

大規模災害時における被災者の感情を考慮した 行動促進ツイートの特徴分析

瀬木 愛菜[†] 山本 楓登^{††} 熊本 忠彦^{†††} 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

E-mail: [†]s1871052@s.konan-u.ac.jp, nadamoto@konan-u.ac.jp, ^{††}m2124007@s.konan-u.ac.jp,

^{†††}kumamoto@net.it-chiba.ac.jp

あらまし 台風や豪雨・大雨、地震といった大規模な災害が発生したとき、Twitter 上には被災者に行動すること（あるいは行動しないこと）を促す行動促進ツイートが数多く投稿されるが、その内容は玉石混交であり、有益な情報もあれば有益でない情報もある。また、どのような情報が有益かは被災者の状況（時間的要因、場所的要因、感情的要因など）によって異なるため、被災者が必要とする有益な情報を取捨選択することで、被災者により適切な行動を促すことができるものと考えられる。そこで本論文では、災害時に被災者が抱く感情に焦点を当て、被災者の感情に合った有益な行動促進ツイートの特徴を分析する。具体的には、対象とする被災者の感情を分析し、グループ化することで、「おびえ・恐怖・不安」、「心配」、「困っている」、「不快」の 4 種類を定義し、行動促進ツイートがそれぞれの感情を持った被災者にとってどの程度有益であるかをクラウドソーシングにより作業者に判定してもらった上で、被災者の感情ごとに有益な情報を分類し、その特徴を分析する。

キーワード 災害、行動促進、感情、Twitter

1 はじめに

日本では、台風や豪雨・大雨、地震といった災害が多く発生している。災害時、Twitter 上には様々な情報が多く投稿されており、こういった情報を Twitter から取得する人が増えている。Twitter 上には膨大かつ様々な情報が投稿されているが、その情報の中には被災者が行動すること（あるいは行動しないこと）を促す内容が含まれているものがある。例えば、「土砂災害や河川氾濫の恐れのある地域にお住まいの方は早めに避難しましょう」といったツイートは被災者に避難を促している。こういった情報が被災者の行動に与える影響は大きいと考えられる。

これまで我々は被災者の行動に大きな影響を与えるような情報を含んだツイートを行動促進ツイートと呼び、抽出する手法 [1] [2] を提案してきたが、行動促進ツイートの内容は玉石混交であり、被災者にとって有益な情報もあれば非有益な情報もあった。例えば、「台風が近づいてきています。飛ばされそうなものは家の中にしまっておきましょう。」は被災者にとって有益であるが、「台風に気をつけてください。」は有益とはいえない。このように、有益な情報は被災者により適切な行動を促すことができるが、非有益な情報は被災者に不利益を生じさせる場合もある。また、どのような情報が有益か非有益かは時間的要因、場所的要因、感情的要因などの被災者の状況によって異なる。例えば、土砂災害の恐れがある地域に住んでいる被災者がどこに避難すればよいかわかっているとき、「避難所を開設しま

した。食料、毛布などをご持参ください。」といった内容は有益であるが、「台風通過後は気温が上がるので、熱中症にはお気を付けてください。」といった内容は有益とはいえない。そこで、我々は被災者の状況に合わせて有益な情報を抽出し、提示することで被災者により適切な行動を促すことができると考える。

さらに、台風の被害の停電の中、暗闇でおびえている人にとって、「停電は明朝には解消されるそうですので、あともう少しです。」は有益な情報であるが、「停電が回復した XXX 町で火災が起きましたので、近くの人には避難しましょう。」は直接的には関係のない情報で不安をあおっている可能性があり、有益な情報であるとはいえない。また、被災の中不安に思っている人にとっては、「台風の被害大変でしたね。頑張ってください。」は心休まる情報であり有益な情報であるかもしれないが、不快に思っている人にとっては有益な情報であるとはいえない。このように、ツイートの読み手の被災者の感情によって同じ情報でも有益か非有益かが異なる。

そこで本論文では、災害時の被災者が抱く感情に着目し、被災者の感情に合った有益な情報の特徴を分析する。

具体的には、以下の手順で分析を行う。

(1) 分析を行う被災者の感情の決定。

災害時に被災者がどのような感情を抱くかをアンケートを取り、その結果を分析して対象とする感情を決定する。

(2) 手順 (1) で決定した感情を持つ被災者にとって行動促進ツイートが有益か非有益かの決定。

手順 (1) で決定したいずれかの感情を持っている被災者が行動促進ツイートを read したとき、このツイートがその被災者

にとって有益であるかどうかを4段階でクラウドソーシングによりラベル付けを行う。その結果を用いて有益/非有益情報に分類する。

(3) 被災者の感情による有益な情報の特徴分析。
分類結果から被災者の感情によってどのような情報が有益かの
特徴分析を行う。

(4) BERT による分類モデルの作成。
手順(2)で決定した分類結果を用いて、感情ごとにBERTによる
分類モデルを作成する。

本分析により、被災者の抱いている感情によりどのような情報
を提供すれば良いかがわかり、災害時被災者への的確な情報
提供が期待される。

以下、2章で関連研究について述べ、3章で被災者が災害時
に抱く感情を分析し、本論文で対象とする感情を決定する。4
章では被災者の感情ごとに有益な情報を分析し、その考察を述
べる。5章ではBERTによる分類モデルを作成し、その考察を
述べる。最後に、6章で本論文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。
山田[3]らは、災害時のツイートからツイート数の推移、時間帯
における利用単語の傾向、ハッシュタグの推移、絵文字の利用
傾向、リツイート数、記事のURLを含むツイート数など様々な
観点から分析を行っている。森野[4]らは、災害時に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
研究はツイートの内容を分析しているのに対し、本論文はツイ
ートの内容が被災者にとって有益であるかを分析している点
が異なる。

また、災害時におけるツイートの感情分析をする研究は数多
くされている。村上[5]らは、ツイートからランドマークの場
所情報と恐怖・不安感情を抽出し、地図上に各地域の住民の恐
怖・不安度を可視化している。三浦[6]らは、災害時に伝播性
の高かったツイートを対象とし、ツイート文中に含まれる感情
語を抽出し出現傾向と災害の種類との関連性の分析を行って
いる。西村[7]らは、「感情極性」と「関心度合い」に着目した分
析を行っており、ユーザが流言の内容に対して抱く感情によっ
て流言に対する関心度合いと拡散の関係について分析を行って
いる。これらの研究はツイートを書いた人の感情やツイートを
読んだ後の感情を対象としているのに対し、本論文では、ユー
ザが読むときの感情に着目し、研究を行っている点で異なる。

3 被災者の感情の決定

本論文では、災害時のツイート文から被災者である読み手が
ネガティブ感情の時に有益な情報の分析を行うため、まず被災
者が災害時に抱くネガティブ感情を推定する。ネガティブ感情
を対象にした理由は被災者が災害時に抱く感情の多くはネガ
ティブ感情であり、ネガティブ感情は心身の健康に悪影響を与

えるものだからである。Plutchik[8]や中村明[9]らが提唱する
ように様々なネガティブ感情がある。その為、本論文では、は
じめに災害時に被災者が感じる感情軸を決定する。具体的には、
クラウドソーシングを用いて、災害が起きた時にどのようなネ
ガティブ感情を感じるか239人の被験者にアンケートに回答し
てもらい取得した。被験者は、「恐怖、おびえ、悲しむ、嘆く、
悩む、困っている、不安、心配、後悔、怒り、八つ当たり、腹
立たしい、不快、重苦しさ、辛い(つらい)、その他、わから
ない/何も感じない」の感情から選択した。この時、災害は台
風を対象とした。結果を図1に示す。

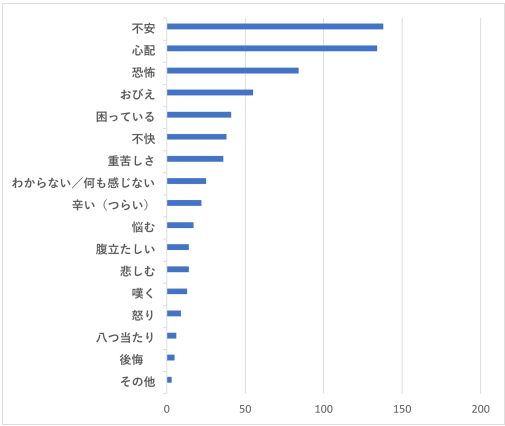


図1 集計結果

表1 因子分析の結果

	因子1	因子2	因子3
嘆く	0.549	0.043	0.109
辛い(つらい)	0.522	0.144	0.007
おびえ	0.295	0.641	-0.091
恐怖	0.171	0.570	0.063
不安	-0.054	0.542	0.075
八つ当たり	0.202	0.106	0.702
怒り	0.151	0.081	0.690
悲しむ	0.491	0.037	0.322
悩む	0.346	0.268	0.184
困っている	0.238	0.375	0.183
心配	0.013	0.500	0.048
後悔	0.493	-0.002	0.299
腹立たしい	0.356	0.027	0.377
不快	0.285	0.186	0.212
重苦しさ	0.385	0.214	0.161

アンケート結果の因子分析を行い、似た感情をまとめる事により、
災害時のネガティブ感情を決定する。因子分析の結果を表1に示す。

因子分析の結果から「嘆く」と「辛い(つらい)」、「おびえ」と
「恐怖」と「不安」、「八つ当たり」と「怒り」を1つの感情とし、
アンケートの再集計を行った。結果を図2に示す。

これらの結果から回答数の多かった「おびえ・恐怖・不安」、「
心配」、「困っている」、「不快」の4種類を本論文で対象とする
被災者の感情とする。

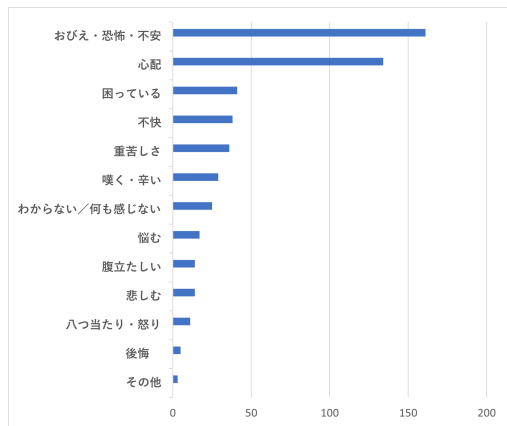


図 2 再集計結果

4 被災者の感情ごとに有益な情報の分析

4.1 分析データ

本論文では大規模災害時の行動促進ツイートを対象に分析を行う。これまで我々は、大規模災害時の行動促進ツイートの抽出手法について研究してきた [1]。その結果、大規模災害時の行動促進ツイートの抽出には Bidirectional Encoder Representations from Transformers(BERT) が最も適していることがわかった。そこで、本論文でも BERT を用いて大規模災害時の行動促進ツイートの抽出を行う。BERT の実装には機械学習ライブラリである PyTorch¹を用いる。pretraining モデルには、日本語学習済みモデルの「BERT 日本語 Pretrained モデル」²を用いる。入力には、URL と Twitter のユーザ名を除いたツイートに対して形態素解析を行い、ツイートに出現する全単語を分散表現を行ったものを用いる。BERT の各種パラメータはグリッドサーチで求め、隠れ層は Transformer 層が 12、ベクトルサイズは 768、アテンションのヘッド数は 12、入力の最大系列長は 128、バッチサイズは 32、エポック数は 10、学習率は 0.00005、学習率のウォームアップ率は 0.001、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、SoftMax 層にて行動促進ツイートか否かを判別する。

分析で用いた災害時行動促進ツイートは 2019 年（令和元年）に関東地方、特に千葉県を襲った大規模台風である台風 15 号³を対象とし、「台風」のクエリを用いて無作為に抽出されたツイートから BERT により行動促進ツイートと判定された 12,215 ツイートの内、ランダムに抽出した 6,100 ツイートを用いる。

4.2 感情ごとに有益な情報の分類方法

決定した「おびえ・恐怖・不安」、「心配」、「困っている」、「不快」の 4 種類の感情を各々抱いている被災者が分析データである 6,100 の行動促進ツイートを read したとき、有益か非有益か Neutral かを決定する。具体的には、クラウドソーシングにより分析データである 6,100 の行動促進ツイートを対象に、各々

の感情を持った被災者がそのツイートを見た時「とても有益（3 点）、多少有益（2 点）、あまり有益でない（1 点）、全く有益でない（0 点）」の 4 段階で 5 人の作業者が判定した。この判定結果から 4 人以上が「とても有益（3 点）、多少有益（2 点）」と判定したツイートを「有益」な行動促進ツイート、4 人以上が「あまり有益でない（1 点）、全く有益でない（0 点）」と判定したツイートを「非有益」な行動促進ツイート、それ以外を「Neutral」な行動促進ツイートとする。

表 2 分類結果

	おびえ・恐怖・不安	心配	困っている	不快
有益	870	1,724	1,313	369
非有益	3,193	2,349	3,378	3,850
Neutral	2,037	2,027	1,409	1,881

表 3 有益判定感情の組み合わせ

感情組み合わせ			
感情 1	感情 2	感情 3	数
おびえ・恐怖・不安			30
心配			488
困っている			295
不快			28
おびえ・恐怖・不安	心配		248
おびえ・恐怖・不安	困っている		26
おびえ・恐怖・不安	不快		0
心配	困っている		337
心配	不快		21
困っている	不快		29
おびえ・恐怖・不安	心配	困っている	344
おびえ・恐怖・不安	困っている	不快	5
おびえ・恐怖・不安	心配	不快	9
心配	困っている	不快	69
4 感情全て			208

表 4 非有益判定感情の組み合わせ

感情組み合わせ			
感情 1	感情 2	感情 3	数
おびえ・恐怖・不安			155
心配			12
困っている			152
不快			620
おびえ・恐怖・不安	心配		360
おびえ・恐怖・不安	困っている		140
おびえ・恐怖・不安	不快		220
心配	困っている		17
心配	不快		7
困っている	不快		480
おびえ・恐怖・不安	心配	困っている	176
おびえ・恐怖・不安	困っている	不快	422
おびえ・恐怖・不安	心配	不快	110
心配	困っている	不快	57
4 感情全て			939

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

2 : https://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/index.php?ku_bert_japanese

3 : <https://ja.wikipedia.org/wiki/令和元年房総半島台風>

表 5 各感情の有益と判定されたツイートの例

感情	ツイート
おびえ・恐怖・不安	台風の進路予想 - Yahoo!天気・災害 台風 21 号が来週日本に来ます特に台風 19 号被災地区は早めの対策と早めに避難所へ避難しましょう #ヤフー天気 #台風
おびえ・恐怖・不安	こちらは中野区役所です。台風 15 号の接近に伴い、大雨・洪水警報と強風・雷注意報が発令されました。ご自宅の周りを片付けるなど、台風の接近に備えてください。
困っている	【災害関連情報】《千葉県・館山市》#館山市 <館山市出野尾老人福祉センター> 9 月 18 日 (水)?22 日 (日)9 時 30 分?15 時まで入浴施設の開放を行います最終受付は閉館 30 分前タオル、石けん、等のご持参ください
困っている	ファミリーマート 1 都 6 県 (東京都、茨城県、栃木県、群馬県、埼玉県、千葉県、神奈川県) 約 5500 店の店舗で台風 15 号被害への募金を受け付けてくださっていますよろしくお願いします#スマスマ#復興に向けて手を繋ごう
不快	皆さん寝られたんでしょうか…最近風邪や腹痛、頭痛のフォロワーさんが増えてきてますね…(実は俺もです) 台風の影響や気温の変化などで体調を崩す方が多いようですねそういう時は、体を温めたり、しっかり寝たりしましょうね!
不快	目が疲れていると、頭が痛い時があります。蒸しタオルなどで温かくするとか、頭の付け根を揉むとだいぶ楽になります。台風が近づきつつあるので、気圧の関係もあるかもしれません。頭を空にしてゆっくり休んで下さい。

4.3 被災者の感情ごとに有益な情報の分析

分類結果を表 2 に示す。また、有益と判定されたツイートの感情の組み合わせを表 3、非有益と判定されたツイートの感情の組み合わせを表 4 に示す。「おびえ・恐怖・不安」では、有益の比率が 14.26%と、「心配」、「困っている」と比較して低くなっている。これは被害状況の情報がより被災者の「おびえ・恐怖・不安」の感情をあおる為と考える。「心配」では、有益の比率が他の 3 種類の感情と比較して高い。これは自分自身に有益な情報だけでなく他人の状況も気にしている為だと考える。「困っている」では、Neutral が少なく、有益非有益の判定がはっきりしたものが多かった。これは支援情報など必要な情報がはっきり決まっているからだと考える。また、「不快」の有益の比率は他の 3 種類の感情と比較して非常に低い。これは不快の感情は否定的になりがちでツイート文を見ても有益というポジティブな考えを抱きにくい為と考える。

また、全体的に非有益が多くなっている。そして非有益な情報に関して各感情において大きな特徴は見られなかった。これは非有益と判定されたツイートが 4 種類の感情全てでされたものが一番多く、続いて「不快」のみ、「不快」と他の感情で非有益と判定されたツイートが多かったからだと考えられる。非有益と判定されたツイートの特徴として、「みなさん台風に気をつけてくださいね」といった気を付けてといった注意喚起が入っているものの、それ以上詳しい情報のないツイートや全く関係のない話題が入っているツイートが多かった。

有益と判定されたツイートに関して、「心配」と判定されたものや「心配」と他の感情で有益と判定されたツイートが多かった。これは「心配」の感情を抱いた被災者は様々な情報を必要としており、他の感情と共通して有益な情報として判定されたものが多かったためだと考えられる。

分類結果から各感情において「有益」と判定された行動促進ツイートの例を表 5 に示す。

以下各感情及び多かった感情の組み合わせごとに考察を行う。

● 「おびえ・恐怖・不安」

有益と判定されたツイートには台風の進路予想などの気象情報が含まれているものが多かった。その他、台風に備えて準備するよう呼びかけるものもあった。これは、台風に対しておびえ

ていたり、恐怖や不安を感じている時には、台風の状況を把握し、自分自身が安全であるかどうかを確認したいのではないかと考えられる。このことより、「おびえ・恐怖・不安」の感情を抱いた被災者には台風の状況や台風に備えて準備するとよいもののなどの情報を提供すると良いと思われる。

● 「心配」

台風の進路情報などの気象情報、避難所の開設、被災者への支援、台風に備えるよう呼びかけるものなど幅広い情報が含まれていた。これは、台風に関する情報や被災者に関する情報を知り、台風に備えたり有益な情報を拡散したいと考えているのではないかと考えられる。このことより、「心配」の感情を抱いた被災者には災害に関する様々な情報を提供すると良いと思われる。

● 「困っている」

有益と判定されたツイートには、避難所の開設やお風呂や食料の提供や配布などの情報があり、支援を必要としていることがわかった。また、有益と判定されたツイートの多くが市役所など公的機関のアカウントからのツイートである事がわかった。その他、募金活動と呼びかけているツイートもあった。このことより、「困っている」の感情を抱いた被災者には被災者に対しての支援情報を提供すると良いと思われる。

● 「不快」

有益と判定されたツイートには、「休んでください」、「体を温めたり寝たりしましょう」など被災者に対しリラックスを促すような内容が見られた。このことより、「不快」の感情を抱いた被災者には不快な気持ちを和らげたり落ち着かせるような情報を提供すると良いと思われる。

● 「おびえ・恐怖・不安」、「心配」

台風の接近情報や暴風、波浪、高潮警報などの情報や早めの行動や避難、食料の準備や水の汲み置きや充電をあらかじめするよう呼びかける内容が見られた。これは、「心配」の感情で被災者にとって有益な情報のうち、「おびえ・恐怖・不安」が入ることにより、台風の状況や台風に備えて準備するよう呼びかける情報が多くなったと思われる。

● 「心配」、「困っている」

ブルーシートの配布、入浴施設の開放など被災者に対しての支



図3 おびえ・恐怖・不安



図4 心配

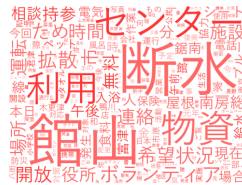


図5 困っている

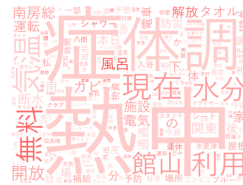


図6 不快

援情報、罹災証明の申し込み、火災保険が適用できるかの確認、それらの証明のための写真を取るよう呼びかけるなどの復旧作業を行おうとしている被災者に向けての情報が多く見られた。また、寄付の受付や支援物資の受付開始など被災者への支援の受付を求める情報も多く見られた。これは、「心配」の感情で被災者にとって有益な情報のうち、「困っている」が入ることにより、災害後の復旧時の支援の情報が多くなったことがわかる。

- 「おびえ・恐怖・不安」、「心配」、「困っている」

避難所の開設場所の情報や被災者を狙った詐欺や悪徳業者、悪徳商法に警戒するよう呼びかける内容が多く見られた。これは、3つの感情が重なることにより、よりネガティブな感情を持ち、刑事的な犯罪に関する情報が多くなったと考えられる。

- 4種類の感情全て

自主避難所や停電による公共施設の開放情報、避難勧告の発令、給水所や充電ステーションの情報などの情報が多く見られた。「おびえ・恐怖・不安」、「心配」、「困っている」に加えて「不快」が入ったことにより、ライフラインの情報が増えている。これは「不快」な感情による有益な情報が他の感情において有益と感じる情報に影響を与えていると考える。

4.4 WordCloud による可視化

感情ごとに有益な情報に出現する単語の違いを分かりやすくするため、WordCloud を用いて可視化を行う。本論文では、出現頻度における単語の大きさだけでなく単語ごとに有益度を算出し単語の色に反映させることで単語ごとの有益度を表現できる WordCloud を作成する。具体的な方法としては以下の通りである。

(1) ツイート文から名詞と本文の評価の平均値を抽出する。感情ごとに有益と判定された行動促進ツイートを対象に、ツイート文に対し形態素解析を行い、名詞を抽出する。さらに、行動促進ツイートに5人の作業者が判定した評価の平均値を本文の有益度とし、共に抽出する。

(2) 単語の有益度を算出する。

(1) で抽出した名詞と本文の有益度から単語ごとに平均値を算出し、単語の有益度とする。

(3) WordCloud の出力

(2) で算出した単語の有益度に応じて色を決定し、WordCloud を出力する。この時、感情ごとの違いを明確にするため有益な行動促進ツイートに共通する上位30単語（「台風」を除く）をストップワードに設定し出力する。出力結果を図3, 4, 5, 6に示す。

結果から「おびえ・恐怖・不安」、「心配」には「高波、土砂、雨、風」といった気象に関する単語が特徴として見られた。また、「関東」といった大まかな地域を表す単語が見られる。これは台風の規模や進路を気にしているためだと考える。また、「おびえ・恐怖・不安」にはこれらの単語がかなり大きく出ているのに対し、「心配」は「対策」なども同程度大きく出ている。これにより「心配」は「おびえ・恐怖・不安」に比べて幅広い情報が有益と判断されている事がわかる。「困っている」には「館山、南房総、センター」などより具体的な地名や場所を示す単語や「物資、利用、開放、相談」など支援物資の配布や施設の利用、開放を知らせる内容、被災者向けの相談窓口に関する情報などに含まれる単語が多く見られることがわかった。「不快」には「熱中、症、水分、気温」など熱中症に関する情報や注意喚起に含まれる単語や、「風呂、シャワー、無料、開放」など風呂やシャワーの無料開放に関する情報等が多く見られる。これは台風一過の暑さや断水でお風呂やシャワーが使えない事が不快の原因となっており、これらの情報が有益な情報として多く評価されていることが考えられる。

5 BERT による感情分類

これまで人手による感情分類を行ってきた。しかしながらいつでも人手によりツイートの感情分類を行うことは困難である。そこで自動分類をするために、分類結果をもとに感情ごとにBERTによる分類モデルを作成し、考察を行う。

データ

4章で行ったクラウドソーシングによる判定結果から有益、非有益と判定された行動促進ツイートをデータとして用いる。判定結果をラベルとして付与し、このラベル付きデータのうち有益、非有益を同程度の数にするために、アンダーサンプリングを行う。結果、

- おびえ・恐怖・不安

有益、非有益ともに870件、合計1,740ツイート

- 心配

有益、非有益ともに1,720件、合計3,440ツイート

- 困っている

有益、非有益ともに1,310件、合計2,620ツイート

- 不快

有益、非有益ともに365件、合計730ツイート

となり、これらのデータを用いる。

方法

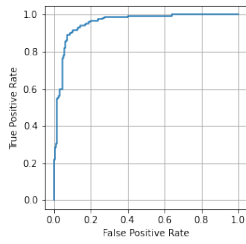


図 7 おびえ・恐怖・不安

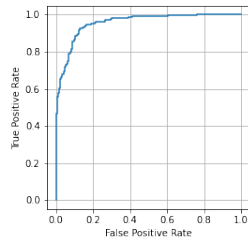


図 8 心配

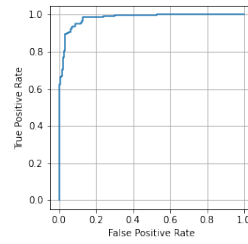


図 9 困っている

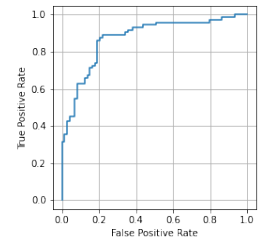


図 10 不快

BERT の実装には行動促進ツイートの抽出と同様に PyTorch を用いる。pretraining モデルも同様に、日本語学習済みモデルの「BERT 日本語 Pretrained モデル」を用い、入力も同様に、URL と Twitter のユーザ名を除いたツイートに対して形態素解析を行い、ツイートに出現する全単語を分散表現を行ったものを用いる。BERT の各種パラメータも行動促進ツイート抽出のモデルと同じである。エポック数はテストデータの正解率と損失の推移を見てそれぞれ決定する。その結果「おびえ・恐怖・不安」、「心配」、「困っている」ではエポック数 6、「不快」ではエポック数 3 とした。有益、非有益からそれぞれ 20% のツイートを無作為に抽出し、テストデータとする。残りの 80% のツイートを教師データとし BERT で学習を行う。正解率、適合率、再現率、F 値、ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲線を求め、考察する。

結果と考察

正解率、適合率、再現率、F 値の結果を表 6 に、ROC 曲線を図 7, 8, 9, 10 に示す。結果から、高い精度で分類できていることが分かる。特に、「困っている」では高い精度で分類ができた。「不快」では他の感情と比べて精度が悪くなったが、これはデータ数が少なかったからだと考えられる。以上より、被災者の災害時に抱いている感情に合わせて有益な行動促進ツイートを分類し、提示できることが可能であることがわかった。

表 6 分類結果

感情	正解率	適合率	再現率	F 値
おびえ・恐怖・不安	0.8776	0.8510	0.9160	0.8820
心配	0.8872	0.8649	0.9180	0.8906
困っている	0.9152	0.9114	0.9198	0.9155
不快	0.8177	0.8152	0.8338	0.8214

6 まとめと今後の課題

本論文では、大規模災害時における被災者の感情に着目し、被災者が災害時に抱く感情により有益な情報とは何かの分析を行った。具体的には、災害時被災者が抱くネガティブ感情として「おびえ・恐怖・不安」、「心配」、「困っている」、「不快」の 4 種類を決定した。そして、これら 4 種類の感情を対象とし、感情ごとに有益な情報の特徴分析を行った。特徴分析から被災者が災害時に抱く感情によって有益な行動促進ツイートの情報に違いが見られることがわかった。また、分類結果を用いて感情ごとに BERT による自動分類モデルを作成した。結果、高い

精度で有益な情報を含んだ行動促進ツイートが分類できることがわかった。

今後の課題として今回は台風を対象としたが、地震や豪雨など他の災害にも適用すること、時間的要因や場所的要因など他の被災者の状況との関連性やこれらの条件も組み合わせた上で有益な情報を提示する仕組みを作ることが挙げられる。

謝 辞

論文の一部は JSPS 科研費 19H04218, 19H04221, 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る。

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] Yoshiaki 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 & Services. 255–259.
- [3] 山田実俊, 宇津圭佑, 内田理, “平成 30 年 7 月豪雨時のツイート分析 (速報)”. 研究報告情報システムと社会環境 (IS) 2018-IS-145 巻 3 号, pp.1-7, 2018.
- [4] 森野稯, 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-令和 2 年 7 月豪雨のツイートデータを対象に-”. 第 13 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2021), I25-1, 5pages, 2021.
- [5] 村上明子, 伊川洋平, “Twitter を用いた災害時の住民感情の分析”. 第 7 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2015), C7-4, 4pages, 2015.
- [6] 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 31 巻 1 号, p.NFC-A-1-9, 2016.
- [7] 西村涼太, 平林 (宮部) 真衣, 吉野孝, “感情極性と関心度合に着目した流言の分析”. 2021 年度情報処理学会関西支部支部大会, G-31, 6pages, 2021.
- [8] R.Plutchik. The nature of emotions. American Scientist, Vol.89, pp. 344-355, 2011.
- [9] 中村明. 感情表現辞典. 東京堂出版, 1993.