

2016年熊本地震における Twitterを用いた被災者ニーズ推定モデルの検討

A Model for Estimating Disaster Victims' Needs Using Twitter in the Case of the 2016 Kumamoto Earthquake

名倉 航大¹, 大平 尚輝¹, 郷右近 英臣¹

Kodai NAGURA¹, Naoki OHIRA¹ and Hideomi GOKON¹

¹北陸先端科学技術大学院大学先端科学技術研究科
Japan Advanced Institute of Science and Technology

Understanding the spatial distribution of information on the needs of victims and damage from the content of tweets is a difficult task. The purpose of this study is to investigate a model for estimating the needs of victims expressed in tweets by performing spatial interpolation using kriging on the distribution of seismic intensity and tweets posted after the 2016 Kumamoto earthquake. As a result, it is suggested that the blank area where tweets about the situation of the victims are not sent out can be a clue to grasp the actual damage situation in the affected areas.

Keywords: earthquake, Twitter data, natural language processing, Kriging, GIS, and 2016 Kumamoto Earthquake

1. はじめに

日本は、震災、台風、洪水、火山の噴火など、常に多くの自然災害にさらされる災害大国である。このような災害によって発生する被災者に対する的確な支援を行うためには、被災者がおかれている状況をリアルタイムに把握することが求められる。被災者の状況をリアルタイムに把握可能である手段の1つとして、SNSを活用した情報収集が挙げられる。特に災害時において、被災者が必要としている支援物資や災害から受けた感情を140文字でリアルタイムに共有できるという利点から、被害状況把握にTwitterが用いられることが多い。

これらのTwitterから把握した被害状況や被災者のニーズと、その位置情報から、被災者のニーズや実被害の空間分布を把握することができれば、震災直後の災害対応において非常に有用な情報となりうると考えられる。しかし、過去の実績データを見る限りでは、Twitterが発信される際に、位置情報が付与されることは少なく、その発信内容から上記の被害に関する情報の空間分布を把握することは、困難な課題であるといえる。

このような課題を解決すべく、本研究では、限られた位置情報付Twitterデータから得られる被災者に関する情報とその空間分布データを活用し、震度分布情報とクリギングに基づく空間補間処理を施すことで、断片的な位置情報付Twitterデータから得られた被災者の情報をもとに、位置情報付Twitterデータが発信されていない地域の被災者情報を推定できないかと考えた。被災者がつぶやくTwitterの内容は、被災者が直面した実被害などの、被災者周囲で発生した現象に対する反応とも考えることができ、これらの現象が地震等のハザードと環境条件によ

って引き起こされることを考慮すると、ツイートが発信された位置における地震の強度と、発信されるツイートの内容には何らかの相関があるものと推察される。このような仮説に基づき、震度分布に空間補間を施したデータと、断片的な位置情報付Twitterデータを地理情報システム(Geographic Information System: 以下、GISと表記)上で統合することで、震度分布と断片的なTwitterデータで発信された被災者情報から、網羅的な被災者情報を推定する手がかりが得られるのではと考えた。

上記の視点に立った時に、過去の研究事例を見ると、Twitterを利用した被災者の状況把握において、被災者が行うツイートとそれ以外の時空間データを統合して行われた研究は少ない。そこで本研究では、震度分布データと断片的なツイートデータに対し、クリギングに基づく空間補間処理を施し、それらをGIS上で統合分析することで、位置情報付ツイートの件数が少ない領域において、ツイートに表れる被災者ニーズの推定を行うモデルについて検討することを研究の目的とする。

本稿は次のように構成される。第2章では、既往研究に触れながら、対象の災害事例と本研究の目的について述べる。第3章では、対象とした災害と使用データ、分析手法について説明する。第4章は分析結果とその考察を行う。第5章は全体のまとめである。

2. 先行研究と研究目的

(1) Twitterと震災の情報共有に関する先行研究

Twitterに表れるツイート情報から、震災時に行われる情報共有の特徴を明らかにすることを目的とした研究は、

SNSの普及と共に盛んに行われるようになった。特に日本においては、2011年3月の東日本大震災以降、リアルタイムに現地の情報を入手できる利点から、高く評価されている。

例えば、村井らは東日本大震災の事例をもとに、Twitterにおけるハッシュタグの利用目的が安否確認から復興支援の話題へと変化し、ユーザーの自発的な行動が震災時における情報提供、収集という点において有効に機能したことを明らかにした¹⁾。宮部らは「地震」というキーワードを含むツイートを対象に分析を行い、被害が大きい地域ではリプライによる直接的なメッセージ交換が行われる一方、被害が小さい地域ではリツイートによる情報拡散が行われると述べた²⁾。

また、宇津らは2016年熊本地震の事例をもとに、災害に関するニュース投稿をリツイートした直後のツイートは、災害に関するツイートを高い確率で収集できることから、それに伴うシステムを提案した³⁾。横田らは、Twitter上で行われた災害に関する情報とツイートにおける感情極性値に相関が見られることを明らかにした⁴⁾。

(2) ツイートによる被害状況推定の先行研究

災害時、Twitterによって被災者による情報共有が盛んに行われることが明らかになると、ツイートからより具体的な被害状況の推定を目指す研究が行われるようになった。例えば、崔らは市町村ごとに「停電」ツイートの累積値を算出し、東京電力が公開している停電記録情報と照らし合わせることで、ツイートをを用いた停電状況の把握が可能であることを明らかにした⁵⁾。

また、宮城らは火山の噴火に関する位置情報付きツイートから、火山灰到達地点の大まかな降灰分布を推定できることを明らかにした⁶⁾。加えて、佐藤らはGeoNLPを用いてツイートの位置情報を推定し、分析を行った⁷⁾。本研究成果では、震災直後に行われるツイートの中に、被害状況推定や支援ニーズに関するデータが少なかったことが指摘されている。

(3) 対応すべき課題と研究目的

位置情報付きツイートデータによる被災者ニーズの空間分布の把握において、特に大きな課題となるのが、その位置情報付きツイート件数の少なさである。これまで、災害発生直後の被災地支援の方法としては、被災地からの要請に基づき必要な物資を提供する支援の方法の他に、被災地からの要請が届く前に、被災地で必要と想定される支援を予測し、被災地に届ける（プッシュ型支援）が行われてきた。これらの支援方法は一定の効果を発揮してきたものの、同じ避難所に重複して救援物資が送られることなどの問題が発生している^{8),9)}。これらの解決策として、位置情報付きツイートデータをもとに、被災者ニーズの空間分布を推定し、適切な支援を行うというアプローチも考えられているものの、上記の「位置情報付きツイート件数が少ない」ということが障害となり、まだ十分な効果を発揮していないのが現状である。

そこで本研究では、位置情報付きツイートデータが得られた限られた地域のデータと震度分布情報を利用し、位置情報付きツイートデータが得られていない地域の被災者ニーズや被災状況に関する情報を推定できないかと考えた。既往研究では、ツイートの位置情報を判定するために、ツイート本文に存在する地名語による位置情報推定が多く行われている。しかし、この手法は同級地名の抽出が難しいという問題点を含む¹⁰⁾。本研究が対象と

する熊本地震においても、県名と多くの被害があった市名が一致しており、例えば「熊本」という地名語が県と市のどちらを示すか判定することが難しいという問題に直面した。

このような問題を解決すべく、本研究では、位置情報付きツイートのみを対象にトピック抽出を行い、各地区における被災状況推定手法の構築を目的とした。特に、位置情報付きツイートにはデータの観測数が少ないという課題がある。そこで本研究では、クリギングを用いることで、少ない観測データからツイートに表れる被災者ニーズを推定することを試みるとともに、震度データによる被災者ニーズ推定精度向上の可能性を探るべく、トピックと震度データの比較を行った。

3. 対象事例

本研究では、2016年4月、熊本県熊本地方を震源地として発生した、M7.3、最大震度7の熊本地震を対象とする。震度7の地震が立て続けに発生した事例は観測史上初であり、この震災の激しさを物語っている。また、震度1以上の余震が4068回以上発生し、18,000人を超える人々が約1,100か所での避難所生活を強いられた¹¹⁾¹²⁾。

当時の日本におけるTwitter普及率は28.7%であり、被災した人々が震災発生時から避難所生活の中で多くのツイートを投稿している¹³⁾。このことから、被災者によるTwitterを活用したニーズ発信が十分されているといえる。

4. 使用データと研究手法

本研究の研究手法フローチャートが図1である。

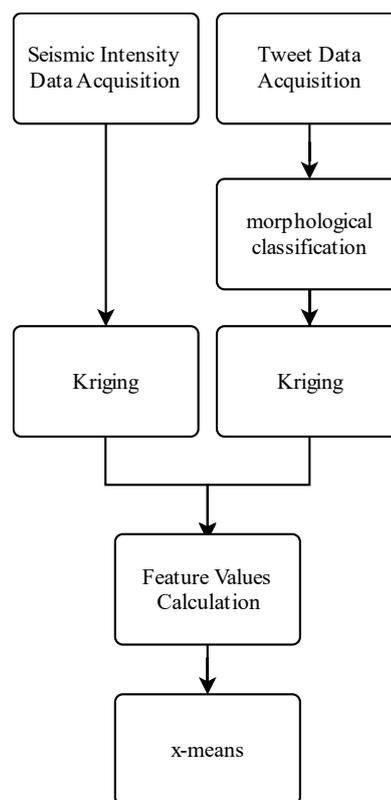


図1 研究手法

(1) データの取得

使用データとして、熊本地震における震度分布は、気象庁が公開している2016年の地震月報と震度観測点の位置座標データを結合したものをを用いる^{14),15),16)}。階級震度において、震度5弱は5.0、震度5強は5.5、震度6弱は6.0、震度6強は6.5と読み替えている。このデータ構成が表1である。

表1 震度分布のデータ構成

No.	フィールド名	データ型
0	id	int
1	lat	double
2	lon	double
3	date	date
4	time	date
5	seismic_intensity	double
6	instrumental_seismic_intensity	double

また、ツイート取得には、Twitter社(現X社)が提供するTwitter API for Academicを使用した。取得条件は、前震が発生した2016年4月14日21時25分から、同年4月30日までの、被災から約2週間の間に行われたツイートのうち、緯度経度情報が含まれるものとした¹⁷⁾。

取得ツイートのデータ構成が表2である。日本語以外の言語で行われているツイート、データ構成に欠損が存在するツイート、震度情報を拡散するために使用されるbotツイートは前処理の段階で除外した。

表2 取得したツイートのデータ構成

No.	フィールド名	データ型
0	created_at	date
1	lat	double
2	lon	double
3	retweet_count	int
4	reply_count	int
5	like_count	int
6	quote_count	int
7	water	bool
8	electric	bool
9	traffic	bool
10	food	bool
11	edit_history_tweet_ids	long
12	text	string
13	word	list[string]

(2) データの前処理

取得したツイートデータに対して、Mecabを用いて形態素分類による品詞分解を行った¹⁸⁾。使用した辞書は、mecab-ipadic-NEologdである¹⁹⁾。また、ツイート内容に関する情報量が少ないフィルター、記号、助詞、助動詞、数詞に分類された単語を除外した。

また、取得したツイートデータを被災後から3日間、1週間、2週間の3つの期間に分割した。これは、ツイート内容の時系列における変化を比較するためである。

(3) LDA

前処理を行ったツイートデータに対して、潜在ディリクレ配分法(Latent Dirichlet Allocation, LDA)を用いてト

ピックモデリングを行った。LDAとは、文書に表れる単語の共起性を潜在トピックとして定義した潜在トピックモデルである²⁰⁾。トピックモデルについて、トピック数が2から20である複数のモデルを作成した。その後、モデルの予測精度を評価する指標であるperplexityとモデルの解釈性を評価する指標であるcoherenceを用いて、最適なモデルを選択した。

(4) クリギング

ツイート情報と震度分布の空間補間のために、取得データに対してクリギング処理を適用した。クリギング(Kriging)は、南アフリカの鉱山技師であったD. Krigeによって開発された。従来は、ボーリング調査から得られた疎なデータから地中に存在する鉱物分布を調査するために用いられた、現在定式化されており、データ推定における空間内挿手法の一種として使われる^{21),22)}。クリギングは、式[1]で表される²⁰⁾。本研究には、球セミバリエンスモデルに基づくクリギングを行う。

$$\hat{Z}(S_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(S_i) \quad [1]$$

ここで、 $Z(S_i)$ はi番目の位置における計測値、 λ_i はi番目の位置における計測値の不明な加重、 S_0 は予測位置、 N は計測値の数である。

(5) 特徴量の算出

Esri社が提供する、ArcGIS Proを用いて、熊本県内で1kmメッシュデータを作成する²³⁾。メッシュデータは、熊本県の北端かつ西端である(33.201722, 129.940278)と南端かつ東端である(32.094722, 131.335098)を基準として分割を行った。

次に、メッシュごとに震度とLDAによって得られたトピックに対して、クリギングによって得られた空間補間値をもとに、各メッシュの平均値を式[2]で表される特徴量として計算した。さらに、メッシュごとに計算した震度分布に関する特徴量と、各トピックに関する特徴量の関係について評価すべく、散布図で可視化した。

$$feature_j^{topic} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \hat{Z}(S_0)_j^{topic} \quad [2]$$

ここで、式[2]におけるfeatureは特徴量、jはメッシュの番号、topicはLDAによって得られたトピック、nはメッシュの総数、 $\hat{Z}(S_0)_j$ はクリギングで得た予測値である。

(6) クラスタ分析

クラスタ分析手法のうち、x-means法を用いて分析を行った。x-means法とは、初期値を式[3]に基づいて決定するk-means++法²⁴⁾と式[4]で示されるBIC²⁵⁾を繰り返し、最適な分割数を求めることを可能にしたものである²⁶⁾。

$$\frac{D(x')^2}{\sum_{x \in X} D(x)^2} \quad [3]$$

$$BIC = -2 \sum_{i=1}^n \log p(x_i, \hat{\theta}_k) + p_k \log n \quad [4]$$

ここで、式[3]における x は各点、 $D(x)$ はクラスター中心との距離である。また、式[4]における x は観測値、 θ は未知のパラメータ、 $p(x, \theta)$ は推定される統計モデル、 k は推定モデルの総数、 n は観測値の総数である。

(7) 検証

熊本県の災害対策本部会議資料²⁷⁾から得た、避難所ごとに必要救援物資をもとに検証を行う。

5. 結果

(1) 取得したツイートデータ

取得したツイートの総数は9,147件である。また、削除後の有効データ数は、4/14-16のツイートが385件、4/17-23のツイートが1,339件、4/24-30のツイートが1,297件の合計3,021件である。図2に取得したツイートの位置情報を示す。削除したツイートのうち60%以上はbotツイートであり、災害時のbotツイート割合の高さを示している。

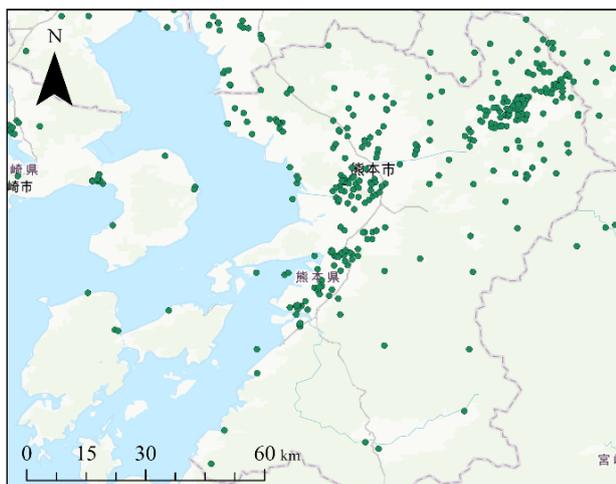


図2 取得したツイートの位置情報

(2) LDAによるトピックモデリング

LDAを用いたトピックモデリングを行った。モデル選択におけるperplexityとcoherenceのグラフを図3に示す。

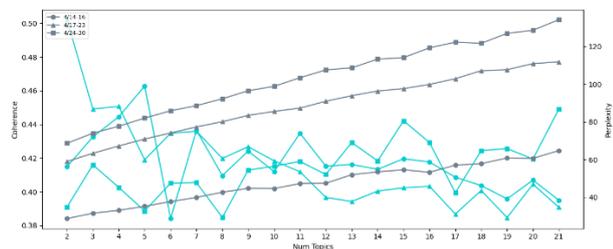


図3 ツイートにおけるLDA指標

これらの指標から、4/14-16のツイートでは、トピック数5つ、4/17-23のツイートではトピック数2つ、4/24-30のツイートではトピック数3つのLDAモデルが最適であることがわかる。次に、最適なモデルのツイート内容分類結果を表3に示す。

表3 LDAによって得られたトピック内容

日付	数	Topic ID	トピック内容
4/14-16	5	1	強い揺れへの恐怖、心配
		2	強い余震に対する衝撃
		3	電気を求める
		4	情報を求める
		5	現状の報告
4/17-23	2	1	水を求める
		2	救援物資を求める
4/24-30	3	1	余震に対する不安感
		2	日常が戻りつつある喜び
		3	日常のつぶやき

このLDA結果からわかる、ツイートの時系列変化についてまとめる。まず、前震、本震発生直後は揺れへの衝撃をつぶやくツイートと、救援物資や情報を求めるツイートが多いことがわかる。次に、日時が経過するにつれて、始めは救援物資を求めるツイートが増加し、その後は日常に戻りつつある喜びや長く続く余震に対する不安感など、より感情的なツイートが増加していた。

(3) 震度情報のクリギング

熊本地震における、本震の震度情報をクリギングした結果と気象庁が公開している震度データベース検索による階級震度²⁸⁾を描画したものが図4である。比較すると、震度が大きかった地域がクリギング結果のラベルと一致しており、実際の震度を推定できていることがわかる。

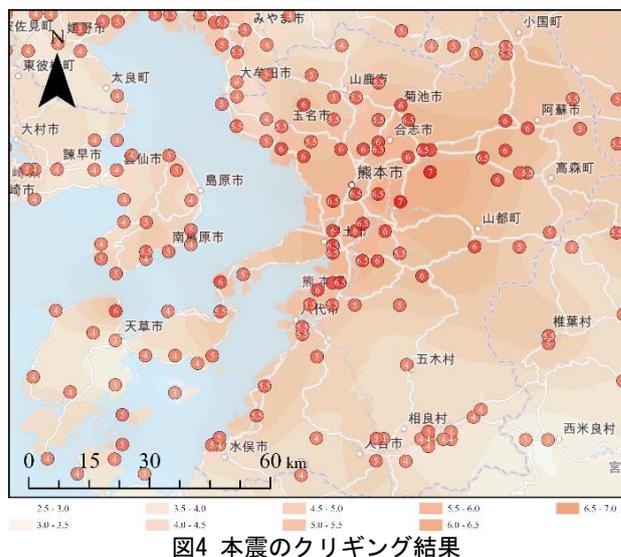


図4 本震のクリギング結果

(4) ツイート情報のクリギング

取得したツイート情報に対して、表3に示されるLDAのトピック内容に基づきクリギングを行った。各期間のツイートについて可視化したものを図5-14に示す。

4/14-16のクリギング結果では、本震発生時において揺れに対する強い恐怖心を持った人々が震源に近い熊本市付近に多い一方で、余震に対する衝撃を感じた人々は、震源より少し離れた菊池市や合志市、八代市に多い。また、電気を求める人々は、熊本市、宇土市、阿蘇市、小国町の周辺に多く、震災に関する情報を求める人々は、阿蘇市、高森町、その他県境付近に多い。現状を報告する人々は、熊本市を中心に県北部に集中している。

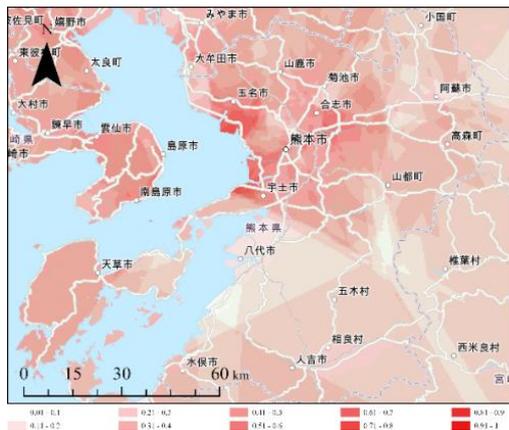


図5 4/14-16 Topic1のクリギング

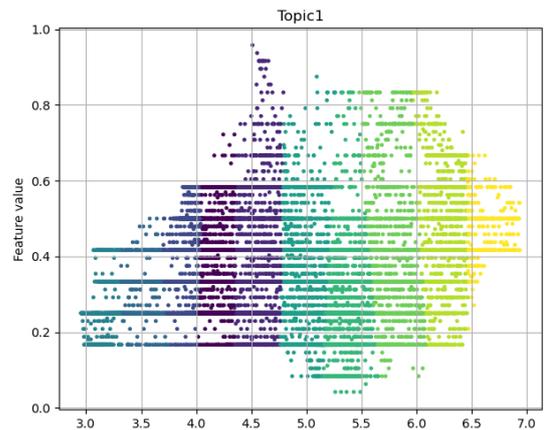


図15 4/14-16 Topic1のクラスター分析

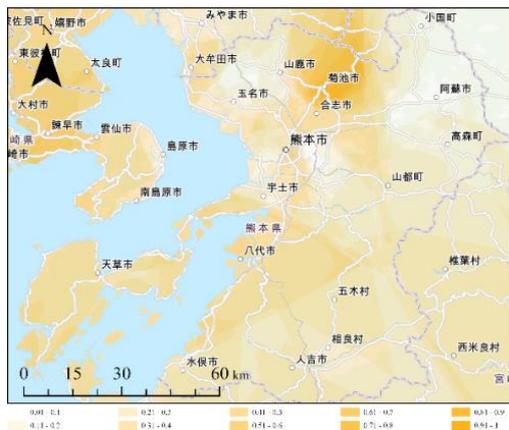


図6 4/14-16 Topic2のクリギング

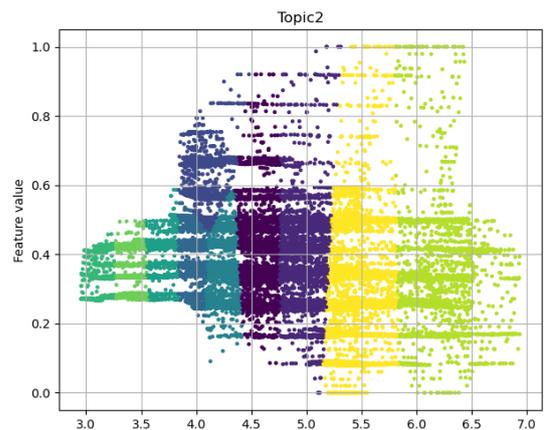


図16 4/14-16 Topic2のクラスター分析

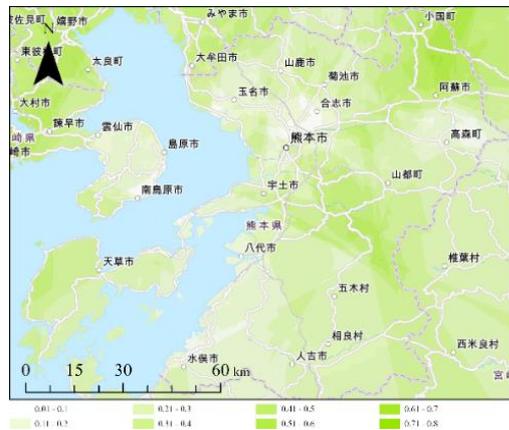


図7 4/14-16 Topic3のクリギング

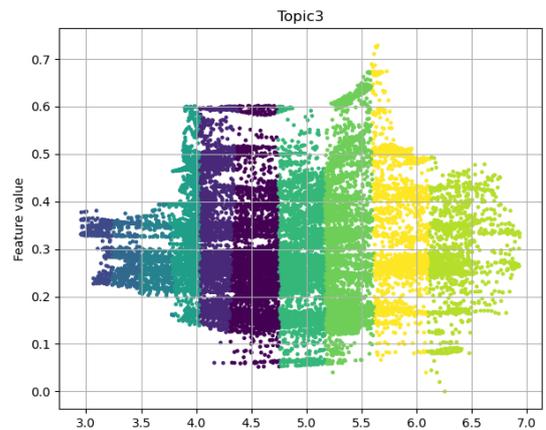


図17 4/14-16 Topic3のクラスター分析



図8 4/14-16 Topic4のクリギング

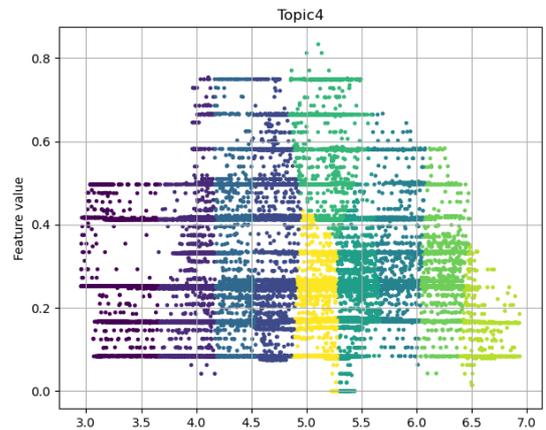


図18 4/14-16 Topic4のクラスター分析

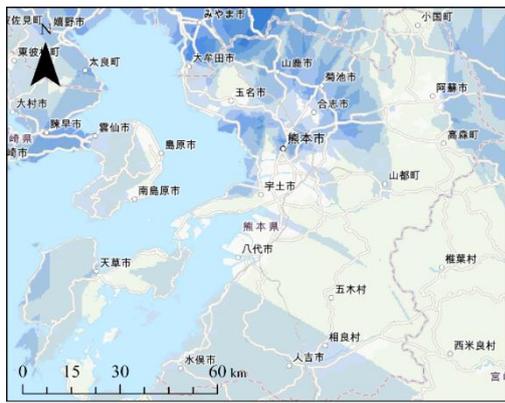


図9 4/14-16 Topic5 のクリギング

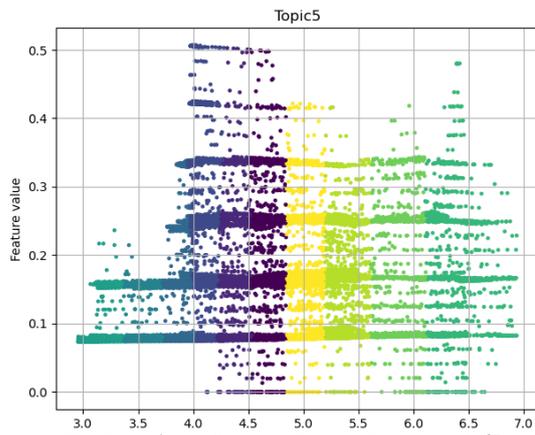


図19 4/14-16 Topic5 のクラスター分析

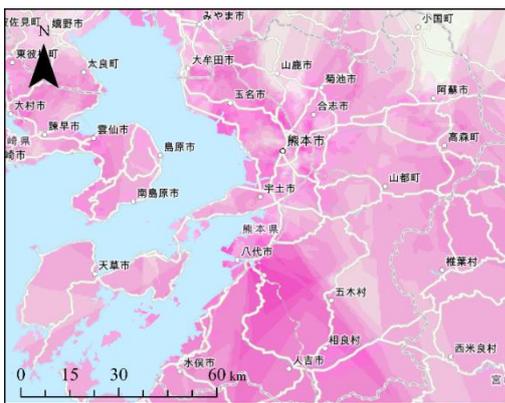


図10 4/17-23 Topic1 のクリギング

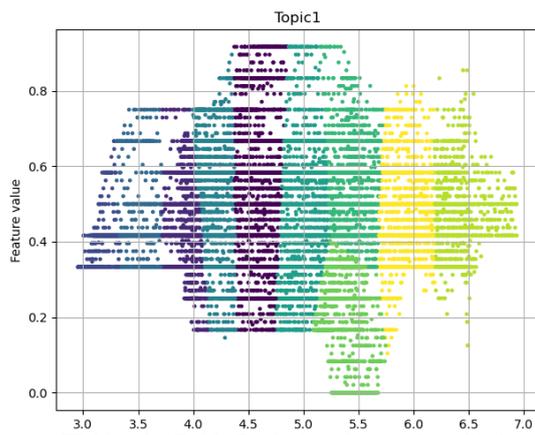


図20 4/17-23 Topic1 のクラスター分析

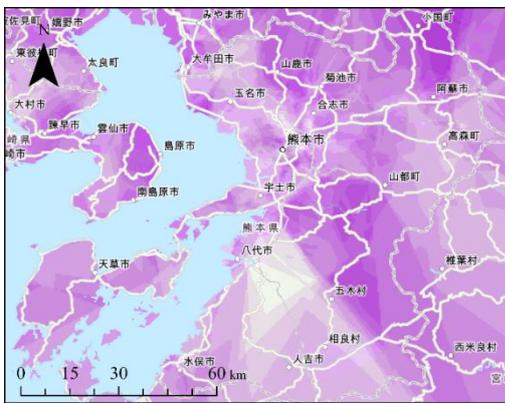


図11 4/17-23 Topic2 のクリギング

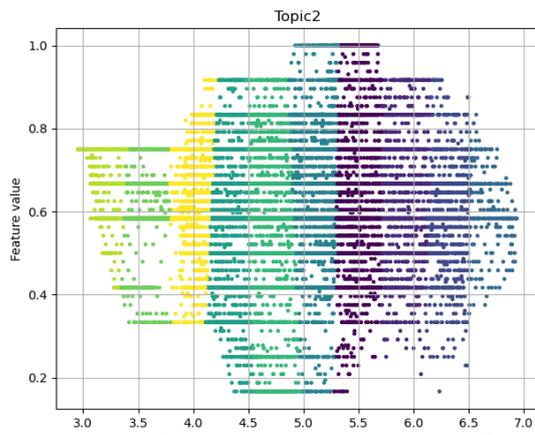


図21 4/17-23 Topic2 のクラスター分析

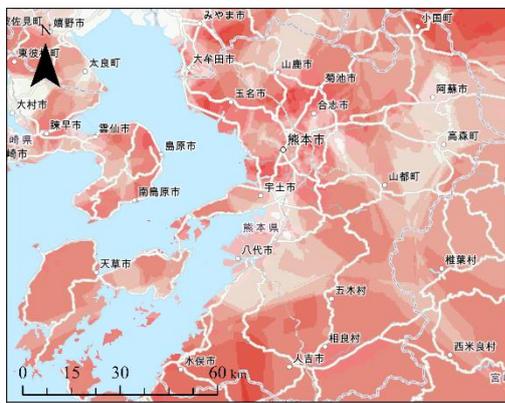


図12 4/24-30 Topic1 のクリギング

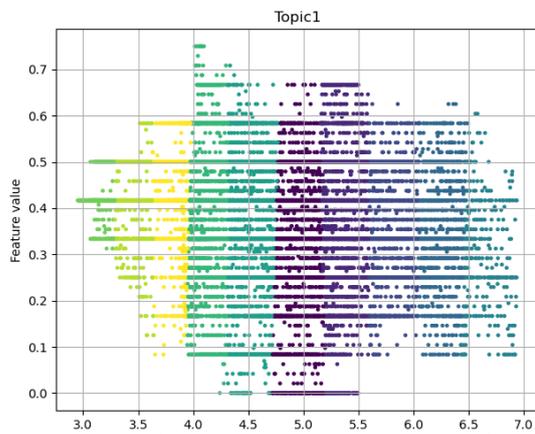


図22 4/24-30 Topic1 のクラスター分析



図 13 4/24-30 Topic2 のクリギング



図 14 4/24-30 Topic3 のクリギング

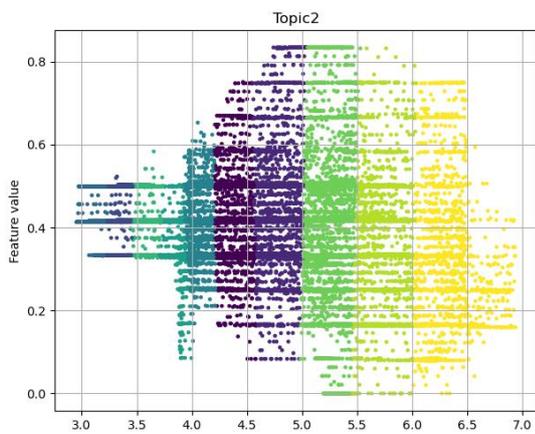


図 23 4/24-30 Topic2 のクラスター分析

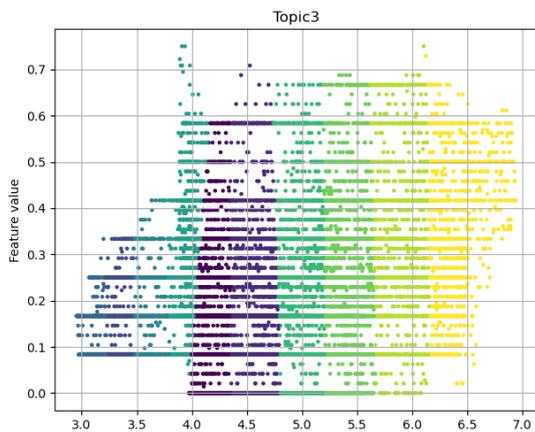


図 24 4/24-30 Topic3 のクラスター分析

4/17-23のクリギング結果では、水を求める人々が玉名市、熊本市、八代市、人吉市で多く、救援物資を求める人々が熊本市、五木町で多い。

4/24-30のクリギング結果では、余震に対する不安感を感じている人々が熊本市と県境を中心に多く存在している一方で、中間の地域には空白域が存在する。また、日常が戻りつつある喜びをつぶやいている人々は県南部に多い。また、日常のつぶやきを行っている人々は、山都町を中心に県東部に多い。

(5) 特徴量の算出

熊本県内の地図を1kmメッシュに分割し、クリギングの結果に基づきメッシュごとの平均をとり、特徴量の算出を行った。メッシュ総数は、南北方向123個×東西方向155個の19,066個であった。

(6) クラスタ分析

特徴量の算出結果に基づき、x-means法を用いてクラスタ分析を行った。x軸が震度、y軸が特徴量である。各期間におけるトピックのクラスタ分析結果を可視化したものを図15-24に示す。

4/14-16におけるクラスタ分析の結果を震度で比較すると、震度6.5から震度7.0の領域において、特徴量0.6を超えるプロットが存在せず、震度4.0以下の領域において、明らかにプロット数が少ない。また、特徴量で比較すると、強い余震に関する衝撃についての特徴量1.0付近のプロット数と、現状の報告についての特徴量0.0付近のプロット数が明らかに多い。

4/17-23におけるクラスタ分析の結果は、2つのトピックで差異が小さく、特徴量と震度でばらつきが大きい。4/24-30におけるクラスタ分析の結果は、4/14-16のプロットと比較して特徴量と震度のばらつきが大きく、特に日常のつぶやきは、本震の震度に影響されていない。

(7) 検証

熊本県の災害対策本部会議資料を基に作成した、救援物資と停電に関するデータを表4に示す。

表 4 救援物資のデータ

避難所	物資	4/14-16	4/17-23
済々黉	水	△	△→○
	食料	△	△→○
熊本	水	△	△→○
	食料	△	△→○
第二	水	△	△→○
	食料	△	△→○
熊本西	水	△	△→○
	食料	△	△→○
熊本北	水	×	○→△→○
	食料	×	○
東稜	水	×	×→△→○
	食料	×	×→△→○
湧心館	水	△	△→○
	食料	△	△→○
熊本商	水	△	△→○
	食料	△	△→○
熊本工	水	△→×	×→○
	食料	△→○	×→○

八代工	水	×	×→△→○
	食料	×	○
熊本農	水	×→△	△→○
	食料	×→○	○
熊本支援	水	×	×→○
	食料	×	×→○
熊本かがや きの森支援	水	×	×→○
	食料	×	×→△→○

○：充足，△：不足，×：なし

この表4で表されるデータと4/17-23におけるツイートのクリギング結果を比較する。熊本市内において、特に水の充足、不足の移り変わりが激しいという状態を、クリギングによって推定できていることがわかる。

6. 考察

4/14-16におけるクラスター分析の結果を見ると、震度7.0付近の領域では、特徴量0.1以上の領域において、プロット数が減少していることが確認された。別の表現をすると、震度が著しく大きかった地域では、被災直後に全てのトピックに関するツイートが著しく少なかったことが確認された。本研究では、ツイートデータに対して空間補間を適用した数値を用いているので、データの解釈について慎重に評価する必要があるものの、この結果は、震度が著しく大きかった地域において、ツイートという行動よりも他のことに大きな関心が向いていたことを示唆するものとも考えられる。具体的には、震度が大きかった地域の場合、被災直後においては、身の安全や周囲の安全、状況の確認に意識が集中しており、ツイート自体の関心に意識が向かなかったことが推察される。

この原因としては、震災による心理的被害と物質的被害の大きさが影響していると考えられる。震度が極めて大きい地域に位置していた被災者は、日常的に感じたことのない大きな揺れに見舞われ、心理的にも物質的にも大きな被害を受けている。このため、揺れに対する心理的な衝撃に関するツイートが多くなり、ニーズに関するツイートが行われにくい。また、震度が小さい地域に位置していた被災者は、心理的にも物質的にも被害が小さく、救援物資に関する大きなニーズを感じにくい。よって、震度が極めて大きい地域と小さい地域には、被災者ニーズに関するツイートがされにくいと考える。

本研究では、当初の想定通り、位置情報付きツイートデータから被災者の状況を推定することの困難さに直面した。被災者ニーズに関する位置情報付きデータが極めて少なく、データ数としては十分ではない。今回は被災者ニーズに関するツイートデータをbool型で扱ったが、ツイート内容の情報量に応じて累積値で扱うことで、少ないデータ数から、より多くの傾向を読み取ることができた可能性があり、今後の課題として挙げられる。

震度分布から被災者の状況を推定するスキームの構築についても、まだ多くの課題が残っている。本研究では、震度分布と被災者ニーズに関するツイートに相関があると仮定して分析を行ったが、震度分布のみでは被災者ニーズを細かく絞り切るのは難しかった。これらは、震度分布以外の時空間データを活用していくことで、改善できる可能性があるのではと考えている。同じような被災者ニーズに関するツイートが現れる地域には、同様の

社会的特徴が存在すると考えられる。そのため、例えばハザードマップの災害危険度や各地域における世帯構成、衛星画像などの時空間データを統合することで、より細かく被災者ニーズを絞り込むことが可能になると考える。

7. おわりに

本研究では、2016年熊本地震の震度分布と投稿されたツイートを対象に、クリギングを用いて被災者ニーズの推定を行い、震度分布から被災者ニーズを予測するモデルについて検討を行った。

本研究から得られた知見を以下に列挙する。

(1) 位置情報付きツイートデータそのものからは、被災者のニーズや状況に関する有用な情報を得ることが難しかったが、これらの被災者の状況に関するツイートが発信されない空白域が、被災地の実被害に関する状況を把握する手がかりとなり得ることが示唆された。

(2) 特に、震度が著しく大きい地域においては、被災直後、他のツイート件数と比較して、全てのトピックに関するツイートが減少する傾向を確認することができ、これらから、被害が甚大だった地域では、ツイートをを行うという行動より、重要な他の事象に意識が集中する可能性があることが、示唆された。

(3) 震度が4.5以下の、比較的被害が小さかったと想定される地域においては、交通・食料に関するツイート件数が他地域に比べて減少傾向が確認された。

(4) その一方で、震度分布と位置情報付きツイートデータの発信内容の間に、有意な関係を見出すことが難しいデータも多く、今後の改善点として、ツイートの情報量に応じて累積値で扱うことや、震度以外の社会的特徴を持つ時空間データを統合することで、被災者ニーズ推定を試みる必要性があることが、示唆された。

謝辞

本研究はJSPS科研費 20K15002, 23H00256の助成を受けたものです。研究データとしては、気象庁が公開する2016年熊本地震の震度データ、地震観測点の位置情報データを利用させていただきました。ここに記して、謝意を表します。

参考文献

- 1) 村井源：東日本大震災後の Twitter 利用傾向—震災関連ハッシュタグの計量分析—, 情報知識学会誌, vol.22, No.2, 2012.
- 2) 宮部真衣・荒牧栄治・三浦麻子：東日本大震災における Twitter の利用傾向の分析, 情報処理学会研究報告, 2011
- 3) 宇津圭祐：災害時のソーシャルメディアにおける情報拡散への投稿に着目した有益情報抽出システム, 公益財団法人電気通信普及財団, 2017
- 4) 横田尚己・山田圭二郎：熊本地震のつぶやきに見る感情極性値の時空間分析, 公益社団法人日本都市計画学会, 都市計画論文集, vol.52, No.3, Oct. 2017.
- 5) 崔青林, 庄山紀久子, 佐野浩彬, 半田信之, 花島誠人, 白田裕一郎：令和元年房総半島台風における SNS 情報を用いた関東

- 都市圏の停電状況把握, 地域安全学会論文集, No. 38, pp. 47-57, 2021
- 6) 宮城洋介・藤田英輔: 2014 年御嶽山噴火災害発生時の Twitter データ分析, 自然災害科学 J. JSNDS. No.40-3, 2021.
 - 7) Shosuke Sato, Kazumasa Hanaoka, Makoto Okumura, Shunichi Koshimura: Grasp of Disaster Situation and Support Need inside Affected Area with Social Sensing - An Analysis of Twitter Data before and after the 2011 Great East Japan Earthquake Disaster Occurring -, Journal of Disaster Research, Vol.11 No.2, pp. 198-206, 2016.
 - 8) 総務省: 「(1) 避難時・避難所における被災者のニーズの集約・発信」『熊本地震における ICT 利用活用状況に関する調査』(p.50)
https://www.soumu.go.jp/main_content/000478777.pdf
 - 9) 熊本県危機管理防災課: 熊本地震の概ね 3 カ月間の対応に関する検証報告書 (概要版), Aug 2020.
<https://www.pref.kumamoto.jp/uploaded/attachment/50128.pdf>
 - 10) 北本 朝展, 相良 毅, 有川 正俊: GeoNLP: 自然言語文を対象とした高度なジオタギングに向けて
 - 11) 気象庁: 災害時地震報告 平成 28 年 (2016 年) 熊本地震, 災害時自然現象報告書, 2016 年第 1 号, 対象地域 九州地方, Dec. 2016.
 - 12) 内閣府: 2016 年 (平成 28 年) 熊本地震, 事例 201601, 2017.
https://www.bousai.go.jp/kaigirep/houkokusho/hukkousesaku/saigaitaiou/output_html_1/pdf/201601.pdf
 - 13) 総務省: 「(4) Lアラートの活用 ③ツイート発信量のイメージ (4月16日の例)」『熊本地震における ICT 利用活用状況に関する調査』(p.41)
https://www.soumu.go.jp/main_content/000478777.pdf
 - 14) 気象庁: 地震月報 (カタログ編) 震度データ 2016 年
<https://www.data.jma.go.jp/eqev/data/bulletin/hypo.html/i2016.zip>
 - 15) 気象庁: 地震月報 (カタログ編) 震源データ 震度観測点一覧 (code_p.zip)
https://www.data.jma.go.jp/eqev/data/bulletin/hypo.html/code_p.zip
 - 16) 石垣祐三・高木郎充: 震度データベースの整備及び活用例について, 験震時報第 63 巻, p.75-92, 2000.
 - 17) X 社: X 開発者プラットフォーム Twitter API Academic Research アクセス
<https://developer.twitter.com/ja/products/twitter-api/academic-research>
 - 18) 京都大学情報学研究科: MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer
<https://taku910.github.io/mecab/>
 - 19) Krige, D.G.: A Statistical Approaches to Some Basic Mine Valuation Problems on the Witwatersrand, Journal of the Chemical, Metallurgical and Mining Society of South Africa, 52, p.119-139, 1951.
 - 20) 奥村学・佐藤一誠: トピックモデルによる統計的洗剤意味解析, コロナ社, 2015.
 - 21) 阪田義隆: クリギング入門 空間データ推定の確率論的アプローチ, コロナ社, 2021.
 - 22) Esri 社: クリギング (Kriging) の仕組み 数学モデル
<https://pro.arcgis.com/ja/pro-app/3.0/tool-reference/3d-analyst/how-kriging-works.htm>
 - 23) esri ジャパン社: Arc GIS Pro
<https://www.esri.com/products/arcgis-pro/>
 - 24) David Arthur・Sergei Vassilvitskii: k-means++: The Advantages of Careful Seeding, Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms, Jan, 2007.
 - 25) 赤池弘次・甘利俊一・北川源四郎・樺島祥介・下平英寿: 赤池情報量規準 AIC-モデリング・予測・知識発見, 共立出版株式会社, 2007.
 - 26) D. Pelleg・A. Moore: X-means: Extending K-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters, International Conference on Machine Learning, Jun, 2000.
 - 27) 熊本県: 平成 28 年熊本地震に関する災害対策本部会議資料
<https://www.pref.kumamoto.jp/soshiki/4/51503.html>
 - 28) 気象庁: 震度データベース検索
<https://www.data.jma.go.jp/svd/eqdb/data/shindo/index.html>

(原稿受付 2023.8.26)

(登載決定 2024.2.25)