# 災害情報トリアージのためのSNS情報峻別システムの構築

森野 穣[1,a)] 藤代 裕之[2,b)] 松下 光範[1,c)]

**概要**：本研究の目的は，災害時における被災状況の迅速な把握と正確な情報共有のために，SNS 情報の情報トリアージを可能にするシステムの構築である．SNS には，被災者によるリアルタイムな情報発信が多く投稿されている．しかし，SNS に投稿される災害関連情報は，偽・フェイク情報に加え，無関係な情報などのノイズ情報が多く，必要性に基づく情報の選別は困難である．そこで本研究では，2020 年 7 月の豪雨関連ツイートデータを，主にツイート内の画像に焦点を当てクラスタリングし，災害状況を把握するための有用情報とノイズ情報を分離させるためのシステムの開発を行った．提案システムでは，不必要な情報を除外していく方式を採用し，結果として必要情報の可視性を高めることで，災害被害情報の把握を容易にすることを目指した．

**キーワード**：災害情報収集，ノイズ情報の除去，情報トリアージ，情報峻別インタフェース

## 1. はじめに

地震や豪雨などの大規模災害時において，人命救助や被災状況を的確に把握するには，迅速な情報収集や関係者間の情報共有が不可欠である．これらの災害発生時には，行政やマスメディアによる情報発信は災害対応に重要な役割を果たすが，近年では被災者自身が X（旧 Twitter）などのソーシャルメディアサービス（SNS）で即時的に被災状況を発信することも一般的となってきている [11][13]．特に X は，速報性の高い情報を短文テキストに加えて画像を投稿することで，一定の信頼性を担保しつつ被災地の状況を迅速かつ広範に伝達できるという特徴がある [14]．こういった SNS の情報を自治体が活用することで実際に救助につながった事例も存在し，その有用性も認識されつつある [20]．しかし，SNS に投稿される情報は膨大であり, 災害とは無関係なエンタテインメント関連の投稿 [7] や，デマ・誤情報の善意による拡散，被災地外からの感想投稿のような，災害救助や被災状況把握に直接関係しないノイズ情報も多く含まれている [1][12]．令和 6 年 1 月 1 日に発生した能登半島地震の際には，実際に救助を必要としたユーザからの投稿があったものの，インプレッション稼ぎと言われる行為や，誤情報の複製・伝播も多数確認されている [18]．そのため，今後はこういった状況への対応がこれまで以上に重要になる．先の自治体による有効活用事例でも，膨大な情報の中からデマへの対応や信頼性を判断するために，専属の職員を多数配備し情報整理を行うことで対応していたことが報告されている．災害情報の収集・処理においては，人命救助の観点から情報の取りこぼしはあってはならず，情報の信頼性を担保する必要があるため，計算機の技術発展にかかわらず人による情報確認が不可欠である．そのため，人の情報確認の負担を軽減しつつ信頼性を担保するような人–計算機間の協調による災害情報アクセスの枠組みが必要であると考えた．

こうした観点から，本研究では，被災者の発信と思われる災害情報を統合して共有し，かつ投稿された情報の真偽や優先度を協調的に判定することで，質の高い災害情報を協調的に収集する情報トリアージ [16] の実現を目指している．この実現の一環として，本研究では，SNS 上の災害関連情報のクラスタリングを行い，その結果をもとに実際の被災者による発信と思われる情報を抽出するためのインタフェースについて提案する．このインタフェースでは，ツイートに添付された画像に着目し，それらをテキスト化してクラスタリングすることで，被災状況や救助要請に関係する情報とノイズ情報との識別性向上を図る．

## 2. 関連研究

大規模災害発生の際には，日常的な投稿に加え，災害情

1 関西大学
Kansai University, 2-1-1 Ryozenji, Takatsuki, Osaka 569–1095, Japan
2 法政大学
Hosei University,4342 Aihara-machi, Machida-shi, Tokyo, 194–0298 Japan
a) k790414@kansai-u.ac.jp
b) fujisiro@hosei.ac.jp
c) m_mat@kansai-u.ac.jp

ⓒ 2026 Information Processing Society of Japan

報の拡散による情報のバースト現象も古くから報告されており [5]，現在でもその状況は変わらない[*1]．日本だけでなく，中国で最も規模の大きいソーシャルメディア Weibo でも同様の状況が報告されている．He らは中国で発生した洪水の際の Weibo 上の投稿を分析し，救助要請投稿が無関係な投稿に埋もれるという問題を指摘している [3]．こういった状況に対処するため，災害時におけるソーシャルメディア利用の可能性について検討している研究も多い．国立研究開発法人情報通信研究機構は，旧 Twitter 上の投稿をリアルタイムで収集・分析するシステムを構築し，サービスとして提供していた（現在は停止中）[6]．このシステムでは，自然災害や物資の流通，交通事故や火災などに関連する投稿を表示し，その投稿と矛盾すると考えられる投稿を同時に表示することで，人目による真偽判断の手助けを行った．

Jain らは，複数の災害に関するツイートデータセット CrisisMMD を利用し，OpenAI embedding モデルでそれらを分類することで従来の手法と比較して精度が向上することを示している [4]．Rezk らも CrisisMMD データセットを利用し，画像とテキストの両方に重要度を付与する Multimodal Channel Attention model を構築して，複数のモダリティを統合した分析手法を提案し，単一モダリティの分類と比較して精度が向上することを示している [10]．

災害時における SNS 利用には，デマやフェイクへの対応という大きな課題もある．事件発生時や発災時などの危機的状況では，人は心理的な不安や感情的な理由により誤った情報を信じたり共有したりする行為を取りやすいことが明らかになっている [2]．Plotnick らの論文では，災害時に人々がどのように偽情報を判断するのかについてのアンケートを行い，集められた 341 件の回答から，情報の内容そのものより人々が真偽を判定する文章の文法やその発信者の信頼性で判断することを明らかにした [8]．しかし，発災時の情報発信では文法的に正しい文章を書く余裕がなかったり，発信者の信頼性を判断する根拠がなかったりする場合も少なくないと考えられるため，文法や発信者情報を前提とするのは限界があると推察される．川村らは，SNS 上の誤情報の拡散があった場合に，その自動抽出の可能性を示した [15]．また，自治体へのヒアリングから，防災部局の人手不足や時間不足による情報収集・発信の困難さも課題として挙げられた．藤代は，偽・誤情報とフェイクニュースへの対策には，ネット空間に流通する情報をニュース・コンテンツ・広告のように適切に切り分けることが重要になると述べており，それらへの対策方針を示すことで，伝統メディアの役割の大きさを指摘している [17]．

上述したように，災害時のソーシャルメディアを取り巻く課題は，情報の膨大化やデマなどへの対応が必要不可欠である． これまで，多くの研究で災害情報の分類や有益情報や偽・誤情報を計算機によって抽出する試みがなされてきた．これに対し本研究では，危機的状況にいる被災者情報の取りこぼしが人命に直接関わる点，最終的な信頼性の評価は人による判断が必要な点を考慮し，有益な情報を直接抽出するのではなく無関係な情報を排除するアプローチを取ることで，最終的に行うべき人の目による判断を支援することを志向する．したがって，確実にノイズである情報の削除を繰り返し行っていくことで，質の高い災害情報を協調的に収集する情報トリアージシステムの実現を目指す．

## 3. 災害データセットとクラスタリング

本章では，対象災害のデータとそのクラスタリングについて説明する．本研究では，令和 2 年 7 月 3 日から 31 日にかけて発生した「令和 2 年 7 月豪雨」を分析対象とする．自身の被災状況を伝える際には画像・動画を含めた投稿をすることが推奨されている点から，分析対象をツイートに添付された画像・動画とした．まず，より実災害下の状況を考慮し，収集したツイート画像は人手で分類を行う．次に，自然言語と画像のマルチモーダルな処理が可能な CLIP を用いて画像のテキスト化を行い，k-means 法を用いてクラスタリングを行う．これらのクラスタリング手法については森野らによる先行研究 [19] を参考に行う．

### 3.1 対象災害と X データ

「令和 2 年 7 月豪雨」発生の際の X(旧 Twitter) データは Twitter API[*2]を用いてキーワード「救助」および「避難」をクエリとした収集を行った．データ収集対象期間は，全国を通して最も降水量の多い期間であった令和 2 年 7 月 4 日〜7 日を含むように，7 日から前後一週間を目処に令和 2 年 7 月 1 日〜15 日とした．「令和 2 年 7 月豪雨」のツイート総数は 476,827 件であった．そのうち，キーワード “救助” で得られたツイートは 110,261 件，“避難” で得られたツイートは 370,531 件，“救助” と “避難” 両方のキーワードが含まれ重複したツイートは 3,965 件となった．このツイートの中から何らかの画像・動画が含まれているツイートは，キーワード “救助” で得られたツイートには 18,197 件，キーワード “避難” で得られたツイートには 34,777 件，“救助” と “避難” 両方のキーワードが含まれ重複したツイートは 5,540 件となり，合計で 47,434 件のツイートとなった．これらのツイートの中から画像および動画を抽出した結果，合計 94,111 枚の画像・動画となった．なお，画像・動画はツイートの ID と紐付いている．

[*1] `https://mainichi.jp/articles/20160519/k00/00m/040/059000c`（2025/11/7 確認）．

[*2] `https://developer.x.com/ja/docs/x-api`(2024/01/22 確認)

### 3.2 豪雨災害画像の人手分類

本調査では，災害時のツイートに含まれる画像の分析手順を述べる．膨大な画像データを分類するため，分類作業は 4 人の大学生（以下，分類担当者）が行い，一枚の画像に対して分類担当者一人が割り振られた．その後，分類正当性を担保するため，著者による確認後，さらに誤分類データの排除を試みた．はじめに，これらの画像の分類を行う．まず，分類担当者に対して，著者によるランダムサンプリングで多数観測できた「ゲームに関する画像」や，単純な画像処理技術では細かな分類が難しいと想定される「逆 L 字」と呼ばれる災害被害発生中のニュース速報などが放送される際に付けられるようなものが映り込んでいる画像,「テレビのニュースをカメラで撮影した画像」，メディア媒体を問わずニュースに関連する画像などの提示を行った．分類担当者は，1 つのツイートに紐づいている画像（最大 4 枚）を一枚づつ目視し，各々の判断で分類を行った．その際，ある画像が複数の分類クラスに該当すると判断した際は，同一画像を該当するすべての分類クラスに複製することとした．その結果，分類作業後の画像・動画の総数は 292,466 枚となった．その後，分類クラス名が表記揺れしていた場合や，同一概念のクラスが複数作成されていた場合を確認したため，分類担当者に聴取を行った上で同一の分類クラスであると判断できるものを著者の判断により統合した (以下，この画像分類の結果を「分類クラス」と記す)．次に，これらの分類クラスの中から，災害被害を顕著に示していると考えられる “被害” に分類された画像に対して，必要に応じてツイート本文も参照しながらより詳細な分類を行った．その結果，“被害” に分類された画像には,「ユーザが実際に撮影したと考えられる被害画像」の他，テレビニュースが報道したと考えられる被害画像やネットニュースが報道したと考えられる被害画像，災害地域のライブカメラが撮影したと考えられる被害画像などがノイズとして混在することが確認された．本研究では,「ユーザが実際に撮影したと考えられる被害画像」を “被害” 分類クラスとして扱う．最後に，人手作業の誤分類を排除するため，分類担当者とは別の 12 名の大学生に対して，分類クラス内の画像および動画が適切なクラスに割り振られているかの確認を依頼した．これらの分類作業結果，適切に分類された画像・動画，合計 33,651 枚のデータセット対象に，システム構築を行う．

### 3.3 CLIP による言語化と分類

テキスト情報と画像情報の複数モダリティを扱うことができ，自然言語特徴を用いた画像分類が可能になる CLIP[9](ver.1.0.) を用いて，分類した画像の image to text 処理を行う．その際，分類した動画に関しては，moviepy(ver1.0.3) を用いて動画開始後 1 秒時点での映像をサムネイル画像として保存することで，image to text 処理を行う．ある画像を入力とし，その画像に写っている可能性の高いものを単語で出力する．その際に出力される単語は New General Service List*3内にある単語とし，上位 10 件を抽出した．その後，CLIP で算出した確率値を全て 1 に正規化することで one-hot ベクトルとして扱うこととした．これは，CLIP で算出した確率値の分散を排除したうえで分析を行うためである．

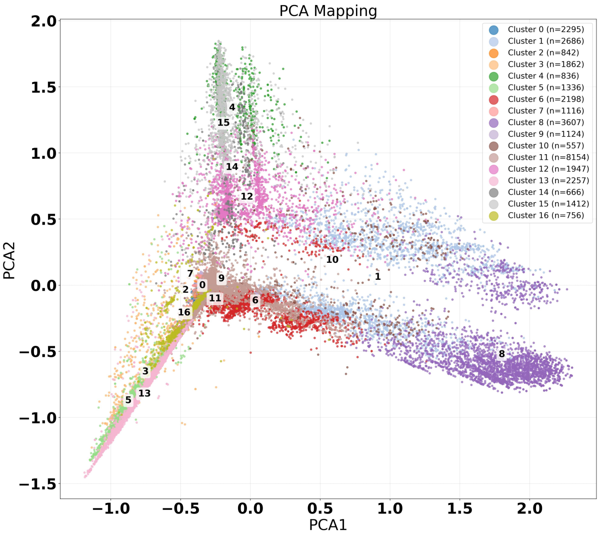

図 1　CLIP 結果を用いたクラスタリング散布図

次に，これらの結果から k-平均法を用いてクラスタリングを行う．その際，元々の特徴量からより低次元の特徴で表現する PCA 分析を用いて，累積寄与率が 0.9 を超えるように次元削除を行い，シルエットスコアを用いて最適なクラスタ数を算出した．PCA 分析の結果，次元数は 659 となり，最もシルエットスコアが高く算出された最適クラスタ数は 17 となった．各クラスタに割り振られた画像・動画の合計数を表 1 に示す．また，PCA により次元削除されたクラスタリング結果を視覚的に理解するための散布図を図 1 に示す．各点は 1 画像データを表し，クラスタごとに色分けされている．クラスタ 1 や 8 は第 1 主成分（横軸）に広がっており，PCA Component1 が分散の主要な要因であると考えられる．クラスタ 5 や 13 は第 2 主成分（縦軸）に広がっている．これは，PCA Component2 が特徴づけにより利用されていることが確認できる．

## 4. 災害情報トリアージインタフェースのデザイン指針

本インタフェース実装の目的は，上述のクラスタリング結果を提示した上で，災害に直接関連する情報を抽出することである．本研究では，災害時という人的・時間的制約の大きい状況下において，SNS を用いて災害被害情報を集約し，関係部署への迅速な情報共有・要否判定を行うため

*3 https://www.newgeneralservicelist.com/(2024/1/22 確認).

ⓒ 2026 Information Processing Society of Japan

表 1　CLIP 結果を用いたクラスタリング結果

| | Cl:0 | Cl:1 | Cl:2 | Cl:3 | Cl:4 | Cl:5 | Cl:6 | Cl:7 | Cl:8 | Cl:9 | Cl:10 | Cl:11 | Cl:12 | Cl:13 | Cl:14 | Cl:15 | Cl:16 | 合計 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ゲーム | 4 | 2659 | 0 | 3 | 14 | 2 | 2174 | 0 | 3606 | 0 | 412 | 1390 | 418 | 0 | 0 | 41 | 9 | 10732 |
| 動物 | 2279 | 0 | 35 | 24 | 1 | 3 | 4 | 3 | 0 | 44 | 0 | 1617 | 44 | 26 | 2 | 2 | 0 | 4084 |
| 被害 | 0 | 0 | 4 | 747 | 1 | 20 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 310 | 5 | 1740 | 1 | 0 | 4 | 2836 |
| 風景 | 5 | 3 | 59 | 42 | 4 | 89 | 4 | 106 | 0 | 4 | 1 | 2103 | 61 | 318 | 3 | 0 | 15 | 2817 |
| 植物 | 2 | 0 | 716 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1007 | 0 | 7 | 0 | 293 | 7 | 25 | 1 | 1 | 0 | 2060 |
| 緊急通知 | 0 | 4 | 0 | 2 | 569 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 34 | 32 | 91 | 0 | 9 | 1188 | 5 | 1936 |
| 飲食物 | 0 | 0 | 28 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1064 | 0 | 602 | 64 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1758 |
| 天気図 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1064 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 71 | 1139 |
| 防災グッズ | 0 | 0 | 0 | 2 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 17 | 718 | 126 | 0 | 10 | 10 | 0 | 894 |
| Web ニュース | 2 | 0 | 0 | 135 | 42 | 41 | 3 | 0 | 0 | 1 | 20 | 146 | 158 | 40 | 110 | 71 | 34 | 803 |
| 救助 | 0 | 0 | 0 | 483 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 179 | 19 | 7 | 0 | 1 | 2 | 693 |
| Twitter | 0 | 8 | 0 | 6 | 74 | 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 | 52 | 455 | 8 | 18 | 28 | 4 | 675 |
| 地図 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 5 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 40 | 12 | 1 | 0 | 0 | 524 | 586 |
| 逆 L 字 | 0 | 2 | 0 | 217 | 0 | 44 | 1 | 0 | 1 | 0 | 17 | 104 | 64 | 38 | 8 | 5 | 42 | 543 |
| テレビのニュース | 0 | 4 | 0 | 166 | 2 | 53 | 1 | 0 | 0 | 0 | 11 | 120 | 89 | 34 | 3 | 13 | 37 | 533 |
| 新聞 | 0 | 0 | 0 | 12 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 11 | 3 | 0 | 454 | 0 | 1 | 491 |
| テレビ番組 | 0 | 5 | 0 | 7 | 1 | 3 | 4 | 0 | 0 | 1 | 10 | 327 | 89 | 5 | 4 | 1 | 2 | 459 |
| 本 | 1 | 0 | 0 | 2 | 43 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 88 | 145 | 0 | 43 | 3 | 2 | 333 |
| SNS | 2 | 1 | 0 | 11 | 69 | 2 | 0 | 0 | 0 | 2 | 8 | 20 | 97 | 15 | 0 | 48 | 4 | 279 |
| 合計 | 2295 | 2686 | 842 | 1862 | 836 | 1336 | 2198 | 1116 | 3607 | 1124 | 557 | 8154 | 1947 | 2257 | 666 | 1412 | 756 | 33651 |

の自治体職員をユースケースとして設定した．上述してきたように，投稿の必要性・真偽判断等は人による判断を行うことを前提に，救助や被害把握に直結する投稿の可視性を高めつつ，それらが確認できる候補となる投稿を取りこぼさないためには，直接投稿を抽出するのではなく不必要情報の除外過程を経る必要がある．本章では，システムが満たすべき要件および実装機能について説明する．

### 4.1 システムが満たすべき要件と実装機能

本章では，災害時に SNS 上の災害被害情報の収集を支援するインタフェースの要求事項として以下の 7 つと，それらを満たす機能として以下の 10 機能を定めた．

(1) 出力されるデータに再現性があること (図 2 中①)

機能 (a): リレーショナルデータベースに格納された投稿・分析結果の読み込み機能

(2) 必要情報・不要情報の判断の支援がされること (図 2 中②)

機能 (b): PCA 分析結果の 3 次元マッピング機能

(3) 情報要求に応じた，投稿の提示が可能なこと (図 2 中③)

機能 (c): 投稿の検索機能

(4) 災害被害が確認可能な情報を確保し，後から検討することが可能なこと (図 2 中④)

機能 (d): 投稿の表示機能
機能 (e): 投稿のピックアップ機能
機能 (f): ピックアップした投稿の保存・出力機能
機能 (g): 操作ログの出力機能

(5) 段階的な情報の除外が可能なこと (図 2 中⑤)

機能 (h): 選択したクラスタに属する投稿の除外機能

(6) ユーザが優先順位を記憶できること (図 2 中⑥)

機能 (i): 優先すべきクラスタのメモ機能

(7) 表示される情報が多すぎないこと．(図 2 中⑦)

機能 (j): 提示する投稿の表示数切り替え（最大 500 件）
機能 (k): 提示する投稿の最大サンプリング数の設置（最大 500 件）

以下ではこの項目に従い，インタフェースのデザイン（図 2 参照）と情報探索手順・操作方法について説明する．

### 4.2 分析結果のデータベース化

4.1 節で提示したシステムへの要求事項（1），（2），（3）に対応するため，上述の分析結果を格納するためのデータベースの作成を行う．PCA・クラスタリングの結果を保持するために，sqlite3 (ver.3.43.2) を用いて二つの主テーブル（“tweets” と “images”）を構成した．“tweets” はツイート本文の原情報を格納するテーブルであり，主キー tweet_id（TEXT）と text（TEXT）からなる．データの前処理として，“tweets” テーブルの tweet_id（TEXT）キーに格納されている情報がないケース (投稿文が取得できていなかった投稿) が 4,308 件は除外とし，合計 2,9343 の画像・動画を対象にインタフェースでの提示を行う．“images” は各メディア単位（画像または動画から抽出した代表フレーム画像）に対する分析結果を保持するテーブルで，主キー id（INTEGER, AUTOINCREMENT）のほか，tweet_id（TEXT）を外部キーとして “tweets” テーブルの tweet_id と連結し，ファイル名 image_file（TEXT），PCA 後の座標 pca1・pca2・pca3（REAL），K-means によるクラスタラベル cluster（INTEGER），および手動カテゴリ manual_class（TEXT）を格納する．manual_class は手動で分類した結

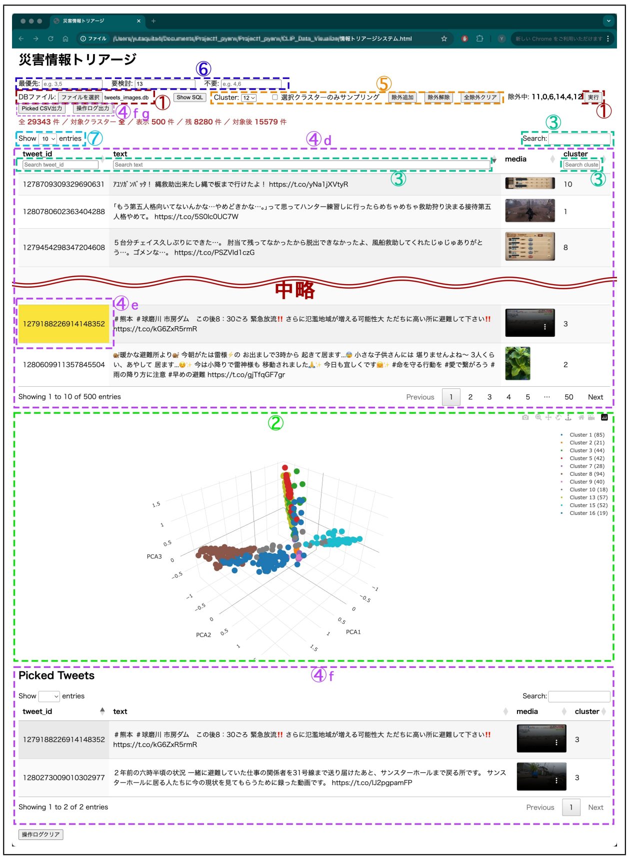


図 2　データベース読み込み後のインタフェースデザイン

果に基づくラベルである．この構造により，(1) “images” と “tweets” によりメディアと原文脈の対応付けが可能になり，出力されるデータに整合性が認められる，(2) 必要に応じて tweet_id・text・cluster に索引を付与することで検索・集計性能を高められること，(3) pca 値を用いた散布図描画等の可視化が直接行えること，の三点が実現される．

### 4.3　インタフェースデザインと探索手順

4.1 節で提示したシステムへの要求事項に対応した機能と，実インタフェース上での提示について説明する．

まず，上述のリレーショナルデータベースの作成により，要求事項 (1) (2) (3) に対応した．要求事項 (1) 出力されるデータに整合性があること，に対して機能 (a) (データベースの読み込み機能) を実装した (図 2 中①)．画面上左部の “ファイルを選択” ボタンから作成したデータベースファイルを読み込み，画面上右部の “実行” ボタンを押すことでデータが読み込まれる．

要求事項 (2) 必要情報・不要情報の判断の支援がされること，に対して機能 (b) (PCA 分析結果の 3D マッピング機能) を実装した (図 2 中②)．クラスタリングの結果を色分けして表示し，各クラスタの表示/非表示が切り替えられる．3D マッピング上でスクロールを行うことで，マッピング結果のズーム/ズームアウト表示され，ドット上にマウスオーバーすることで投稿の詳細が確認できる．この機能 (b) の実装により，ユーザは 3D 空間に配置された投稿・クラスタの距離などを参考にして類似度の高い情報の探索が可能となる．

要求事項 (3) 投稿の検索機能，に対して機能 (c) (投稿の検索機能) を実装した (図 2 中③)．画面中央部 tweet_id,text,cluster の下部にあるボックスへの入力で投稿の検索を可能にした．また，画面上右部の Search ボックスからの検索も可能となっている．この機能 (c) により，ユーザは探索的なノイズ情報や被害情報の獲得を可能にしている．

要求事項 (4) 災害被害が確認可能な情報を確保し，後から検討することが可能なこと に対して，機能 (d) (投稿の表示機能)・機能 (e) (投稿のピックアップ機能)・機能 (f) (ピックアップした投稿の保存・出力機能)・機能 (g) (操作ログの出力機能) を実装した (図 2 中④)．機能 (d) では，データベースに格納されている投稿を表示した．投稿の表示は，1 件の画像または動画につき 1 フィールドでの提示とした．X の投稿は最大 4 枚までの画像・動画を添付することが可能なため，データベースが格納している tweet_id は最大 4 件までの重複が存在する．一度のサンプリング (500 件) 中に同一の tweet_id が確認できた場合は，連続して提示することとした．機能 (e) では，tweet_id の上をクリックすることで投稿のピックアップを可能にした．ピックアップ状態にある投稿の tweet_id をもう一度クリックすることでピックアップ状態を解除することも可能にした．同一の tweet_id が確認された場合は，自動的にピックアップ状態とした．機能 (f) では，ユーザがピックアップした投稿を，画面最下部にリストで提示している．また，画面上左部の “Picked CSV 出力” ボタンから，ピックアップした投稿のリストを CSV 形式で保存が可能になっている．機能 (g) では，ユーザがどのクラスタを除外し，どの投稿をピックアップしたのかを時系列で把握し，後に検証することを可能にする．画面上左部の “操作ログ出力” ボタンを押すことで json 形式での保存が可能になっている．機能 (f) および機能 (g) は複数人での情報峻別を想定し，他ユーザとの情報共有を容易にするための機能の一つとして実装した．

要求事項 (5) 段階的な情報の除外が可能なこと，に対して機能 (h) (選択したクラスタに属する投稿の除外機能) を実装した (図 2 中⑤)．まず，画面上中央部の “Cluster:” タブからクラスタ番号を選択する．次に，“除外追加” ボタンを押すことで，” 除外中:” のエリアにクラスタ番号が追加される．最後に，“実行” ボタンを押すことで,，除外選択したクラスタに属する投稿が除外されて，投稿が表示される．除外追加は一度に複数のクラスタを選択することも可能である．また，“Cluster:” タブからクラスタを選択している状態で，“除外解除” を押すことで，除外の解除が可能であり，“全除外クリア” ボタンを押すことで，除外選択

ⓒ 2026 Information Processing Society of Japan

しているすべてのクラスタを解除することも可能となっている．この機能 (h) により，ユーザが判断した不必要情報が多く含まれているクラスタの投稿の段階的排除が可能になる．なお，ここで除外したクラスタは，機能 (b) にも適用される．

要求事項（6）ユーザが優先順位を記憶できること，に対して機能 (i)（優先すべきクラスタのメモ機能）を実装した（図 2 中⑥）．画面上左部に，最優先・要検討・不要のテキストボックスを表示し，ユーザは自由に書き込むことが可能である．このテキストボックス内のメモは常時表示される．このメモ機能 (i) により，ユーザは最優先に確認すべきクラスタ，その次に確認すべきクラスタというように優先順位の付与が可能となる．

要求事項（7）表示される情報が多すぎないこと，に対して機能 (j)（提示する投稿の表示数切り替え（最大 500 件））機能 (k)（提示する投稿の最大サンプリング数の設置（最大 500 件））を実装した (図 2 中⑦)．機能 (j) は，一度に画面上に表示される最大投稿数の切り替え機能であり，10 件,50 件,500 件（全件）に対応している．機能 (k) は，データベースから一度にサンプリングされる件数を最大 500 件に設定することで，膨大な量の投稿の情報を確認する必要がなくなる．また，このサンプリングの最大数の設置は，その他の機能 (b) や (c)，(d) にも適用される．ユーザの情報確認コストを下げることで，ユーザの負担低減を図る．

## 5. 評価実験

本実験では，提案したクラスタリング機能が災害情報収集の効率に与える効果を検証するため，提案したシステム（すべての機能を保持）と，クラスタリング機能を除外したシンプルなベースラインシステム（図 3 参照）を用いて，実際に被災したユーザが投稿したと想定される「災害被害が確認できる画像・動画」の収集数を比較する．ベースラインシステムは，一般にソーシャルメディア内の投稿を検索する際と同等の機能を再現するものとしている．

### 5.1 実験概要

実験参加者は，情報系の大学の学生および卒業生とし，提案システム 13 名，シンプルなシステム 13 名の合計 26 名とした．ただし，そのうち提案システムを利用した 2 名は，実験中のユーザ観察により，実験中に全く別のタスクを始める等の行動が見られ課したタスクの理解が十分と言えなかったため，分析からは排除した．実験参加者には，実際の災害時に利用を想定した実験ストーリーを提示し，タスクとして災害被害が確認できる SNS の投稿の収集を課した．実験ストーリーは，1)「今現在，大規模な自然災害（豪雨災害）が発生している」，2)「ユーザは自治体の災害対策担当職員であり，「実際に被害が発生している」「住民が救援を求めている」等の投稿を，迅速かつ漏れなく発見する」，3)「判断に困った投稿は，とりあえずピックアップする（他ユーザと相談して判断することを想定しているため)」の 3 つの観点から作成した．

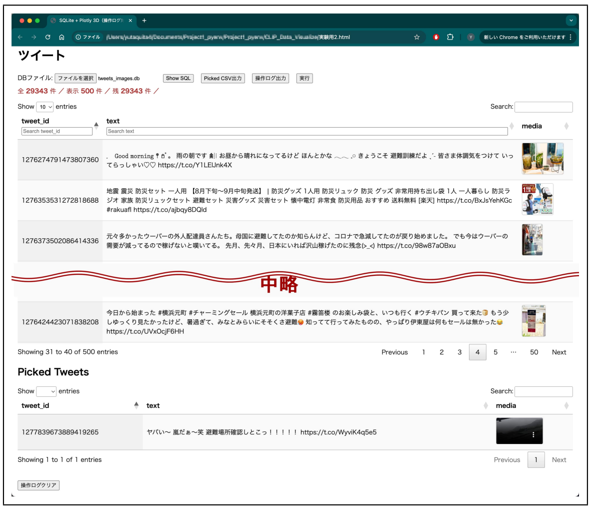

図 3　比較のためのベースラインシステム

### 5.2 実験手順

実験は，（1）実験概要説明，（2）実験同意書への署名，（3）事前アンケート（4）タスクについての説明，（5）実験ストーリーの説明，（6）システムの動作説明，（7）システムの使用練習，（8）本実験，（9）事後アンケートおよびインタビュー, の順に行った．（3）の事前アンケートでは，日常的に使う SNS，災害時の SNS の利用経験，コンピュータ操作の習熟度について質問した．（4）および（5）では，システムを用いて SNS から実際に被災者が投稿している “被害状況” や “救助要請” といった災害被害が確認できる投稿をできるだけ多く見つけて収集することを指示した．その際，ニュースやウェブ，テレビで発信されたであろう情報の再発信だと分かる投稿は含まないよう指示した．（6）および（7）では，実際にシステム画面を提示し，ユーザが触れることができる状態で行った．提案システムを利用する実験参加者群には，クラスタの説明および，PCA 分析結果の 3D マッピング図の見方や操作方法，得られる知見についての詳細な説明も行った．また，システム使用練習は 2 分間に設定した．（8）の本実験は 30 分間とし，進行度に関わらずその時点で終了とした．時間の計測は，データベースを読み込み，投稿内容が表示された瞬間から開始とした．（9）の事後アンケートでは，システムの改善点や，クラスタ表示による円滑さ，投稿を確認する際にどのような情報を優先的に確認したか，どのような情報があれば災害被害と判断できたかを質問した．

### 5.3 実験結果

実験参加者がシステムの操作を始めてから 30 分で収集した「災害被害が確認できる画像・動画」を集計し，提案

表 2　ユーザが収集した災害被害画像・動画数差の検定結果

| | 提案 | | シンプル | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 区分 | 平均 | 標準偏差 | 平均 | 標準偏差 | u_stat | u_p |
| 0-10 | 19.09 | 21.35 | 23.77 | 14.31 | 44.0 | 0.117 |
| 10-20 | 62.73 | 37.47 | 48.69 | 25.85 | 87.5 | 0.369 |
| 20-30 | 134.09 | 64.61 | 76.23 | 37.83 | 109.5 | 0.030 |

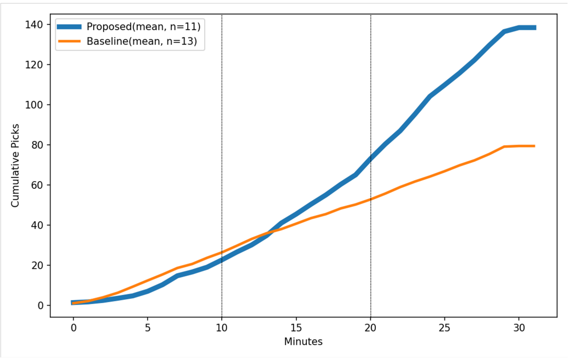


図 4　各システム群における平均累積ピックアップ数

システムを利用したユーザの結果（以後，提案システム群）と，シンプルなシステムを利用したユーザの結果（以後，システム群）を比較する．提案システムの複雑さを考慮し，収集した画像・動画の集計は，開始後 10 分まで，20 分まで，最後まで，の三段階で行う．その後，Mann–Whitney の $U$ 検定を行い，収集した数の差について検証した．その結果を表 2 に示す．また，提案システムを用いたユーザと，ベースラインシステムを用いたユーザの，平均累積ピックアップ数の推移を図 4 に示す．

## 6.　議論

本研究の貢献は，災害時 SNS 利活用研究で主流だった “有益情報の直接抽出” アプローチに対し、“無関係情報の確実な排除を先行させる” という逆向きの設計原理の有効性を時間制約付きの実験タスクで示した点である．画像中心クラスタリングと「段階的除外」を核とする情報峻別インタフェースが、時間制約下での “被害確認可能な投稿” のピックアップ効率が高まることを示した．30 分内でのピックアップ数は，提案システム群が終盤（20–30 分）でシンプル群を有意に上回り（$U = 109.500$, $p = 0.0296$），平均差は約 57.9 件であった．一方で，開始直後（0–10 分）はシンプル群に劣後し，10–20 分は優位傾向に転じた後，終盤で差が拡大した．また，提案システム群は，被害が確認できる情報を初めてピックアップするまでに最長 554.9 秒を要した一方で，シンプル群での最長は 224.4 秒となり，始めのピックアップまでに 200 秒以上を要したユーザは，提案システム群で 4 名，シンプル群で 1 名となった．これは，学習コストを要する高度機能（クラスタ除外・PCA3D マップ・検索併用）が理解・定着した後に効果が逓増する学習曲線が存在したことを示唆している．本研究のインタフェースが終盤で有意な利得を示した要因は，システム群の実験参加者が実験後半にはシステムを学習し，（i）ノイズとなるクラスタの偏在を利用した段階的除外による探索により，可視化される情報の種類が減少したこと（ii）クラスター表示・3D 可視化・検索・除外機能の相互作用による “被害” 候補となる画像の可視化されたと考えられる．

（i）について，表 1 のクラスタ別分布を見ると，手動分類でノイズと分類されたカテゴリー（例：ゲーム，動物，テレビ番組，天気図等）が特定クラスタに偏在し，除外操作を行うことで，災害被害とは無関係なノイズ投稿の多くを不可視化され，結果として残りの集合から “被害” 画像が偏在するクラスタ（例：Cl:3/Cl:13 など）が相対的に可視化されやすい構造になっていたことが考えられる（表 1、図 1）．次に（ii）について、提案システムは PCA 3D マップ（機能 b）でクラスタの空間配置を可視化し，ユーザが除外（機能 h）でノイズ密度を下げながら，検索（機能 c）で候補を確保するワークフローを意図的に支える設計である．この可視化, 除外, 再可視化の反復により，関連クラスタが「浮き上がる」状況が作られる．PCA 3D マップでは，近似しているクラスタを視覚的・直感的に把握することができ，一度ノイズとなるクラスタを見つけたら，連鎖的に他のノイズとなりえるクラスタの発見が可能であった．被害画像が含まれているクラスタも同様の方法により発見が容易になる．ユーザ観察では，PCA 3D マップ機能を頻繁に確認したシステム群の実験参加者は 11 名中 6 名おり，利用してない群より比較的に pickup するのが早く，除外したクラスタも多い傾向が見られた．つまり，ノイズが偏在するクラスタを先に除外することが信頼性の高い “被害” 画像が含まれているクラスタの可視性を相対的に高めるという本研究で提案している段階的情報の除外が，可視化と操作系の相乗効果により機能したことを示唆している．

一方で，本システムの課題も存在する．まずは，CLIP による出力上位語を one-hot ベクトル化して確率分散を考慮しない設計は，再現性を高める一方で，情報を単純化した結果，Cl:11 および Cl:12 にはほぼ全ての種類の画像が存在する結果となった．“被害” が含まれてはいるが，ゲームや動物，風景といった災害とは無関係な情報も多く含まれていたことから，これらのクラスを除外した実験参加者も確認している．これは，情報の取りこぼしを防ぐという観点で課題が残る．この問題に対しては，多くの種類が含まれているクラスに絞って再度クラスタリングしたり，recall を 100 を目指したクラスタリングを行う等の対策が考えられる．次に，本データセットは単一の災害に限って収集しており，別災害や日本国外の災害でも同様の現象が見られるか検証が必要不可欠である．

また，事後アンケートやユーザ観察によって得られたインタフェースの課題として，除外クラスタの全除去や，picked_tweet の pick 状態の解除，データベース読み込みの待ち時間に実行ボタンを連打してしまうことで読み込む

データが変わってしまうこと，といった誤動作が見られた．また，一度に出す投稿を多く設定したユーザ (例えば 50 件) が，次の投稿を確認するために次のページに進んだ際に，画面がスクロールされたままとなり，画面上部から投稿を確認するためにもう一度上までスクロールするといった操作が散見された．本システムでは，他ユーザと作業の共有機能を有していないため，今後は実災害時の多人数での協調作業や・交代制といった実態を反映したり，収集した情報をステークホルダー達との共有までを見据えたシステムの開発が必要となる．

## 7. おわりに

本論文では，有用な投稿を直接抽出するのではなく，無関係なクラスタを段階的に除外することで災害時の情報収集の信頼性を向上させる除外ベースのインターフェースを提案した．このシステムは画像クラスタリングと除外機構を組み合わせ，分析者がノイズ情報を段階的に除外することで災害被害が確認可能な投稿に注意を集中できるようにするという特徴を持つ．2020 年 7 月の豪雨災害におけるツイートを用いた評価実験により，その有用性が確認された．このことから，提案システムが発災時のような時間制約を伴う情報収集・確認作業に貢献することが期待される．

今後，クラスタリングの精緻化と広範な混合クラスタの再クラスタリングにより識別用意性の向上を図るとともに，災害時における最適クラスタ数の検証や，異なる災害種別・地域での評価，実運用との適合性を高めるためのワークフローの検討を行い，可用性を高めていく．

## 謝辞

本研究は JST RISTEX (課題番号 JPMJRS23L2）の支援を受けた．記して謝意を表す．

### 参考文献

[1] Goswami, S., Chakraborty, S., Ghosh, S., Chakrabarti, A. and Chakraborty, B.: A review on application of data mining techniques to combat natural disasters, *Ain Shams Engineering Journal*, Vol. 9, No. 3, pp. 365–378 (2018).
[2] Gupta, A., Lamba, H. and Kumaraguru, P.: $1.00 per RT #BostonMarathon #PrayForBoston: Analyzing fake content on Twitter, *2013 APWG eCrime Researchers Summit*, pp. 1–12 (2013).
[3] He, C., Deng, Y., Yang, W. and Li, B.: “Help! Can You Hear Me?”: Understanding How Help-Seeking Posts are Overwhelmed on Social Media during a Natural Disaster, *Proc. ACM on Human-Computer Interaction*, Vol. 6, No. CSCW2 (online), DOI: 10.1145/3555147 (2022).
[4] Jain, T., Gopalani, D. and Kumar Meena, Y.: Informative task classification with concatenated embeddings using deep learning on crisisMMD, *International Journal of Computers and Applications*, pp. 1–18 (2025).
[5] Kleinberg, J.: Bursty and hierarchical structure in streams, *Data mining and knowledge discovery*, Vol. 7, No. 4, pp. 373–397 (2003).
[6] Mizuno, J., Tanaka, M., Ohtake, K., Oh, J.-H., Kloetzer, J., Hashimoto, C. and Torisawa, K.: WISDOM X, DISAANA and D-SUMM: Large-scale NLP systems for analyzing textual big data, *Proc. 26th International Conference on Computational Linguistics: System Demonstrations*, pp. 263–267 (2016).
[7] Morino, Y., Matsushita, M. and Fujishiro, H.: Vocabulary cross-contamination between entertainment content and disaster-related social media posts, *2024 International Conference on Information and Communication Technologies for Disaster Management*, (online), DOI: 10.1109/ICT-DM62768.2024.10798944 (2024).
[8] Plotnick, L., Hiltz, S. R., Grandhi, S. A. and Dugdale, J.: Real or Fake? User Behavior and Attitudes Related to Determining the Veracity of Social Media Posts, *CoRR*, (online), available from ⟨http://arxiv.org/abs/1904.03989⟩ (2019).
[9] Radford, A., Kim, J. W., Hallacy, C., Ramesh, A., Goh, G., Agarwal, S., Sastry, G., Askell, A., Mishkin, P., Clark, J., Krueger, G. and Sutskever, I.: Learning transferable visual models from natural language supervision, *International conference on machine learning*, pp. 8748–8763 (2021).
[10] Rezk, M., Elmadany, N., Hamad, R. K. and Badran, E. F.: Categorizing crises from social media feeds via multimodal channel attention, *IEEE Access*, Vol. 11 (2023).
[11] Takahashi, B., Tandoc, E. C. and Carmichael, C.: Communicating on Twitter during a disaster: An analysis of tweets during Typhoon Haiyan in the Philippines, *Computers in Human Behavior*, Vol. 50, pp. 392–398 (2015).
[12] Verma, S., Vieweg, S., Corvey, W., Palen, L., Martin, J., Palmer, M., Schram, A. and Anderson, K.: Natural language processing to the rescue? extracting “situational awareness” tweets during mass emergency, *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, Vol. 5, No. 1, pp. 385–392 (2011).
[13] Zou, L., Liao, D., Lam, N. S., Meyer, M. A., Gharaibeh, N. G., Cai, H., Zhou, B. and Li, D.: Social media for emergency rescue: An analysis of rescue requests on Twitter during Hurricane Harvey, *International Journal of Disaster Risk Reduction*, Vol. 85, p. 103513 (2023).
[14] Zubiaga, A. and Ji, H.: Tweet, but verify: epistemic study of information verification on Twitter, *Social Network Analysis and Mining*, Vol. 4, No. 1, pp. 1–12 (2014).
[15] 川村　壮，佐々木優二：大規模災害発生時の SNS ににおける誤情報拡散と自治体による対応の課題，情報処理学会研究報告，Vol. 2022-IS-162, No. 2, pp. 1–8 (2022).
[16] 藤代裕之，松下光範，小笠原盛浩：大規模災害時におけるソーシャルメディアの活用―情報トリアージの適用可能性，社会情報学， Vol. 6, No. 2, pp. 49–63 (2018).
[17] 藤代裕之：偽・誤情報とフェイクニュース対策の方向性，情報処理学会研究報告， Vol. EIP-104, No. 20, pp. 1–5 (2024).
[18] 宮本聖二：能登半島地震をめぐる偽・誤情報: ファクトチェックとデジタルアーカイブ，デジタルアーカイブ学会誌， Vol. 8, No. 4, pp. 157–162 (2024).
[19] 森野　穣，藤代裕之，松下光範：災害時におけるソーシャルメディアからの情報収集を目的としたノイズ情報分離に関する調査，Vol. 27, No. 3, pp. 133–140 (2025).
[20] 山本佳世子：災害発生時におけるソーシャルメディアの利活用と課題，消防防災の科学，No. 152, pp. 38–41 (2023).

ⓒ 2026 Information Processing Society of Japan