

論文

読み手の性格特性ごとの災害時行動促進情報の分析

若杉広介^a, 鈴木優^b, 熊本忠彦^c, 灘本明代^d^a 甲南大学大学院 自然科学研究科 知能情報学専攻
神戸市東灘区岡本 8-9-1, 658-8501^b 岐阜大学 工学部

岐阜県岐阜市柳戸 1-1, 501-1193

^c 千葉工業大学 情報変革科学部 高度応用情報科学科
千葉県習志野市津田沼 2-17-1, 275-0016^d 甲南大学 知能情報学部 知能情報学科
神戸市東灘区岡本 8-9-1, 658-8501

(受理日 2024 年 11 月 25 日)

概要

災害時に SNS へ投稿される大量のメッセージの中には、読み手に行動の促進または抑制を促す行動促進情報が含まれている。ところが、同じ行動促進情報であっても読み手によって受け止め方が異なる。そこで、我々は読み手の性格特性により行動促進情報の受け止め方に違いがあるのではと考え、どのような違いがあるのかについて分析する。具体的には、災害時の行動促進情報を抽出し、それぞれの行動促進情報を内容に応じて推奨タイプ、行動抑制タイプ、励ましタイプ、願望タイプの 4 タイプに分類する手法を提案する。さらに、人々の性格特性を外向性、協調性、勤勉性、神経症傾向、開放性の 5 つに分け、それぞれの性格特性ごとに行動促進情報の受け止め方にどのような違いがあるのかを各タイプにおいて分析する。以上の分析の結果、読み手の性格特性によって行動促進情報のタイプの受け止め方がどのように異なるかが明らかになった。

キーワード: 災害, SNS, 行動促進情報, 性格特性分析, BigFive

1 はじめに

近年、台風や豪雨、地震など広範囲に影響を及ぼす大規模災害が多数発生している。このような災害時、被災者に的確かつ必要な情報を迅速に提供することは極めて重要であり、多くの人が情報共有のメディアとして SNS を利用している。SNS 上では一般の情報提供者や被災者のみならず、市区町村などの行政機関からも情報発信がなされている [1]。SNS 上で発信されている情報の中には「～してください」や「～しないでください」のように、人々に行動の促進や抑制を促す情報が多数ある。このような情報は、人々の避難行動に対し重要な役割を果たすことが知られている¹。本研究ではこの

¹<https://www.pref.hiroshima.lg.jp/uploaded/attachment/526989.pdf>

ような情報を**行動促進情報**と呼ぶ。これまで我々は、SNS から行動促進情報を抽出して提示することで、読み手の行動に影響を与えようと考え、行動促進情報の抽出に関する研究を行っている [2][3][4]。行動促進情報には、行動を促進する場合や行動を抑制する場合など、様々なケースが考えられる。そこで本研究では、大量にある災害時の SNS 上の情報から行動促進情報を自動的に抽出し、推奨タイプ、行動抑制タイプ、励ましタイプ、願望タイプの4つのタイプに分類する手法を提案する。本研究では、この4つのタイプを行動促進情報タイプと呼ぶ。

行動促進情報が被災者にとって有効な場合もあれば、逆効果になる場合もある。木村ら²は、「川が氾濫して危険ですので、川から離れてください」といった行動を推奨する情報により、多くの人が危険なので遠ざかろうと考えるが、好奇心や責任感の強い一部の人は、どうなっているのか気になるから見に行こうなど、情報とは逆の行動を取ることがあると指摘している。このように、同じ情報でも読み手の性格特性によって受け取り方が異なるため、結果、悪い影響が生じる場合がある。そこで、災害時における行動促進情報の受け取り方は読み手の性格特性により異なる可能性があると考え、本研究では読み手の性格特性に着目し、行動促進情報タイプと読み手の性格特性との関係を分析する。

なお、本研究では、心理学において人間の性格を幅広く理解するための基本的なフレームワークとして広く認知されており、人間の性格を外向性、協調性、勤勉性、神経症傾向、開放性の5つの因子で説明する BigFive 理論を採用し、この5つの因子を読み手の性格特性として用いることにする。本研究では台風による災害を対象とし、情報共有のための SNS には X (旧 Twitter) を用いる。

本研究の貢献は次の通りである。

1. 行動促進情報の抽出と行動促進情報タイプの分類
2. 読み手の性格特性ごとの各行動促進情報タイプの影響分析

本研究により、災害時に読み手の性格特性ごとに有効な行動促進情報を提示することが可能となる。

2 関連研究

災害時に SNS から重要な情報を抽出する研究は、数多く行われている。Xiaodong ら [5] は SNS に含まれるメッセージ特有の言語的、感傷的、感情的特徴に着目し、ツイートを災害に関連するツイートとそうでないツイートを分類するモデルを提案している。Paul ら [6] は、2012年から2018年に発生した台風に関するツイートを分析し、BERT を用いて停電や通信障害に関するツイートのカテゴリ分類を行っている。Yasin ら [7] は災害関連ツイートを機械学習手法を用いて「救助が必要」「障害者、高齢者、子供、女性」「水が必要」「負傷」「病気」「洪水」の6つのラベルに分類することで、ツイート発信者を支援するのに必要な情報を特定している。これらの研究は「救助」「寄付」「津波」といった災害情報や被害情報をカテゴリごとに分類している。これらの研究に対して、本研究では人に行動の促進や抑制を促す情報を分類して、分析を行っている点で異なる。

災害時の情報に対して性格特性に着目した研究も行われている。Gupta ら [8] は災害時の交通状況を予測するために、性格特性に着目し避難時の人の行動を分析し、災害時における人の避難行動には

²<https://president.jp/articles/-/71423>

性格特性ごとに異なることを示している。この研究は性格特性による反応の違いを分析している点で本研究と類似しているが、本研究では災害時の行動促進情報に対する反応を対象に分析を行なっている点で異なる。

さらに、災害時のツイート进行分析する研究も数多く行われている。Roy ら [9] はハリケーン時のツイートから読み手のフォロワー数や活動パターンを分析することで、災害時に有効な情報を発信する人はツイートの投稿頻度のみには依存しないことを示している。Lu ら [10] は読み手の削除したツイートを分析することにより、非有効な内容を 10 項目で分類できることを示している。David ら [11] はツイートを「助けが必要」「誰かを探している」などの 11 項目に分類して感情分析を行うことで、災害時のツイートは主に支援や提案の内容が中心となっていることを示している。Yamada ら [12] は、2018 年の西日本豪雨災害時のツイートを対象に、ツイート数の推移やハッシュタグ・絵文字の利用傾向、リツイート数、ニュース記事の URL 付きツイート数に着目した分析を行っている。Nishikawa ら [13] は、2018 年西日本豪雨災害時に投稿された救助要請のハッシュタグが付いたツイートの内容や傾向を分析している。これらの研究は、ツイートの頻度やハッシュタグ、単語、感情に着目して、ツイートの分析を行っている。これらの研究に対して、本研究では行動促進情報タイプごとにツイートを分類して読み手の性格特性に着目して分析している点で異なる。

3 行動促進情報の抽出

3.1 行動促進情報の対象範囲

本研究で対象とする行動促進情報は、明示的に他人に行動の促進や抑制等を要請している情報とする。つまり、暗黙的に行動の促進や抑制等を要請している情報は対象としない。例えば、「この台風は風がすごく強いので、台風が来る前に外においてある植木鉢を家の中に入れてみましょう。」は、「～を入れてみましょう」という明示的に行動を促進する記述を含んでいるため、行動促進情報である。一方、「この台風は風がすごく強いので、こんな日に外に出たらどうなるのでしょうかね。」のように暗黙的に外に出ないように記述している情報は明示的とはいえないため、本研究では対象としない。

3.2 行動促進情報の抽出手法

行動促進情報の抽出手法として、深層学習モデルの一つである RoBERTa[14] を用いる。これは、これまでの我々の研究 [3][15] においてルールベースの手法や様々な深層学習モデルの手法と比較し、実用的な精度であることが明らかであるためである。RoBERTa の実装には PyTorch³ を用いる。Pre-Training には、RoBERTa 日本語 Pretrained モデル⁴ を用いる。単語の特徴ベクトルには、URL とツイート名を除いたツイートに対して Juman++⁵ により形態素解析を行い、その結果を RoBERTa 日本語 Pretrained モデルに入力することで、RoBERTa の最終層から取得される分散表現を用いる。取得した分散表現は全結合層への入力となる。そして、Fine-Tuning を行うことにより、全結合層の出力が行動促進情報

³<https://pytorch.org/>

⁴<https://huggingface.co/nlp-waseda/roberta-base-japanese>

⁵<https://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/?JUMAN>

か否かの判別結果となる。このとき、RoBERTaの各種ハイパーパラメータはグリッドサーチにより決定し、隠れ層は12、ベクトルサイズは768、バッチサイズは32、エポック数は5、学習率は0.001、ドロップアウト率は0.1とする。また、オプティマイザーにはAdam[16]を採用する。Fine-Tuningには2019年に関東地方（特に千葉県房総半島）を襲った大型台風である台風15号⁶の投稿データ（2019年9月6日18日に収集）から抽出した行動促進情報と非行動促進情報の各12,215件、合計24,430件を用いる。本研究において行動促進情報の単位は「件」で示すが、1件は1ツイートである。我々の先行研究[3][15]において、すでにルールベース、BLSTM、Bi-LSTM、BERT、RoBERTaの比較実験を示しているため、本研究ではRoBERTaの5分割交差検証の結果のみを表1に示す。表1より、RoBERTaを用いたモデルは高い精度で行動促進情報を抽出できることがわかる。そこで本研究ではこのモデルを用いて災害時のツイートから行動促進情報を抽出する。

表1: 行動促進情報抽出モデルの性能

Model	Precision	Recall	F 値	AUC
RoBERTa	0.900	0.949	0.924	0.973

4 行動促進情報のタイプ分類

抽出した行動促進情報を以下に定義する行動促進情報タイプに分類するモデルを提案する。

4.1 行動促進情報タイプの定義

行動促進情報には「～に気をつけてください」や「～をしないでください」など読み手に様々な行動を促す内容がある。山本ら[17]は、大規模災害時の行動促進情報を抽出して特徴分析を行い、その結果に基づいて以下に示す5種類の行動促進情報タイプを提案している。

- 推奨タイプ
推奨タイプとは、読み手に対して行動することを推奨している情報である。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。」が該当する。
- 行動抑制タイプ
行動抑制タイプとは、読み手に対して行動することを抑制したり制止したり禁止したりしている情報である。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。」が該当する。
- 励ましタイプ
励ましタイプとは、読み手に対して励ますような内容が含まれている情報である。例えば、「停電や食料不足が続きますが、一緒に頑張りましょう。」が該当する。

⁶<https://ja.wikipedia.org/wiki/令和元年房総半島台風>

- 願望タイプ
願望タイプとは、ツイート発信者の願望が含まれている情報である。例えば、「食料が足りてません。早く助けにきてください。」が該当する。
- その他タイプ
その他タイプとは、上記のどのタイプにも含まれない情報のことである。例えば、「～をお待ちください」が該当する。

本研究では山本らの提案する5つのタイプのうち、その他タイプを除いた推奨タイプ、行動抑制タイプ、励ましタイプ、願望タイプの4つのタイプを用いる。また、この4つをまとめて行動促進情報タイプとする。

4.2 行動促進情報タイプ分類モデル

本研究では行動促進情報を4つのタイプに自動分類する RoBERTa ベースの手法を提案する。このとき、1つの行動促進情報に対して複数のタイプが含まれている場合がある。この場合は複数のタイプをラベルとして付与する。そのため分類モデルには、マルチラベル分類モデルを用いる。例えば、「台風が近づいてきています。避難してください。またお近くにこの情報を必要としている方に情報提供をお願いします。」といった情報は推奨タイプと願望タイプが含まれているため、2つのラベルを付与する。事前学習済みモデルには、行動促進情報抽出モデルと同様、RoBERTa 日本語 Pretrained モデルを用いる。そして、4種類のラベルがついた災害時のツイートデータを用いて Fine-Tuning を行う。

4.3 行動促進情報タイプ分類モデルの評価

提案する行動促進情報タイプ分類モデルの有用性を求めるために評価実験を行う。

4.3.1 評価データ

モデルの評価用データとして、(1) 2019年に発生した大型台風である台風15号(2019年9月6日～18日)と(2) 2022年に発生した大型台風である台風14号(2022年9月16日～27日)の2つの災害に関するデータを用いる。(1)の台風の特徴は雨が強い台風であり、(2)の台風の特徴は風が強い台風である。提案した行動促進情報抽出手法を用いて行動促進情報を抽出し、得られた行動促進情報は2019年台風15号が12,215件、2022年台風14号が67,378件である。この各々のデータから無作為に5,000件ずつ抽出し、合計10,000件を行動促進情報タイプ分類モデルの評価実験に用いる。ここで、2つの台風に関するデータを混合して行動促進情報を分類した理由は、以前の我々の研究[15]より、特徴が異なる台風を混合したデータを用いて Fine-Tuning を行った方が、個別にデータを用いるよりも様々な台風データに対応し、分類器の精度が向上することが分かったためである。

次に、クラウドソーシングを利用して、抽出した10,000件の行動促進情報に対しそれぞれの行動促進情報タイプをラベルとして付与する作業を行う。アノテータは10人で、付与するラベルは推奨

タイプ, 行動抑制タイプ, 励ましタイプ, 願望タイプの4つとする. このとき, アノテータは1件の行動促進情報に対し複数のラベルを付与可能とする. 以上の結果, 1件の行動促進情報に対し6人以上が付与したラベルをその行動促進情報のラベルとする. この条件を満たさない情報は「その他」として扱う.

クラウドソーシングによるマルチラベル付与の結果を表2に示す. 各行動促進タイプの件数には, その行動促進タイプだけでなく, 他のタイプのラベルが付けられているものも含まれている. 「推奨と行動抑制」のように複数のタイプが付与されている場合も同様である. 表2より, 付与したラベルごとの情報の数に偏りが出ていることがわかる. ここで, 抽出したデータを10,000件にしてラベル付与を行ったのは, 作業コストを抑えるためであったが, その結果, ラベルごとのデータ数が少なくなってしまった. そこで, オーバーサンプリングを行う. オーバーサンプリングには様々な手法があるが, その一つであるEDA[18]を用いる. EDAのハイパーパラメータ α は0.05とし, 生成するデータ数 n_{aug} は16とする. EDAの実行にはdaaja⁷を用いる. オーバーサンプリングを行った結果を表3に示す.

表2: 行動促進情報タイプのラベル付与結果

ラベル	行動促進情報の件数
推奨	8,078
行動抑制	122
励まし	230
願望	617
推奨と行動抑制	132
推奨と励まし	249
推奨と願望	163
願望と励まし	10
行動抑制と願望	6
推奨と願望と励まし	2
その他	391

表3: オーバーサンプリング前後のデータ数

タイプ	オーバーサンプリング前	オーバーサンプリング後
推奨	985	16,745
行動抑制	260	4,420
励まし	491	8,347
願望	798	13,566

4.3.2 オーバーサンプリングの妥当性の評価

表3に示すオーバーサンプリング前のデータとオーバーサンプリング後のデータを用いて, オーバーサンプリングの妥当性について評価する. 学習モデルには同じモデルを用いる. ここで, モデルのFine-Tuningには, 全データの80%を学習データ, 残りの20%をテストデータとする5分割交差検証を行う.

⁷<https://github.com/kajyuuen/daaja>

結果を表4 (1) と (2) に示す。オーバーサンプリングの有無で比較すると、オーバーサンプリングを用いた提案モデルの結果の方が用いないモデルよりもすべてにおいてよい結果となっていることがわかる。その結果、オーバーサンプリングを用いた手法は妥当であると言える。本研究ではこのオーバーサンプリングを用いたデータによって学習したモデルを用いる。

4.3.3 行動促進情報ラベル分類モデルの評価

提案した行動促進情報ラベル分類モデルの有用性を示すために、比較実験を行う。提案手法は、マルチラベル分類のため、比較モデルとして2値分類を用いる。2値分類は各々のラベルを正例と負例に分けるモデルであり、これをラベルごとに作成する。2値分類のモデルには提案手法と同じ、RoBERTa 日本語 Pretrained モデルを用いる。Fine-Tuning は各々のモデルに対して、表3に示す各ラベルの20%のオーバーサンプリングデータを正例とし、そのラベルがついていないデータの同数を負例として学習する。つまりは、この2値分類のモデルは各々のラベルごとに作成され、合計4つのモデルが作成される。

なお、提案モデルで用いるデータは表3に示すオーバーサンプリング済みのデータである。ここでも5分割交差検証を行う。

結果を表4に示す。提案モデル(表4(1))と2値分類モデル(表4(3))を比較すると、提案モデルと2値分類モデルの結果はあまり変わらず、若干2値分類モデルの方がよいことがわかる。しかしながら、計算時間を比較すると、提案モデルの方が3.93倍少ない時間で結果を求めていることがわかった。これは2値分類モデルはそれぞれの4つのモデルで1つの情報を判定しているため、計算コストがかかるためである。これにより、提案モデルは行動促進情報タイプ分類に有効性があることがわかった。

表4: 各モデルの学習結果

model	Label	Accuracy	Precision	Recall	F 値	AUC
(1) 提案モデル	推奨	0.958	0.973	0.969	0.971	0.981
	行動抑制	0.992	0.930	0.952	0.940	0.996
	励まし	0.971	0.886	0.912	0.898	0.981
	願望	0.984	0.968	0.956	0.962	0.994
	平均	0.976	0.939	0.947	0.943	0.988
(2) マルチモデル：オーバーサンプリングなし	推奨	0.878	0.893	0.949	0.920	0.926
	行動抑制	0.961	0.512	0.515	0.512	0.930
	励まし	0.914	0.650	0.500	0.545	0.914
	願望	0.927	0.889	0.762	0.819	0.963
	平均	0.920	0.736	0.682	0.699	0.933
(3) 2値分類モデル	推奨	0.966	0.961	0.972	0.966	0.992
	行動抑制	0.990	0.989	0.992	0.990	0.998
	励まし	0.969	0.961	0.978	0.969	0.993
	願望	0.986	0.983	0.989	0.986	0.995
	平均	0.978	0.973	0.983	0.978	0.994

5 読み手の性格特性と行動促進情報タイプの関係分析

以下の手順にて、読み手の性格特性と行動促進情報タイプの関係分析を行う。

1. TIPI-J の質問を用いて被験者候補者の性格特性の決定。
2. (1) の結果から被験者を決定。
3. 被験者に対して、行動促進情報の有用性のアンケートを行う。
4. アンケート結果により読み手の性格特性と行動促進情報タイプの関係分析を行う。

5.1 アンケート調査

5.1.1 性格特性の決定

読み手の性格特性を決定するにあたり、本研究では心理学で多く使われている BigFive 理論を用いる。BigFive 理論とは人間の性格を表5に示すような外向性、協調性、勤勉性、神経症傾向、開放性の5つの性格特性（因子）によって説明する分類法である。読み手の性格特性を決定する為に、BigFive 性格特性の項目のアンケート調査を行う。ここで被験者の回答負担を減らすために、小塩ら [19] が提案する 10 項目の質問で性格特性を測定できる TIPI-J を用いる。TIPI-J の質問項目を表6に示す。TIPI-J では回答は「1: 全く違うと思う」から「7: 強くそう思う」の7段階で評価する。この回答を元に、小塩らの提案する各性格特性の計算方法を用いる。表7にその計算方法を示す。この尺度では各性格特性は2から14の値をとる。

表 5: BigFive の各特性の説明と特徴

特性名	説明	特徴
外向性	社交性や積極性、活発さを測定	外向性が高い人は思い立ったらすぐ行動してしまう活発的な特徴を持つ。また、自己主張が強く自分の意見を述べたり、大勢の前で話しをしたりすることも得意である。刺激のない環境に対して、退屈に感じてしまうことがある。
協調性	他者への共感力や配慮、思いやりを測定	協調性が高い人は人を喜ばせたり、人に尽くすことを好み、自分の成功よりも他人の成功のために尽力する特徴がある。そのため、人と対立することを嫌い、物事を円滑に進めるために、自分を押さえてしまうことがある。
勤勉性	感情や行為をコントロールする力や責任感の強さを測定	勤勉性が高い人は一点集中型ではっきりした目標やゴールに向かって自らを律し物事をやり抜ける特徴がある。また、忍耐力や責任感が高い。行動する前に注意深く考えてしまい、行動が遅いことがある。
神経症傾向	ネガティブな刺激に対する反応の強さを測定	神経症傾向が高い人はネガティブな出来事に反応しやすく、ストレスを感じやすい特徴がある。思った通り物事が進まないといライラしたり、パニックになることがある。
開放性	知的好奇心の強さ、想像力の豊かさを測定	開放性が高い人は新しいことに対して果敢に取り組み、未知なる環境を好む特徴がある。周囲の人に対して自分の気持ちや感情を伝えるのが得意である。ルールに縛られたりすることが苦手である。

表 6: 性格特性判定の質問内容

項目	質問内容
1	活発で、外向的だと思う
2	他人に不満を持ち、もめ事を起こしやすいと思う
3	しっかりしていて、自分に厳しいと思う
4	心配性で、うろたえやすいと思う
5	新しいことが好きで、変わった考えを持つと思う
6	ひかえめで、おとなしいと思う
7	人に気をつかう、やさしい人間だと思う
8	だらしなく、うっかりしていると思う
9	冷静で、気分が安定していると思う
10	発想力に欠けた。平凡な人間だと思う

表 7: 性格特性の計算方法

項目	計算
外向性	項目 1 + (8 - 項目 6)
協調性	項目 7 + (8 - 項目 2)
勤勉性	項目 3 + (8 - 項目 8)
神経症傾向	項目 4 + (8 - 項目 9)
開放性	項目 5 + (8 - 項目 10)

5.1.2 被験者の決定

TIPI-J は、その性格特性が高い人と低い人は自由に決定できることになっている。そこで、本研究で用いる性格特性の閾値を決定するために、クラウドソーシングを用いた調査により決定する。表 6 のアンケートをクラウドソーシングを用いて、20 歳以上の男女の被験者 1,000 名を対象としたスクリーニング調査を行った。その結果、各性格特性とも、8 点の人数が他の点数の人数よりも突出して多くなった。そこで本研究では、8 点を基準に+2 点以上の 10 点以上を「その性格特性が高い人」とし、-2 点以下の 6 点以下の人を「その性格特性が低い人」とする。

また、人は 1 つの性格特性だけでなく、複数の性格特性を持っている場合がある。性格特性と行動促進情報タイプとの影響分析を行うにあたり、読み手 1 人の性格特性を単体ごとに分析するのか、それとも複数の性格特性を考慮した分析を行うのかのいずれかを決定する。例えば、前者は、外向性と開放性が高い読み手 A を外向性が高い読み手 A と開放性が高い読み手 A として扱う。後者は、外向性と開放性が高い読み手 A は外向性と開放性が高い読み手 A として扱い、外向性が高い読み手 A もしくは開放性が高い読み手 A として扱わないことを示す。そこで、性格特性間の相関係数を求めた。ここで、性格特性の間に相関がある場合は、複数の性格特性を考慮した分析を行う。相関係数の結果を表 8 に示す。表 8 に示すように性格特性ごとの相関は大きいものでも 0.48 であり、弱い相関しかないとわかる。これにより、本研究では各性格特性間の影響を考慮せずに、各性格特性単体ごとの分析を行う。スクリーニング調査の結果から、それぞれの性格特性の値が高い人と低い人を抽出した。その結果、被験者 248 人を決定した。その性格特性ごとの内訳を表 9 に示す。各性格特性の被験者を決定する場合、以下の 3 パターンが考えられる。

1. 対象の性格特性が高(低)い人の中から, 他の性格特性の高(低)がない人をその性格特性の高(低)がある人とする.
2. 対象の性格特性が高(低)い人が他の性格特性の高(低)があるかないかは気にしない. ただし, 対象の性格特性が高(低)い人データは他の性格特性では使用しない.
3. 対象の性格特性が高(低)い人が他の性格特性の高(低)があるかないかは気にしない. ただし, 対象の性格特性が高(低)い人のデータは他の性格特性でも使用する.

1は条件が厳しく, 対象となる人が非常に少なくなるという問題点がある. 2は被験者を選択する時に, どの人を選択するかにより分析結果に違いが生じる. そこで, 本研究では3のデータを用いる.

表 8: 被験者 1,000 人の性格特性の相関係数

	外向性	協調性	勤勉性	神経症傾向	開放性
外向性	1	0.03	0.32	-0.40	0.42
協調性	0.03	1	-0.41	-0.40	0.09
勤勉性	0.32	-0.41	1	-0.48	0.32
神経症傾向	-0.40	-0.40	-0.48	1	-0.30
開放性	0.42	0.09	0.32	-0.30	1

表 9: 性格特性ごとのアンケート対象の人数

性格特性	高い	低い
外向性	73	111
協調性	119	61
勤勉性	82	106
神経症傾向	94	84
開放性	58	112

5.1.3 調査データ

アンケート調査に用いるデータは, 2022 年台風 15 号 (2022 年 9 月 22 日から 9 月 24 日) を対象とし, 我々の提案する行動促進抽出モデルと行動促進情報タイプ分類モデルを用いて, タイプごとに分類された行動促進情報を用いる. 分類結果は, 行動促進情報抽出の提案モデルを用いて自動抽出した行動促進情報 51,599 件より, 同じく行動促進情報タイプ分類の提案モデルを用いて分類した推奨タイプ 22,911 件, 行動抑制タイプ 588 件, 励ましタイプ 1,983 件, 願望タイプ 2,959 件であり, 残りはその他とした. これらのデータから各タイプ 50 件をランダムに抽出し実験データとする.

5.1.4 アンケート調査方法

決定した被験者に対してクラウドソーシングを用いて, 調査データである行動促進情報タイプごとのデータを被験者にランダムに提示してアンケート調査を行う. この時, 事前に被験者には, 大規模

台風時にその台風の被災者の気持ちになって各々の質問項目に答えるように指示した。そして被験者には各行動促進情報タイプの行動促進情報を読み、推奨タイプの場合は「行動したいと思ったか」、行動抑制タイプの場合は「行動をやめたいと思ったか」、励ましタイプの場合は「励まされたか」、願望タイプの場合は「要請に応えたいと思ったか」の質問からなるアンケートに答えてもらった。アンケートの評価値は、「1：そう思わない」、「2：あまり思わない」、「3：少し思う」と「4：そう思う」の4段階のリッカート尺度を用いる。

5.1.5 アンケート調査結果

アンケート結果の評価値が高いほど、「有効な情報」であると決定する。ここで、本研究でにおいて提示された行動促進情報とその読み手にとって「有効な情報」であるとは、読み手がその情報の内容通りの行動をしたいと思った情報とする。アンケート結果の平均を表10に示す。ここでの点数はアンケートの評価値をそのまま使用している。

表 10: 性格特性と高い読み手と低い読み手による各行動促進情報タイプの平均値

特性	高低	推奨	行動抑制	励まし	願望
外向性	高い	2.141	2.461	2.492	2.314
	低い	1.952	2.363	2.207	2.043
協調性	高い	2.069	2.452	2.421	2.257
	低い	1.924	2.378	2.132	1.947
勤勉性	高い	2.082	2.452	2.426	2.270
	低い	1.937	2.380	2.203	2.039
神経症的傾向	高い	2.041	2.452	2.295	2.153
	低い	2.136	2.448	2.410	2.254
開放性	高い	2.222	2.442	2.543	2.350
	低い	1.856	2.352	2.166	1.997

5.2 性格特性と行動促進情報タイプの関係分析

アンケートによる実験の結果を用いて、対象の性格特性の高低による比較分析と性格特性ごとの比較分析、行動促進情報タイプごとの比較分析の3つの分析を行う。

5.2.1 各性格特性の高低による比較分析

各性格特性が高い人と低い人の実験結果の比較分析を行うことにより、各々の性格特性における行動促進情報タイプの影響の特徴がわかると考え本比較分析を行う。データは表10の調査結果を用いる。分析手法として、等分散でないデータに対して対応のない2群間の比較を行える Brunner-Munzel 検定を用いる。片側5%で検定を行い、帰無仮説は「対象性格特性の高低において有効だと思ふ程度に差はない」とし、対立仮説には「対象性格特性が高い方が低い方より有効だと思ふ程度が大きい」とする。

この時, ここでは性格特性の高低による比較であり, 性格特性間の影響は考慮していない. その為, 対象の性格特性が高い読み手群と低い読み手群を単純に比較するのみであるため, ボンフェローニ補正などの多重比較補正を用いた検証は行わない.

結果を表 11 に示す. 外向性が高い読み手は低い読み手より励ましタイプと願望タイプの p 値が 0.05 以下であり有意差が認められているのがわかる. つまりは, 外向性が高い読み手は低い読み手よりも励ましタイプと願望タイプの行動促進情報が有効である (その情報通りに行動する) といえる. これは外向性が高い人は低い人より社会的なため, 「頑張りましょう」といった読み手同士の励ましや「お願いします」といった要請にこたえやすいためであると考え.

協調性が高い読み手は低い読み手より励ましタイプと願望タイプの p 値が 0.05 以下であり有意差が認められる. 協調性が高い人は低い人より周りとの協力しながら物事を進めていく傾向があるため, 「お願いします」や「頑張りましょう」といった情報を見ると周りの人に応えようとしたためだと考える.

勤勉性が高い読み手と神経症傾向が高い読み手両方とも, すべての行動促進情報タイプにおいて有意差が認められなかった. つまりは, 勤勉性と神経症傾向が高い読み手と低い読み手ではすべての行動促進情報タイプにおいて有効だと思う程度に差がないことがわかる.

開放性が高い読み手は推奨タイプ, 励ましタイプ, 願望タイプの p 値が 0.05 以下であり有意差が認められる. つまりは, 開放性が高い読み手は低い読み手よりも推奨タイプ, 励ましタイプ, 願望タイプの行動促進情報が有効であることがわかる. 開放性が高い人は低い人より新しい経験を受け入れやすく行動力が高い傾向があるため, 行動促進情報タイプの情報に対して行動を起こしやすかったからだと考える.

表 11: 性格特性ごとの統計結果

特性	統計	推奨	行動抑制	励まし	願望
外向性	統計量	-1.243	-0.861	-2.259	-2.352
	p 値	0.108	0.195	0.013	0.010
協調性	統計量	-1.060	-0.681	-2.148	-2.739
	p 値	0.146	0.248	0.017	0.004
勤勉性	統計量	-0.740	-0.524	-1.472	-1.575
	p 値	0.230	0.301	0.071	0.058
神経症傾向	統計量	0.476	0.030	0.798	0.543
	p 値	0.682	0.512	0.787	0.706
開放性	統計量	-2.159	-0.739	-2.645	-2.444
	p 値	0.017	0.231	0.005	0.008

5.2.2 性格特性ごとの行動促進情報タイプとの関係分析

(a) 性格特性ごとの分析方法

性格特性ごとに, どの行動促進情報タイプが有効なのかを評価をすることにより, 性格特性ごとの行動促進情報タイプとの関係分析を行う. ここでは, 1つの性格特性内のデータのばらつきや全体の傾向を把握し, 他の性格特性の結果との比較を行うために偏差値を用いる.

ある行動促進情報タイプ i における性格特性 p の偏差値 $TP_{p,i}$ は以下の式で求める.

$$TP_{p,i} = \left(\frac{\alpha_{p,i} - \mu_p}{\sigma_p} \right) \times 10 + 50$$

ここで、 $\alpha_{p,i}$ は行動促進情報タイプ i における性格特性 p の得点、 μ_p は性格特性 p の平均、 σ_p は性格特性 p の標準偏差である。

本分析では偏差値が 55 を超えた情報をその性格特性で有効な行動促進情報タイプとし、偏差値が 45 を下回った情報をその性格特性で有効ではない行動促進情報タイプとする。

(b) 性格特性ごとの分析結果と考察

分析結果を図 1 に示す。結果より、外向性が高い読み手、協調性が高い読み手、勤勉性が高い読み手において、非常に類似した結果となっており、行動抑制タイプと励ましタイプが有効であり、推奨と願望が有効でない結果となっている。これは外向性が高い人は刺激に敏感に反応し決断が早い特徴を持つため「～やめてください」などの抑制情報に敏感に反応したためと考える。また、外向性が高い人はコミュニケーションが高い特徴を持つため、「～頑張ってください」などの励ましが人とつながっていると考え、有効になったのではないかと考える。協調性が高い人は妥協をしたり、我慢したりする特徴があるため「～やめてください」の情報に対応に従いやすかったと考える。また、喜ばせたり、他人のために尽力する傾向があるため、や「～頑張ってください」の情報に反応できたと考える。一方、協調性が高い人のこの特徴から「～お願いします」などの願望タイプの情報も有効となると考えられるが、結果はそうならなかった。この理由は今後の課題である。勤勉性が高い人は行動する前に注意深く考える傾向があるので、「～しないでください」などの情報に従いやすかったと考える。また、誠実である特徴もあるため、「～頑張ってください」などの情報も有効になったのではないかと考える。

神経症傾向が高い読み手では行動抑制タイプの情報が有効であることがわかる。これは神経症傾向が高い人は周囲の感情への感度が高く危機に対してもより敏感な傾向がある。このため「～しないで」などの行動抑制タイプは被災者に危機感を与えやすいため、行動を抑制した方がいいと感じたためであると考え。

開放性が高い読み手では励ましタイプの情報が有効であることがわかる。これは、開放性が高い人は自分の感情を自覚していて、周囲の人間に対して自分の気持ちや感情を伝えるのが得意な特徴を持つため、「～頑張ってください」とった励ましタイプが有効になったと考える。

5.2.3 行動促進情報タイプごとの性格特性との関係分析

(a) 行動促進情報タイプごとの分析方法

行動促進情報タイプごとの性格特性との関係を分析する。ここでも、先の性格特性ごとの行動促進情報タイプとの関係分析と同様の理由で、偏差値を用いる。ある性格特性 j における行動促進情報タイプ b の偏差値 $TB_{b,j}$ は以下の式を用いる。

$$TB_{b,j} = \left(\frac{\alpha_{b,j} - \mu_b}{\sigma_b} \right) \times 10 + 50$$

ここで, $\alpha_{b,j}$ は行動促進情報タイプ b における性格特性 j の得点, μ_b は行動促進情報タイプ b 全体の平均, σ_b は行動促進情報タイプ b 全体の標準偏差である.

性格特性ごとの行動促進情報タイプとの関係分析と同様に, 本分析でも偏差値が 55 を超えた場合をその行動促進情報タイプが有効な性格特性とし, 偏差値が 45 を下回った場合をその行動促進情報タイプが有効ではない性格特性とする.

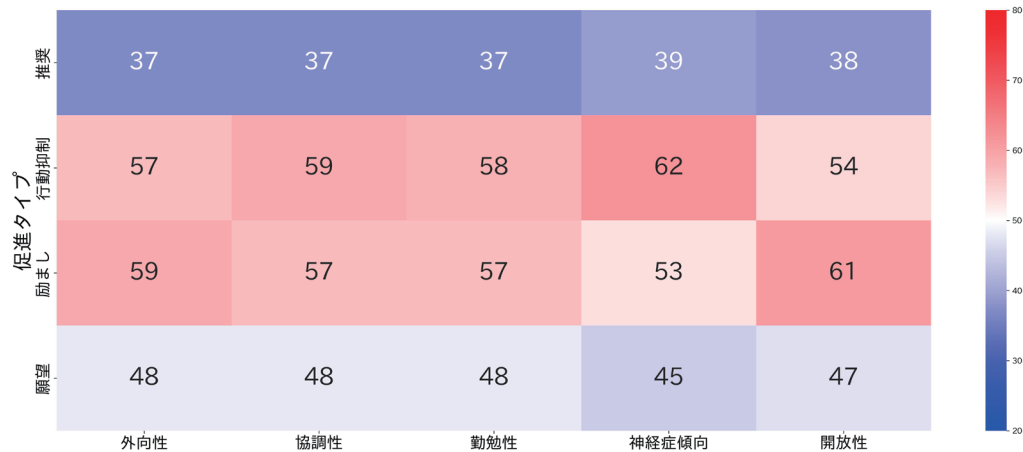


図 1: 性格特性ごとの行動促進情報タイプの調査結果

(b) 行動促進情報タイプごとの分析結果と考察

結果を図 2 に示す. 推奨タイプでは, 開放性が高い読み手において有効となり, 協調性と神経症傾向が高い読み手においては有効でないことがわかる. 特に開放性が高い読み手の偏差値が最も大きい. これは開放性が高い人は柔軟な思考や未知の環境に対して行動に移すことができる特徴があるため「～してください」などの情報に対して柔軟に対応できたためであると考えられる. 一方, 神経症傾向が高い読み手の偏差値が最も低い. これは, 神経症傾向が高い人は災害により, 不安が高まる特性があるため「～してください」などの行動を促す情報に対して適切に行動することができなかつたためであると考えられる. 協調性が高い人は親切であり, 人からのアドバイスなどを聞きやすいため, 推奨タイプの情報を聞き入れやすいと考えられるが, 今回の結果からそうではなかつたことが明らかになった. この理由は今後の課題である.

行動抑制タイプでは, 外向性が高い読み手は有効となり, 逆に開放性が高い読み手は有効ではない. これは外向性が高い人は刺激に敏感に反応し決断が速い特徴があるため, 危機感を与えやすい行動抑制タイプの「～しないでください」などの情報に敏感に反応するため有効な情報となると考える. 一方, 開放性が高い人は行動することなどの変化を好む傾向がある. このため「～しないでください」などの行動を抑制する情報が有効とならなかつたと考えられる.

励ましタイプでは, 外向性が高い読み手と開放性が高い読み手において有効となり, 神経症傾向が高い読み手では有効とならなかつたことがわかる. 最も偏差値が高かつたのが開放性が高い読み手である. これは開放性が高い読み手は感受性が高いため, SNS 上の自分の知らないユーザからの「～頑張ってください」などの情報にも対応できたからであると考えられる. 一方, 最も有効ではない結果になつた神経症傾向が高い人は, 物事を悲観的に考えてしまうため, 「～頑張ってください」などの情報を見ても励まされなかつたと考えられる.

願望タイプでは、外向性と開放性各々が高い読み手において有効となり、神経症傾向が高い読み手で有効とならないことがわかる。外向性が高い人と開放性が高い人が有効となっているのは、励ましタイプの時とほぼ同様に、外向性が高い人は初対面の人もコミュニケーションが取れる特徴があり、開放性が高い人は感受性が高く未知の環境に対して行動に移すことができるため、SNS上の「～お願いします」などの要請の情報にも対応しやすかったためであると考えられる。一方、神経症傾向が高い人はその災害などの不安を強く感じる特性があるため、「～お願いします」などの要請に応える余裕がなかったためであると考えられる。

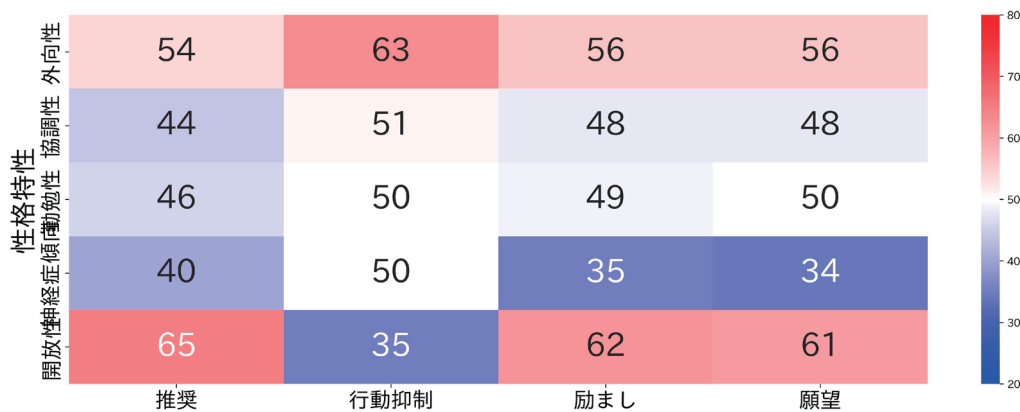


図 2: 行動促進情報タイプごとの性格特性の調査結果

6 まとめと今後の課題

本研究では、災害時 SNS 上にある行動促進情報の抽出手法と、その行動促進情報を内容ごとに推奨タイプ、行動抑制タイプ、励ましタイプ、願望タイプの 4 種類の行動促進情報タイプに分類する手法の提案を行った。そして、これら提案手法を用いて行動促進情報を SNS から抽出し、4 つの行動促進情報タイプに分類した。そしてクラウドソーシングを用いてアンケートを行い、その結果を用いて、読み手の性格特性と行動促進情報との関係を 3 つの視点から分析した。具体的には、BigFive 性格特性に着目し読み手の性格特性を決定した。そして、アンケートによる調査結果を用いて、対象の性格特性の高低による比較分析と性格特性ごとの比較分析と、行動促進情報タイプごとの比較分析の 3 つの分析を行った。その結果、性格特性が高い読み手は低い読み手と比べて、外向性と協調性が高い読み手は、励ましタイプと願望タイプに対して有意に反応しやすいことがわかった。一方、勤勉性と神経症傾向が高い読み手では、行動促進情報に対して有意差が認められなかった。開放性が高い読み手は、推奨、励まし、願望タイプの情報に対して有意に反応しやすいことがわかった。性格特性ごとの比較分析では、外向性、協調性、勤勉性が各々高い読み手で、行動抑制と励ましが有効で推奨と願望は有効でないことが分かった。また、神経症傾向が高い読み手では行動抑制が有効で、開放性が高い読み手では励ましが有効であることがわかった。行動促進ごとの比較分析では、推奨タイプの情報は開放性が高い読み手に有効であり、行動抑制タイプは外向性が高い読み手に有効だった。励ましタイプは外向性と開放性が高い読み手に有効だった。願望タイプも同様に、外向性と開放性が高い読み手に有効なことがわかった。

今後の課題として、性格特性が低い読み手を対象とした有効な行動促進情報の分析、今回の偏差値による比較分析で有効とならなかった性格特性群に対して有効となる情報の抽出と分析。また、協調性が高い読み手で推奨が有効とならなかった理由の分析である。今回は台風の情報を対象としたが、その他の災害についても分析を行う。さらに、今回の提案した手法ではデマ情報が含まれている場合を考慮していない。デマ情報を考慮した行動促進情報抽出手法の提案も行う予定である。

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 24K03044, 私学助成金 (大学間連携研究助成金), 及び甲南デジタルツイン研究所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。

参考文献

- [1] Brett D. M. Peary, Rajib Shaw and Yukiko Takeuchi, “Utilization of Social Media in the East Japan Earthquake and Tsunami and its Effectiveness,” *Journal of Natural Disaster Science*, vol. 34, no. 1, pp. 3–18, 2012.
- [2] 見塚圭一, 鈴木優, 灘本明代, “Twitter 上の行動促進ツイート抽出手法の比較検討,” 第 11 回 Web とデータベースに関するフォーラム (WebDB Forum 2018), pp. 48–54, 2018.
- [3] 米田吉希, 見塚圭一, 鈴木優, 灘本明代, “機械学習を用いた災害時行動促進情報抽出手法の比較検討,” 第 12 回 Web とデータベースに関するフォーラム (WebDB Forum 2019), pp. 61–64, 2019.
- [4] F. Yamamoto, Y. Suzuki and A. Nadamoto, “Extraction and analysis of regionally specific behavioral facilitation information in the event of a large-scale disaster,” in *Proc. the IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence*, pp. 538–543, 2021.
- [5] Xiaodong Ning, Lina Yao, Boualem Benatallah, Yihong Zhang, Quan Z. Sheng and Salil S. Kanhere, “Source-Aware Crisis-Relevant Tweet Identification and Key Information Summarization,” *ACM Transactions on Internet Technology (TOIT)*, vol. 19, no. 3, 20 pages, 2019.
- [6] Udit Paul, Alexander Ermakov, Michael Nekrasov, Vivek Adarsh and Elizabeth Belding, “#Outage: Detecting Power and Communication Outages from Social Networks,” in *Proc. The Web Conference 2020*, pp. 1819–1829, 2020.
- [7] M. Yasin Kabir, Sergey Gruzdev and Sanjay Madria, “STIMULATE: A System for Real-time Information Acquisition and Learning for Disaster Management,” in *Proc. the 2020 21st IEEE International Conference on Mobile Data Management (MDM)*, pp. 186–193, 2020.
- [8] Ankit Gupta, Fatemeh Mohajeri and Babak Mirbaha, “Studying the Role of Personality Traits on the Evacuation Choice Behavior Pattern in Urban Road Network in Different Severity Scales of Natural Disaster,” *Advances in Civil Engineering*, 16 pages, 2021.

- [9] Kamol Chandra Roy, Samiul Hasan, Arif Mohaimin Sadri and Manuel Cebrian, “ Understanding the efficiency of social media based crisis communication during hurricane Sandy, ” *International Journal of Information Management*, vol. 52, no. 102060, pp. 1-13, 2020.
- [10] Lu Zhou, Wenbo Wang and Keke Chen, “ Tweet Properly: Analyzing Deleted Tweets to Understand and Identify Regrettable Ones, ” in *Proc. the 25th International Conference on World Wide Web*, pp. 603–612, 2016.
- [11] David Valle-Cruz, Asdrúbal López-Chau and Rodrigo Sandoval-Almazán, “ Impression Analysis of Trending Topics in Twitter with Classification Algorithms, ” in *Proc. International Conference on Theory and Practice of Electronic Governance*, pp. 430–441, 2020.
- [12] Sanetoshi Yamada, Keisuke Utsu and Osamu Uchida, “ An Analysis of Tweets Posted During 2018 Western Japan Heavy Rain Disaster, ” in *Proc. 2019 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp)*, pp. 1–8, 2019.
- [13] Shuji Nishikawa, Osamu Uchida and Keisuke Utsu, “ Analysis of Rescue Request Tweets in the 2018 Japan Floods, ” in *Proc. the 2019 International Conference on Information Technology and Computer Communications*, pp. 29–36, 2019.
- [14] Yinhan Liu, Myle Ott, Naman Goyal, Jingfei Du, Mandar Joshi, Danqi Chen, Omer Levy, Mike Lewis, Luke Zettlemoyer and Veselin Stoyanov, “ RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach, ” arXiv:1907.11692 [cs.CL], 13 pages, 2019.
- [15] Kosuke Wakasugi, Futo Yamamoto, Yu Suzuki and Akiyo Nadamoto, “ Feature analysis of Regional Behavioral Facilitation Information based on Source Location and Target People in Disaster, ” in *Big Data Analytics and Knowledge Discovery: 25th International Conference, DaWaK 2023*, pp. 224–232, 2023.
- [16] Diederik P. Kingma and Jimmy Ba, “ Adam: A Method for Stochastic Optimization, ” arXiv:1412.6980 [cs.LG], 15 pages, 2017.
- [17] 山本楓登, 鈴木優, 灘本明代, “ 災害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) , 6 pages, 2022.
- [18] Jason Wei, Kai Zou, Kentaro Inui, Jing Jiang, Vincent Ng and Xiaojun Wan, “ EDA: Easy Data Augmentation Techniques for Boosting Performance on Text Classification Tasks, ” in *Proc. the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP)*, pp. 6382–6388, 2019.
- [19] Atsushi Oshio, Shingo Abe and Pino Cutrone, “ Development, Reliability, and Validity of the Japanese Version of Ten Item Personality Inventory (TIPI-J), ” *The Japanese Journal of Personality*, pp. 40–52, 2012.

