」といった特徴語が抽出された。パターン 1 でも「避難」を含んだクラスタはあるが「レベル」を含んだ特徴語はない。これは表 7 のように警戒レベル 5 などの警戒レベルの情報を提示した上で避難を呼びかけたツイートは危機感の有無に関わらず読み手に危機感を抱かせるからだと考えられる。

表 10 より、パターン 4 のクラスタ 2 で「避難」という特徴語が抽出された。このクラスタ内のツイートは表 7 のように、避難した報告や過去の経験について述べて避難や注意を呼びかけているものであった。このことから、パターン 3 のように危機感を煽るような内容ではなかったために行動変容を起こさなかったと考えられる。さらに、クラスタ 4 では「停電」、「対策」といった特徴語が抽出された。これらの特徴語はパターン 1、

4 : <http://github.com/fujimizu/bayon/>

パターン3でも抽出されたが、これらのツイートとは違い表7のように、ただ単に停電の対策を促しているだけで、台風の脅威を強調したり、具体的な対策内容について述べていない。その結果、読み手は行動したいと思わなかったと答えたと考えられる。

表 11 墨付き括弧【】内の出現割合

パターン	ツイート数	パターン毎の出現頻度
パターン1	146	35.87%
パターン2	36	33.64%
パターン3	149	46.71%
パターン4	345	6.68%

表 12 墨付き括弧【】内の名詞単語の出現頻度

パターン1		パターン3		パターン4	
単語	割合	単語	割合	単語	割合
情報	16.67%	避難	16.42%	知らせ	13.82%
気象	16.18%	指示	13.06%	情報	8.13%
避難	9.8%	情報	12.31%	時間	4.88%
警報	9.8%	気象	11.57%	避難	4.67%
指示	6.37%	警戒	7.09%	営業	4.47%
警戒	6.37%	地方	6.34%	気象	4.27%
地方	4.9%	警報	5.97%	警報	3.86%
令和	4.9%	令和	3.73%	臨時	3.05%
年	4.9%	年	3.36%	変更	3.05%
暴風	3.43%	レベル	3.36%	接近	2.85%

5.3 【】内の分析

大規模災害時、行動促進ツイートの中には、見出しや語句などを強調するために【速報 宮崎県に大雨特別警報】のように墨付き括弧で文字を囲んだものが見られる。今回パターン1とパターン3のツイートに多く含まれており、尚且つパターン4ではあまり見かける事がなかった。このことからこの括弧で囲まれた情報が行動変容を起こさせるのに有効であると考え、パターン1、パターン3、パターン4の括弧の出現割合と単語の出現割合の分析を行う。

5.3.1 【】の単語の抽出方法

【】括弧内の文を取得してJuman++で形態素解析を行い、各ツイートの名詞の原形に関する情報を取得する。この時、SlothLib[14]に含まれるストップワード、「台風」、数詞は除外する。

5.3.2 結果と考察

結果を表11と表12に示す。表11から【】で囲まれたものは行動変容を起こさせるツイートが多いことがわかる。これはパターン4では少ないことから確かであると考え。これは、【】内で囲まれた内容は読み手の目に留まりやすいからであると考え。パターン3ではツイート約半分に【】があり単語の出現割合でも避難が高い割合を示していることから、【】に災害への避難を促す内容を書くことは行動変容に有効であることがわかる。パターン4でも【】を用いたツイートはあるが、表12から「知らせ」、「営業」、「時間」など台風の影響でお店の営業

時間が変わり、読み手にその注意を呼びかけているだけの内容であった。

表 13 促進軸毎の分類

タイプ	ツイート
推奨	近所の河川が氾濫しているので、今すぐ避難してください。
行動抑制	大雨で河川が氾濫しているので近づかないようにしましょう。
励まし	停電や食糧不足が続きますが、一緒に頑張りましょう。
願望	食料が足りてません。早く助けにきてください。
その他	台風のため、店の開店を遅らせます。しばらくお待ちください。

表 14 促進軸による分類結果

タイプ	パターン1		パターン3	
	ツイート数	割合	ツイート数	割合
推奨	212	52.08%	194	60.82%
行動抑制	28	6.88%	25	7.84%
励まし	0	0.0%	1	0.31%
願望	5	1.23%	2	0.63%
その他	162	39.8%	97	30.41%

表 15 推奨内の「気をつけて」を含んでいる割合

パターン	ツイート数	パターン毎の出現頻度
パターン1	5	1.23%
パターン2	5	4.65%
パターン3	2	0.63%
パターン4	1145	22.2%

5.4 促進軸による分類

これまで我々は、大規模災害時の行動促進ツイート抽出し、その特徴分析を行ってきた。その結果、促進軸という行動促進ツイートの促進部分（例えば、「～しましょう」や「～しないでください」など）を「推奨タイプ」、「行動抑制タイプ」、「励ましタイプ」、「願望タイプ」、「促進軸その他のタイプ」の5種類に分類できることを提案している[16]。（表13参照）。

● 推奨タイプ

推奨タイプとは「～してください」や「～に気をつけてください」といった読み手に対して行動を促しているツイートである。例えば、「近所の河川が増水しているので、今すぐ避難してください。」は推奨タイプである。

● 行動抑制タイプ

行動抑制タイプとは「～に近づかないようにしましょう」や「～に近づいてはいけません」といった読み手に対して行動の抑制や制止、禁止しているツイートである。例えば、「大雨で河川が増水しているので近づかないようにしましょう。」は行動抑制タイプである。

● 励ましタイプ

励ましタイプとは「～に頑張りましょう」や「元氣出して行きましょう」といった読み手に対して元氣づける、力付けているツイートである。例えば、「停電や食糧不足が続きますが、一緒に頑張りましょう。」は励ましタイプである。

- 願望タイプ

願望タイプとは「～なので助けてほしい」や「支援をお願いします」といったツイートの発信者が願い望んでいるツイートである。例えば、「食料が足りてません。早く助けにきてください。」は願望タイプである。

- その他のタイプ

その他のタイプとは上記のどのタイプにも当てはまらないツイートのことである。例えば、「～をお待ちください」はその他のタイプである。

5.4.1 クラウドソーシングを用いた分類

クラウドソーシングを用いて人手でツイートの促進内容毎の分類を行う。分析ツイートはパターン1とパターン3の行動促進ツイートを対象に行う。まず被験者に上記の説明を行い、読んだツイートはどのタイプに所属していると思うかを5択の中から選ぶ。被験者は10名であり、6名以上が同じ分類をしたツイートをそのツイートが所属するタイプとする。以上の条件を満たさなかったツイートはその他に分類した。

5.4.2 結果と考察

結果を表14に示す。結果からパターン1、パターン3も推奨が最も多かった。これは推奨のツイートは「～してください。」などの促進は読み手がどのような行動をすれば良いのかが分かり易いためであると考えられる。しかし、パターン4でも推奨タイプが多いことがわかる。このため、パターン4の推奨タイプのツイートをさらに分析を行った。結果、表15に示すようにパターン4の推奨タイプ内のツイートは「気をつけて」を含んでいるものが他のパターンよりも極端に多いことがわかった。この「気をつけて」を含んだツイートは読み手に対する注意を促しているだけであるため行動変容を起こさなかったと考える。また、パターン4の推奨タイプの「気をつけて」を含んでいないツイートについても「避難して下さい。」というようにただ単に促進だけをしているツイートが多く、災害の脅威を強調したものが少なかったため読み手は危機感を感じることが無かったため行動変容を起こさなかったと考える。「励まし」、「願望」と分類されたツイートは極端に少ない。励ましのツイートは「～頑張りましょう」など読み手を安心させるために、災害に対する脅威を強調したものが少ないためであると考えられる。願望のツイートは「台風による甚大な被害がでました。募金をお願いします。」などのように、台風の被害を受けた後の処理（今回の例のような募金など）のお願いをしているために読み手が直ちに行動変容する必要性を感じないためであると考えられる。

5.5 総合評価

今回の分析によって、危機感を持っていない読み手について次のことが分かった。災害の脅威を強調したツイートを見たとときに行動変容を起こしやすい。特に、【】内で災害の脅威を強調したツイートに反応する。台風による台風接近情報や交通情報を引用して外出を控えることを呼び掛けるツイートには反応しない。ハザードマップなどによる安全な場所の確認を促す情報には反応しない。台風による天気情報とそれに伴う警戒・注意

を促すツイートには反応しない。台風の強風による危険性を呼び掛け、対策を促しているツイートには反応する。何かしらの対策内容を提示することや準備を促して、防災を呼び掛けているツイートには反応する。高い警戒レベルが発令された情報を提示したうえで避難を呼び掛けているツイートには反応する。「～してください。」など促されている内容が明確なツイートに反応する。

6 まとめと今後の課題

本研究では、大規模災害時の閲覧ユーザの危機感の有無に着目し、危機感を持っていないユーザがどのような情報を見た時に行動変容をするか、行動変容しないのかの特徴分析を行なった。具体的には危機感を持っていない、危機感を持っている、それぞれの状態における行動促進ツイートを行動変容ツイート、非行動変容ツイートに分類してパターン毎に比較分析を行なった。

その結果、危機感を持っていない読み手は、大きく分けて次の2つの特徴を持っている。1つ目は促進軸の推奨（「～してください。」）など促されている内容が具体的なツイートを見た時に行動変容を起こしやすくなることである。2つ目は災害の脅威を強調したツイートを見たときに行動変容を起こしやすくなることである。この結果から、「危険な台風」などの災害（この例では、台風）を修飾する形容詞の役割が重要であることがわかった。しかしながら、形容詞毎にどの程度の脅威を強調できるのかが今回の分析ではわからなかった。

今後の課題は、危機感を持っていない読み手に危機感を抱かせるために災害の脅威度を表す形容詞の順位付けを行うことと促進軸の分類器を構築を行うことである。今回促進軸分類において、1つのツイートに対して1つのタイプにしていたが、これをマルチレベルにするかどうかの検討を行う。これらを行うことで、最終的には危機感を持っていない読み手に危機感を抱かせ、行動変容を起こさせるツイートの分類器の構築への足掛かりを得る。

謝 辞

論文の一部はJSPS 科研費19H04218, 20K12085, 及び私学助成金(大学間連携研究助成金)の助成によるものである。ここに記して謹んで感謝の意を表す。

文 献

- [1] 米田吉希, 鈴木優, 灘本明代, “深層学習を用いた大規模災害の行動促進情報の分析”. 第12回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2020), C8-2, 7pages, 2020.
- [2] Yoshiki Yoneda, Yu Suzuki, and Akiyo Nadamoto. 2019. "Detection of Behavioral Facilitation information in Disaster Situation". In Proceedings of the 21st International Conference on Information Integration and Web-based Applications.
- [3] 菊池 聡. "災害における認知バイアスをどうとらえるか-認知心理学の知見を防災減災に応用する.". 日本地すべり学会誌 55.6 (2018): 286-292.

- [4] 広瀬 弘忠. ”人はなぜ逃げ遅れるのか 災害の心理学”. 集英社 (2004).
- [5] 仙台放送.”避難を妨げる「正常性バイアス」の罠 東日本大震災 9割以上が「溺死」【宮城発】”. FNN プライムオンライン. 2022. <https://www.fnn.jp/articles/-/143881>, (参照 2022-12-26)
- [6] ウェザーニューズ. ”<西日本豪雨から 2 年>逃げ遅れにつながる「正常性バイアス」とは”. ウェザーニューズ. 2020. <https://weathernews.jp/s/topics/202007/020165>, (参照 2022-12-26)
- [7] 柳森 和真, 井料 隆雅. ”Twitter データを用いた水害時の避難情報に対する住民の反応の分析”. 第 77 回全国大会講演論文集 2015.1 (2015): 149-150.
- [8] 山田 実俊, 宇津 圭祐, 内田 理. ”大規模自然災害時に投稿されたツイートの特徴分析”. 日本計算機統計学会大会論文集 日本計算機統計学会第 33 回大会実行委員会. 日本計算機統計学会, 2019.
- [9] 森野 稜, 安尾 萌, 松下 光範, 藤代 裕之. ”Twitter に投稿された画像の分類に基づくツイート文の傾向分析”. No. I25-1. 2021.
- [10] 三浦 麻子, 鳥海 不二夫, 小森 政嗣, 松村 真宏, 平石 界. ”ソーシャルメディアにおける災害情報の伝播と感情: 東日本大震災に際する事例”. 人工知能学会論文誌 (2016): NFC-EC1.
- [11] 加藤 大貴, 藤代 裕之. ”災害時の「避難」 ツイートからみる情報欲求の分析”. Web インテリジェンスとインタラクション研究会 予稿集 第 17 回研究会. Web インテリジェンスとインタラクション研究会, 2021.
- [12] 山本 楓登, 熊本 忠彦, 灘本 明代. ”被災者の感情分類に基づく有益な行動促進情報の分析”. WebDB 夏のワークショップ 2022, 信学技報, vol. 122, no. 176, DE2022-11, pp.24-29, 2022 年 9 月.
- [13] Yinhan Liu, Myle Ott, Naman Goyal, Jingfei Du, Mandar Joshi, Danqi Chen, Omer Levy, Mike Lewis, Luke Zettlemoyer, Veselin Stoyanov. ”Roberta: A robustly optimized bert pretraining approach.” arXiv preprint arXiv:1907.11692 (2019).
- [14] 大島 裕明, 中村 聡史, 田中 克己, “SlothLib: Web サーチ研究のためのプログラミングライブラリ” 日本データベース学会 Letters, vol.6, no.1, pp.113 - 116, 2007.
- [15] Z. Ying and K. George, “Comparison of agglomerative and partitional document clustering algorithms” . Technical report, Department of Computer Science, University of Minnesota, Minneapolis, MN 55455, 2002.
- [16] 山本 楓登, 鈴木 優, 灘本 明代”被災者にとって有用な SNS 上の口コミ情報の分類と分析”. 第 14 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2022), B33-2, pages12, 2022.