

# 災害時における地域 SNS の活用：コミュニケーションネットワークの推移による分析

小川祐樹<sup>†</sup>、山本仁志<sup>††</sup>、和崎宏<sup>†††</sup>、後藤真太郎<sup>††</sup>

地域 SNS は、地域コミュニティの活性化のための新たなサービスとして期待が集まっているが、災害時などの緊急事態に対応するためのネットワーク基盤としても重要な役割を果たす。SNS のネットワーク構造やコミュニケーション構造の特徴分析は多くの研究でなされているが、災害時の情報共有や復興支援に SNS のようなコミュニケーションがなされ、活用されたのかの分析はなされていない。我々は、佐用町において発生した大規模水害に SNS がどのような使われ方をしたのか、SNS 上のネットワーク分析をおこなうことで明らかにする。本発表では、災害発生以前のコミュニケーション構造と災害発生時のコミュニケーション構造の変化に着目し、中心的ユーザの果たした役割や日常のどのようなコミュニケーションが災害時に活躍したのかを明らかにする。

## 1. はじめに

Facebook<sup>i</sup>、mixi<sup>ii</sup>をはじめとする SNS の利用が一般的になって久しい。また、SNS は人間関係のネットワーク構造が明示的に把握できるので、ネットワーク構造の分析などの研究が様々に行われている[1][2]。大規模な SNS の利用が世界的に広まる一方で、特定の集団や地域で独自に運営する小規模な SNS の利用も盛んに行われている[3]。特に、自治体や NPO などによって運営される地域 SNS は新しい住民参画ツールのひとつとして期待されている。地域 SNS は、近年弱体化が危惧されている地域コミュニティの活性化や住民の地域行政への参加支援など期待される役割は大きい。一方、阪神淡路大震災をひとつの契機として日本においてもボランティア活動が興隆しつつある。ボランティア活動は地域とのつながりがひとつの大きな特徴となるため、地域 SNS との親和性が高い。本研究で取り上げる佐用町においては、2009 年夏の水害時に地域 SNS 「さよっち」を通じて災害支援の情報交換がなされ、支援物資である古タオルが多く集まったという実績がある。これは他の地域 SNS との連携によるものが大き

<sup>†</sup> 電気通信大学  
University of Electro-Communications  
<sup>††</sup> 立正大学  
Rissho University  
<sup>†††</sup> 関西学院大学  
Kwansei Gakuin University

i <http://www.facebook.com/>  
ii <http://mixi.jp/>

い。災害支援においては、ボランティアの人的ネットワークと連携する必要があるため、リアルな地域社会と密着した SNS が果たす役割は大きいといえる。

佐用町（さようちょう）は、兵庫県の南西部に位置し、町域内の 8 割は山林が占めている。人口は県内 41 自治体中第 36 位、面積は県内第 10 位である（Wikipedia より）。このことから、山間部の比較的小規模な地域であるといえる。本研究では佐用町を事例として、地域 SNS においてどのようなコミュニケーションネットワークが形成され、また災害発生時および復興の際にこれらのコミュニケーションネットワークがどのように機能したのかを明らかにする。

2 節において、対象とする「さよっち」がどのような構造を持った SNS であるのかを他の地域 SNS との比較によって明らかにする。3 節において、SNS におけるコメントネットワークにもとづくコミュニティの時系列推移を分析するための方法について説明し、4 節において分析結果、5 節で考察、6 節で結論と今後の課題を述べる。

## 2. 地域 SNS における「さよっち」の特徴

自治体や個別の組織が運営する地域 SNS に関して、運営者に対して行った調査[4]（本稿では以降「LASDEC 調査」と記述する）によると、「現状どのように関与しているか」及び「将来どのように関与したいか」という設問に対して「災害情報や不審者情報等などの提供」という回答が「行政情報の提供」に次いで高い値であった。このことから災害支援に対して地域 SNS への期待が高いことが伺える（図 1）。

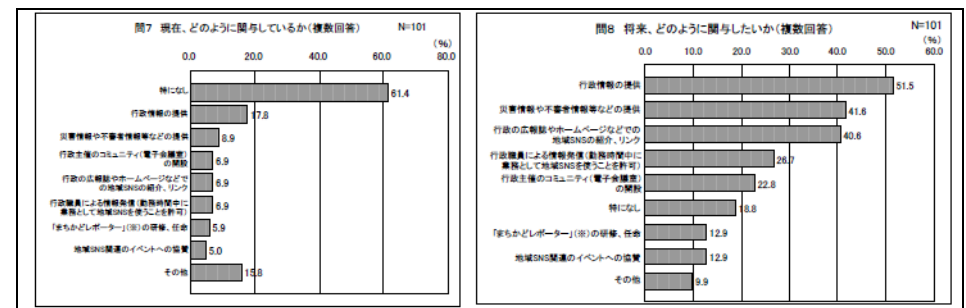


図 1：地域 SNS 運営者の SNS に対する関与（LASDEC 調査より引用）

我々は最初の分析として「さよっち」と LASDEC 調査による 20 地域の SNS の規模と日記投稿数を比較した（図 2）。登録ユーザ数においては、LASDEC 調査の平均が 674 人であるのに対し「さよっち」は 533 人である。アクティブユーザ数（1 ヶ月以内のログインユーザ数）でも半数程度である。開始時期や開設地域の人口規模の影響

もあるため一概に論じることはできないが、人口の少ない山間部の自治体ということもあり比較的小規模な SNS であるといえる。一方、日記投稿数、日記に対するコメント数では LASDEC 調査の平均に近い値となっている。トピックの投稿は平均の半数程度であり、日記とコメントを中心にコミュニケーションが行われている SNS であるといえる。

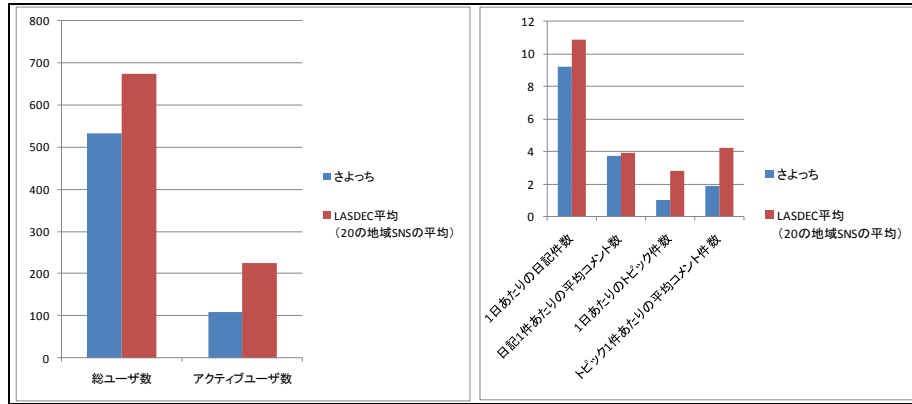


図 2：全国の地域 SNS と「sayochi」の規模・活性度の比較

図 3 は、地域 SNS を分析した研究[5][6]と友人関係のネットワーク構造を比較したものである。「sayochi」はクラスタ係数が高く平均経路長が短いことが特徴であり、小規模だが密なコミュニティである。

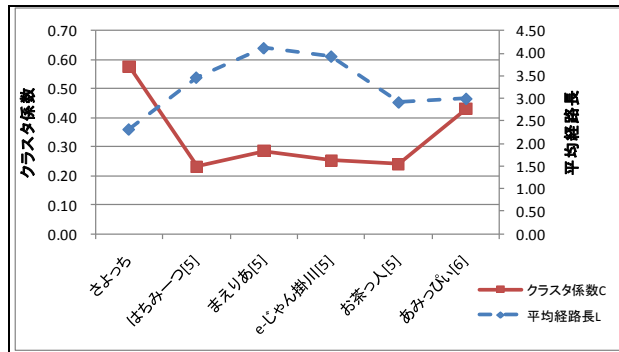


図 3：地域 SNS のネットワーク構造

続いて、アクティブユーザ数の時系列変化を観察する。図 4 は、(a)アクティブユーザ数、(b)アクティブユーザ率、(c)前月からの増加ユーザ数、(d)日記・コメント数、(e)日記・コメントユーザ数、(f)外部からの日記コメントユーザ数をそれぞれ SNS 設立から 1ヶ月単位で計測したものである。アクティブユーザ数を見ると、2009/8 の水害時に多くのユーザが SNS に参加していることが分かる。また、SNS 開始から 1 年後の時期 (2008/11) にもアクティブユーザが一時的に増加している。アクティブユーザ率は、規模が拡大するに従い減少するが、災害時に大きく増加している。登録ユーザ数は、開始から数ヶ月後 (2008/2) に一気にユーザ数が増えたが、それ以降は安定している。このことから「sayochi」は、地域 SNS として安定的に利用されていた中で、災害時に活発に利用されたことがわかる。日記・コメントの推移もほぼ同様の推移が見られる。図 4(e)の赤枠内をみると顕著であるが、開始時、一年後、災害時に多くのユーザが日記と日記に対するコメントを投稿している。図 4(f)をみるとわかるように外部ユーザも開始時、災害時に多く参加しており、特に災害時において外部との情報の流通が積極的に行われたことを示唆している。

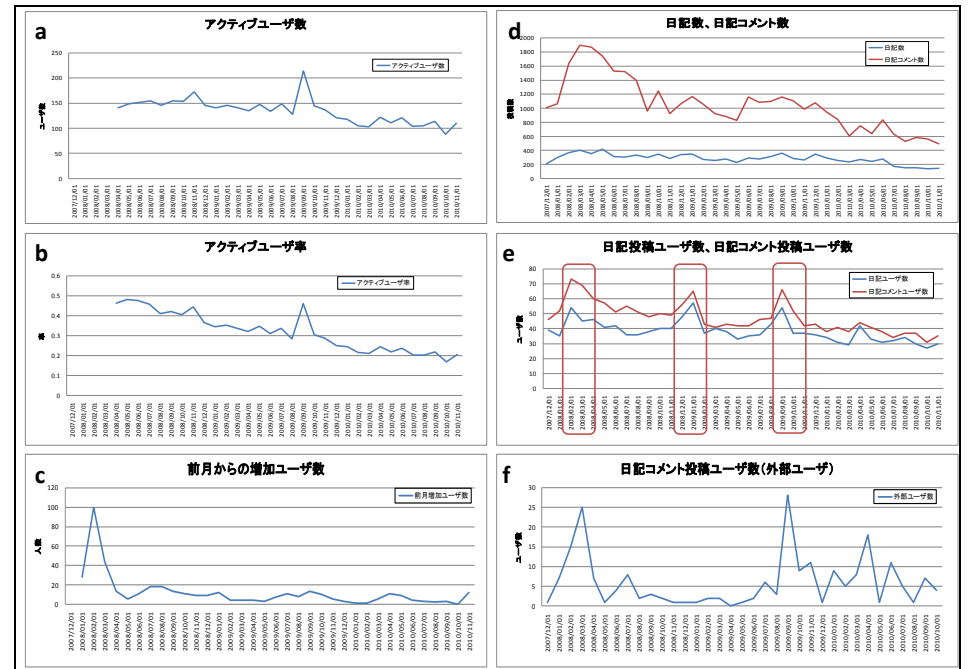


図 4：「sayochi」のアクティブユーザ数・日記投稿数の推移

ここまでの分析で「さよっち」は比較的小規模な地域 SNS であり、密なコミュニティを形成しながらコミュニケーションをおこなっていたことが分かる。一方、災害発生時に内部・外部ともに活発なコミュニケーションがなされ、災害支援のツールとして機能したと考えられる。

次節以降では、日記とそのコメントのネットワークに着目し「さよっち」において実際にどのようなコミュニケーション構造が形成されていたのか、またそれは災害時にどのように変化したのかを明らかにする。具体的には日記と日記に対するコメントをユーザ間のリンクととらえ、「さよっち」におけるコミュニケーションが密にとられているユーザグループをコミュニティとして抽出しその推移を分析する。

同時に、コミュニティ内で特徴的に発言されている単語を抽出しコミュニティの性格付けをおこない、災害発生時にそれらのコミュニティがどのように変容していくかを明らかにする。

### 3. コメントネットワークにもとづくコミュニティの時系列推移

#### 3.1 コメントネットワークからのコミュニティ抽出

本研究では、日記投稿ユーザとコメントユーザの関係を表現したネットワーク（以降、コメントネットワーク）から、コミュニティの抽出を行う。

SNS からのコミュニティ抽出に関しては、ユーザ間のフレンド関係からコミュニティを抽出する方法が一般的な方法である[1]。しかし、地域 SNS などの小規模な SNS の多くは、SNS 登録時に管理者とフレンドとしてつながる場合が多く、コミュニティが密になり易い反面、関係の動的な変化は起こりづらく、日々変化するユーザ間の関係を把握するためには適切でない。近年の研究においては、ある時間間隔における日記投稿ユーザと、その日記に対するコメントを寄せるユーザとの関係をコメントネットワークとして表現し、この関係性をもとにして、中心ユーザの推定やコミュニティ分析を行う研究もなされている[3]。

本研究では、このようなコメントネットワークからのコミュニティ抽出により、日々変化する SNS ユーザの行動に基づいたコミュニティの抽出・分析を行う。また、コミュニティの抽出方法に関しては、ネットワークからのコミュニティ構造の抽出として現在広く用いられているモジュラリティ  $Q$  に基づくネットワーククラスタリング[7]を用いる。図 5 に、コメントネットワークからのコミュニティ抽出の例を示す。

また、本研究ではコミュニティの時系列変化を扱うため、図 5 に示したコミュニティ抽出を、ある一定期間ごとに生成されるコメントネットワークに対して行う。コミュニケーション構造は時間の経過とともに変化するため、すべての期間のデータを用いてコミュニティを抽出することは不適切である。そのため、コミュニティの時系列変化を分析するためには、ある一定期間ごとにコメントネットワークを求め、各時

刻ごとに対してコミュニティを抽出する必要がある。本研究では、ネットワークの時系列分析を扱うコメントネットワークを求める期間  $P$  の開始時期を一定期間ずつスライドさせる方法によって期間  $t$  におけるコメントネットワークを作成する。具体的に、本稿では、このような方法を用いてネットワークの時系列分析を行った研究[3, 8, 9]と同様に、ネットワークを求める期間  $P$  を 3 ヶ月、スライドさせる期間を 1 ヶ月として分析する。

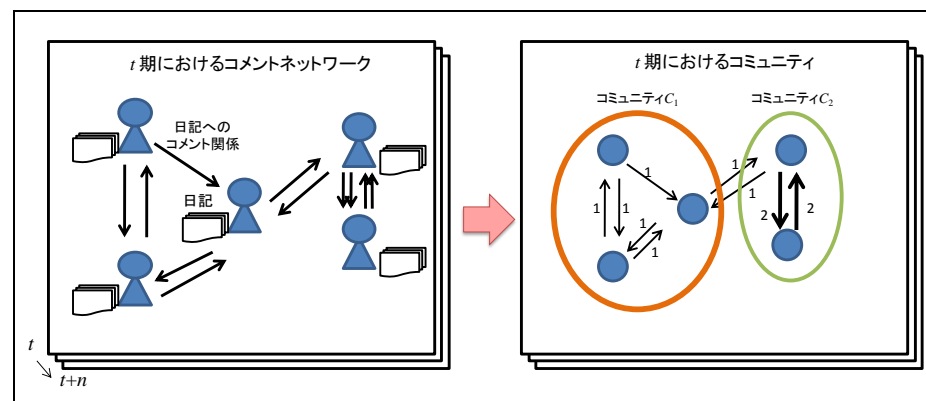


図 5 : コメントネットワークからのコミュニティ抽出の例

#### 3.2 コミュニティの時系列推移

前節 3.1 に示した方法により、 $t$  期ごとのコメントネットワークとコミュニティが抽出されるが、時系列分析を行うためには、 $t$  期のコミュニティと  $t+1$  期のコミュニティを関連を推定する必要がある。

本研究では、コミュニティの時系列分析を行っている橋本ら[10]の研究の方法により、コミュニティの時系列推移を分析する。橋本らは、 $t$  期のコミュニティと  $t+1$  期のコミュニティの類似度を計算し、ある閾値  $\theta$  を超えたものを同じコミュニティとすることで時系列でのコミュニティの同定を行なっている。この方法では、まず各時刻におけるコミュニティの集合  $C(t) = \{c_1(t), c_2(t), \dots, c_{|C(t)|}(t)\}$  を求めることとなる。 $c_i(t)$  は時刻  $t$  における  $i$  番コミュニティのノード集合、 $|C(t)|$  はコミュニティ数である。ここでは、 $c_i(t)$  が時刻  $t+1$  のどのコミュニティに対応するのかを判定する必要がある。この判定は、コミュニティ内のユーザ集合の類似性を表す以下の式(1)によって求められる。

$$\sigma(c_i(t), c_j(t+1)) = \frac{|c_i(t) \cap c_j(t+1)|}{|c_i(t) \cup c_j(t+1)|} \quad (1)$$

上記の式(1)によって、 $C(t)$ と  $C(t+1)$ のすべての組み合わせに対して類似度  $\sigma$  を計算し、類似度の最も大きいコミュニティのペアから順に決定する。なお、一方が既に決定しているペアはスキップする。この作業をすべての連続する時刻間で行うことで、任意のコミュニティの生成から消滅までを追うことができる[11]。

さらに、この方法は、 $t$ 期と  $t+1$ 期のコミュニティの類似度  $\sigma$  を 0 以上のすべてのコミュニティの組み合わせについて考慮することで、コミュニティの分裂や融合も推定することができる (図 6)。

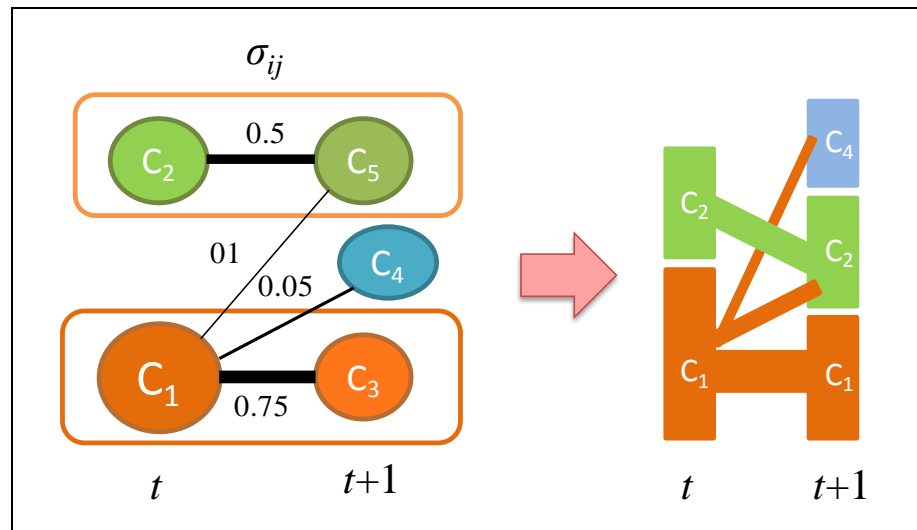


図 6: コミュニティの同定と可視化

### 3.3 コミュニティのラベリング

前節 3.2 で抽出したコミュニティに関して、各コミュニティの意味解釈を行うためには、各コミュニティの特徴を把握する必要がある。

本研究では、各コミュニティ内のユーザのコメント内容を分析することで、コミュニティ内での話題の特徴を把握する。本稿では、各コミュニティ内のユーザ間のコメ

ント内容を形態素解析し、tf-idf の上位用語にもとづいてコミュニティのラベリング作業を行う。具体的には、 $t$  期における各コミュニティ内での複数のコメント集合を一つの文書集合とみなし、各文書集合に対して tf-idf 値を計算し、上位 30 用語をコミュニティの特徴用語として抽出する。そして、これらの特徴用語をコミュニティの存続期間中で集計し、出現期間の多かった上位 30 用語をもとに、コミュニティのラベリングを行う。

## 4. 分析

### 4.1 分析概要

本分析では、佐用町の地域 SNS「さよっち」に対し、コメントネットワークにもとづくコミュニティ構造の時系列推移を分析する。特に「さよっち SNS」の特徴であった災害における SNS 内のユーザの活動の変化に関し、A:開始初期、B:災害前後、C:後期において、コミュニティにどのような変化があったか、またどのようなコミュニティの推移があったかを分析する。

なお、時系列分析におけるコミュニティ同定のための類似度閾値  $\theta$  は、高すぎるとコミュニティ数が多くなってしまいコミュニティの時系列推移の把握が困難になるために、本分析では閾値  $\theta = 0.1$  とした。

### 4.2 分析結果

#### 4.2.1 コミュニティの特徴

図 7 に全期間 (3 年間) でのコミュニティの時系列推移の結果を示す。この結果より、コミュニティ構造に関して、ユーザのコメントの増減のあった時期においてコミュニティ構造が変化していることが分かる。特に、SNS 開始初期から半年後 ( $t=5 \sim 10$ ) と、災害時期 ( $t=19 \sim 23$ ) において、コミュニティの発生・分裂・統合がみられた。なお、各コミュニティの数や存続期間に関しては、開始から 3 年間で合計 29 個、また 1 期間 (3 ヶ月間) のコミュニティ数は平均 4~5 個、1 つのコミュニティの平均存続期間は、5.5 期間であった。

また、表 1 に各コミュニティの特徴用語を示す。この結果より、各コミュニティ内での発言コメントの特徴として、開始初期には写真撮影、日常会話、地域交流の話題に関するコミュニティが存在し、災害のあった時期においては、災害に関する情報の共有や支援・応援の話題に関する新たなコミュニティの発生といった変化があることが分かった。

次節以降において、A~C の各時期のコミュニティ構造にどのような変化があったかを詳しく分析する。

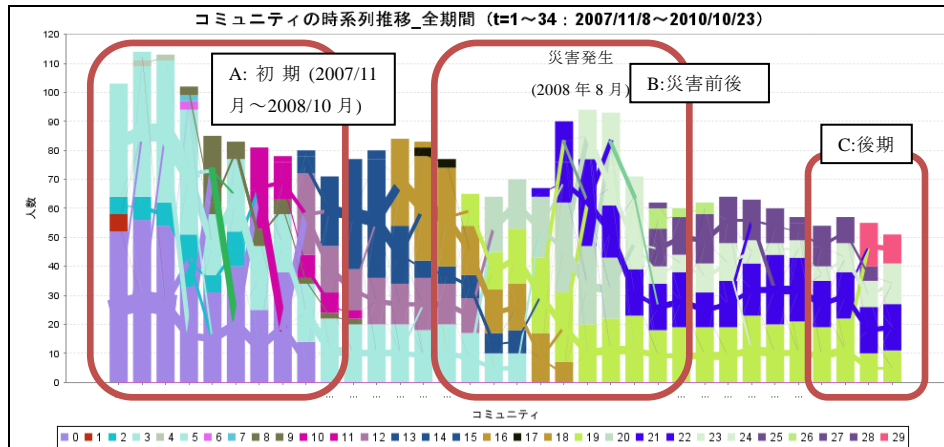


図 7: 全期間 (3年間) のコミュニティ時系列推移

表 1: 各コミュニティの特徴用語

コミュニティ番号	コミュニティ名 ※1: 著者がラベリング ※2: ()内は流入の多かった1期前のコミュニティ番号	特徴用語 (各期間でtf-idf値の上位30用語をコミュニティ存続期間で集計後、出現期間の多かった上位30の用語)	存続期間
C0	写真1	今日, 写真, 人, お願い, 楽しみ, 佐用, 今, まっちゃん, 大変, カメキチ, 話, 映像, 前, うち, ご苦労様, 地域, 皆さん, 綺麗, 気, 山, 今年, ホタル, 笑, 我が家, 撮影, 菖蒲園, 動画, 花, 雰囲気, 雪	t=1~9
C2	日常会話・水木ファン	黒メダカ, 今日, 楽しみ, ほんとう, 水木, おずみオヤジ, 今, 人, 菜の花, 写真, 心, メダカ, 野菜, 福岡, 感じ, 自分, 花, 風, さん, 幸福, 季節, 畑, 奥様, 妖怪, 今年, 世界, 元気, 映画, 大好き, ミズキリスト, 味噌ダレ	t=1~6
C3	地域	人, ガンコオヤジ, ばあや, 気, 今日, 佐用, 楽しみ, 今, ひよこむ, 自分, お願い, 笑, 桃, 大変, 我が家, 今年, ぶり, 素敵, 前, 明日, 大丈夫, オヤジさん, オヤジ, 時間, 参加, 元気, 気持ち, 一緒, 大事, 好き	t=1~18
C8	アートスクール1	佐用, アートスクール, 清流づくり委員会, 練習, 参加, 昆虫館, 詳細, 虫, 遣伝子, 自然, 来年, 車中, 退屈, 経緯, 開催, 感動, 綿々, 赤穂新聞さん, 琉球フェスタ, ちか, 今, 設立総会, 要素, 研究室卒業生, パワー, NPO, 長田, 道語, 予定, 楽しみ	t=4~11
C10	写真2 (←C0)	気, 今, 楽しみ, ソバ, いごっそう, 自然, 葉, 喜び, 優雅, 佐用, Yo, 味, ハーブ, 敬老会, Dr, 実感, 人, 気分, 笑, 作物, 驚き, 鬼太郎茶屋, 怪, 絨毯, 被れ, 奥様, センス, 最近, 香り, 好き	t=7~11
C12	写真3 (←C0, C10)	人, 自分, ほんとう, 佐用, ひと, 今, 子ども, 前, 感じ, 気, 黒メダカ, 写真, 今年, 今日, 昔, 役場, お話, 夫, 家, おっちゃん, 名前, 楽しみ, 大事, 宇治, 心, 花, 手, 紹介, 時代, ナイトさん	t=9~16
C13	アートスクール2 (←C8)	アートスクール, 佐用, お願い, 今, 参加, 楽しみ, 話, 笑, 自分, 皆さん, 時間, 人, 気, 人生, ご苦労様, 紹介, まっちゃん, 誰か, 大人, 東京, イベント, 色々, 大事, 花柳節, お交さん, TOKOさん, 地域, 周り, おりんさん, 表現	t=9~18
C16	地域交流 (←C13)	佐用, 今, お願い, おりんさん, 今日, 楽しみ, 今, 時間, 気, 年, 参加, 大変, 話, 必要, 神戸, 娘, 今年, 準備, 様子, 誰か, 一番, とし君, 雪, 朝, 江川, 尾道, 三木, 家, 今度, 明日	t=13~20
C19	写真4 (←C16)	佐用, お願い, 今日, 写真, 綺麗, とし君, 人, 撮影, 今日, 大変, 参加, 家, 笑, 花, 朝, 皆さん, 楽しみ, 棚田, 残念, きれいな, 仕事, 今年, 機会, 元気, 大阪, 前, 明日, たくさん, ホタル, 一緒	t=16~34(現)
C20	地域・災害1 (←C3, C12)	ガンコオヤジ, 今, 佐用, 人, 気, 笑, 大変, ばあや, インフルエンザ, 今日, お願い, ひとり, 大, 人間, 感じ, 自分, お手伝い, 最近, 遊人さん, ひと, 前, 声, 情報, 水, 見難い, 災害, 状況, 雨, 明日, 心配	t=17~22
C21	災害2・日常	人, 佐用, 今, お願い, 皆さん, まっちゃん, 気, 今日, 大切, 楽しみ, 仕事, 元気, 地域, 月, いろいろ, 今年, 水害, 復興, 必要, 難か, 次, 気持ち, 時間, 帰る, 一緒, 田舎, たくさん, 応援, 休, 活動	t=19~34(現)
C23	災害3 (←C20)	大変, 今, 佐用, 話, 大変, 人, 今年, 風習, お願い, 我が家, 情報, 桃, 今回, 大切, 元気, 楽しみ, 子供, お話, 疲れ, 今日, 雨, おっちゃん, 残念, 昨日, 前, 気, 災害, 行政, 復興, 改修	t=21~34(現)
C25	写真・日常会話 (←C23)	人, 佐用, 今, TOKOさん, 車, 写真, 流れ星さん, 目, 気, 今年, 笑, 人間, V, 言葉, 好き, カランコロンさん, 夢, うち, 今日, 伊丹, 感じ, 飛行機, 最近, 花, 久しぶり, 手, 昨日, 疲れ, マフラー, 奥さま	t=24~33
C26	災害4	あたり, 堆積, 水位, 山, 自然, 流れ, 方, 姿, 貴重, 場所, 生物, 被害, 石, 水, 浸水, 問題, すべて, ダム, 開発, 量, 土砂, 川, 佐用, 稲作, 裏, 縦割行政, 護岸, 自然石, 過去, 世紀	t=24~26
C29	日常会話・オフ会 (←C19, C21)	お願い, 大阪, 人, とし君, 風祭, 感謝, 佐用, オチ会, 受賞, きょう, 朝, 機会, 写真, 自分, 天気, 朝日, 街, 明日, 彼岸花, 草刈り, 今回, 花, 色, 雲海, 綺麗, 今後, 秋, 今年, 空, 撮影	t=33~34(現)

※存続期間が2期以下のコミュニティは表中では除外している (ただし現在進行中のコミュニティは除く)

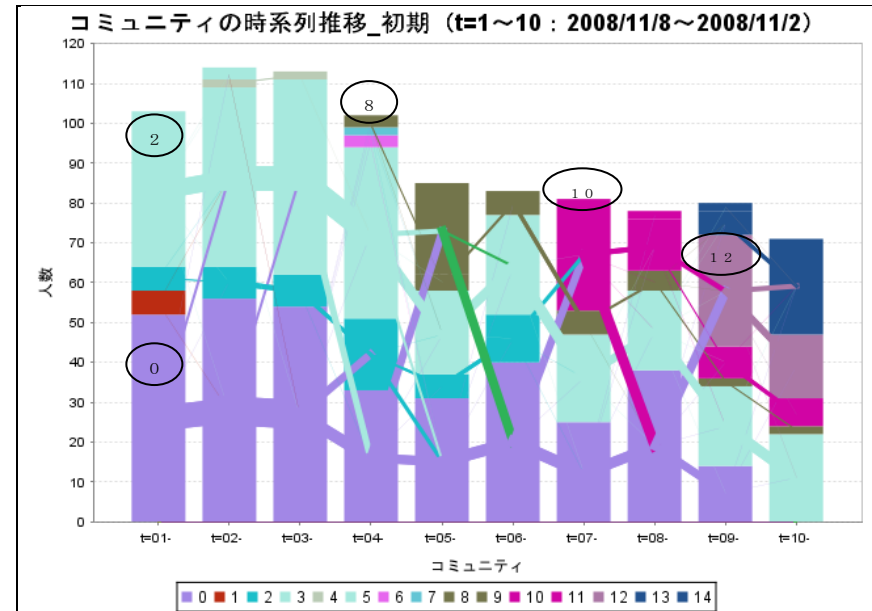


図 8: 「A:初期」のコミュニティ時系列推移

#### 4.2.2 「A:初期」におけるコミュニティの時系列推移

図 8 は「A:初期 (t=1~10)」のコミュニティ時系列推移の結果である。この結果より、SNS の開始当初 (t=0) においては、主に 2 つのコミュニティ (0, 2) がその後の存続期間の長いコミュニティであることが分かる。それぞれ、コミュニティ 2 では「写真」「撮影」「山」「花」「綺麗」といった用語が抽出されていることから、写真の話題に関するコミュニティ、コミュニティ 3 では「佐用」「楽しみ」「参加」といった用語が抽出されていることから、地域の話題に関するコミュニティであることがそれぞれ推測できる。

また、開始から半年後 (t=5~7) の時期においては、コメントを発言するユーザが減少したことからコミュニティ構造に変化がみられるものの、コミュニティの特徴としては、大きな変化はなかった。具体的には、コミュニティ 8 は、「佐用」「アートスクール」「参加」といった地域交流関係の話題、10 と 12 は、2 から分離した写真の話題に関するコミュニティであった。

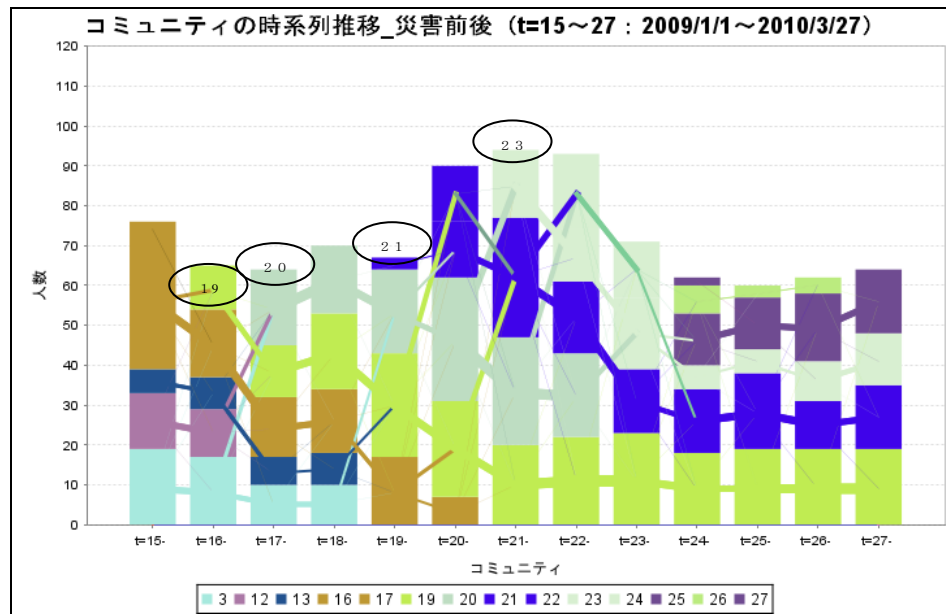


図 9 : 「B:災害前後」のコミュニティ時系列推移

#### 4.2.3 「B:災害前後」におけるコミュニティの時系列推移

図 9 は、「B:災害前後 (t=15~27)」におけるコミュニティ時系列推移の結果である。この結果より、災害前の時期 (t=15~18) においては、写真・日常会話に関するコミュニティ (16, 19) や、地域に関するコミュニティ (20) が主流なコミュニティであったが、災害のあった時期 (t=19以降) においては、コミュニティ構造に大きな変化がみられた。

災害のあった時期 (t=19以降) においては、災害に関するコミュニティ (21, 23) が新たに発生しており、コメントを災害に関して発言するユーザーが増えていることが特徴的であった。また、普段は地域に関する話題を話しているコミュニティであった 20 が「災害」「状況」「雨」「心配」といった災害に関する話題に変化し、その後の災害の話題を扱うメインコミュニティである 23 への橋渡しとなっている点が特徴的であった。

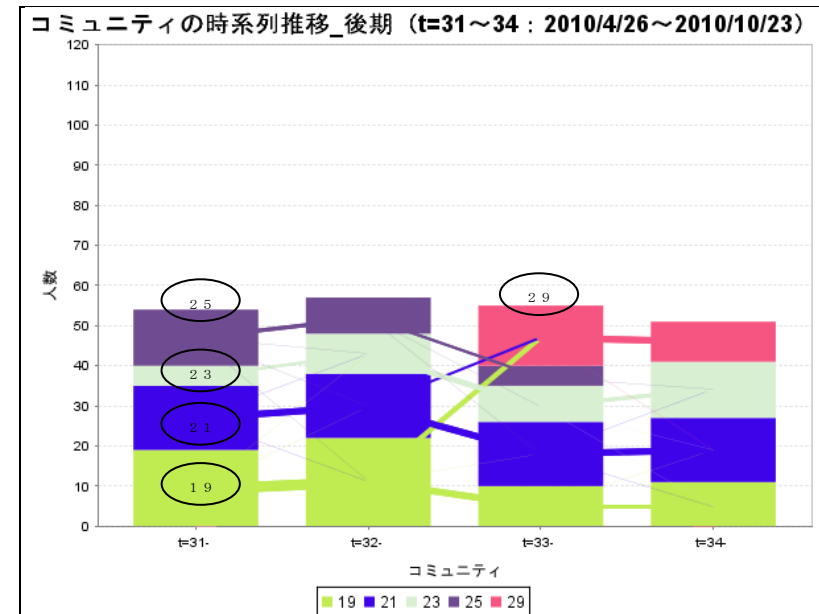


図 10 : 「C:後期」のコミュニティ時系列推移

#### 4.2.4 「C:後期」におけるコミュニティの時系列推移

図 10 は、「C:後期 (t=31~34)」におけるコミュニティ時系列推移の結果である。この結果より、後期 (t=31以降) のコミュニティでは、地域や日常の話題に関するコミュニティ (19, 25, 29) や、災害の話題に関するコミュニティ (21, 23) がみられた。なお、コミュニティ 21, 23 に関しては、災害時期 (t=21) に発生したコミュニティであり、その時のコミュニティが現在でも継続している点が特徴的である。

### 5. 考察

ここまで分析した、コミュニティの推移と発言の特徴をまとめて「さよっち」のコミュニティ構造の変遷を概観したものが図 11 である。図内の数字はコミュニティ番号を表し、矢印はコミュニティの推移を表している。なお、推移と特徴づけは、図 7~図 10 および表 1 をもとに主要な推移と特徴を抽出して作成したものである。

初期に存在したコミュニティ0, 3, 12は、地域社会への関心が高く SNS 創設時期から活発な活動をしているコミュニティである。特に0, 12は主に風景などの写真撮影を話題としている。これらのコミュニティは20へと統合されていく。

一方、8, 13, 16も同様に地域社会への関心が高く、地域の体験スクールや交流会などを開催しているコミュニティである。

災害が発生した時期から、どのコミュニティでも災害に関する話題が話し合われるようになる。特徴的な変化をみると、20は23へと変遷する中で主に災害の対策と復興に関する行政のかかわりなどを話題としている。一方、災害時に発生した21は「手伝い」「応援」といった単語からも推察されるように、主に災害の支援に関して話題にしている。26は「縦割り行政」「護岸」「ダム」「開発」などの単語から、行政の対応への意見や、そもそもの水害の原因や予防などの観点からの話題が多い。19は比較的日常的な会話がが多く、一般的な地域 SNS の使われ方としてもちいられている。29ではオフ会が開催され、その参加者によるコミュニティである。また25は日常的な会話にもどっており、災害対策とともに通常の生活に復帰した様が推察できる。

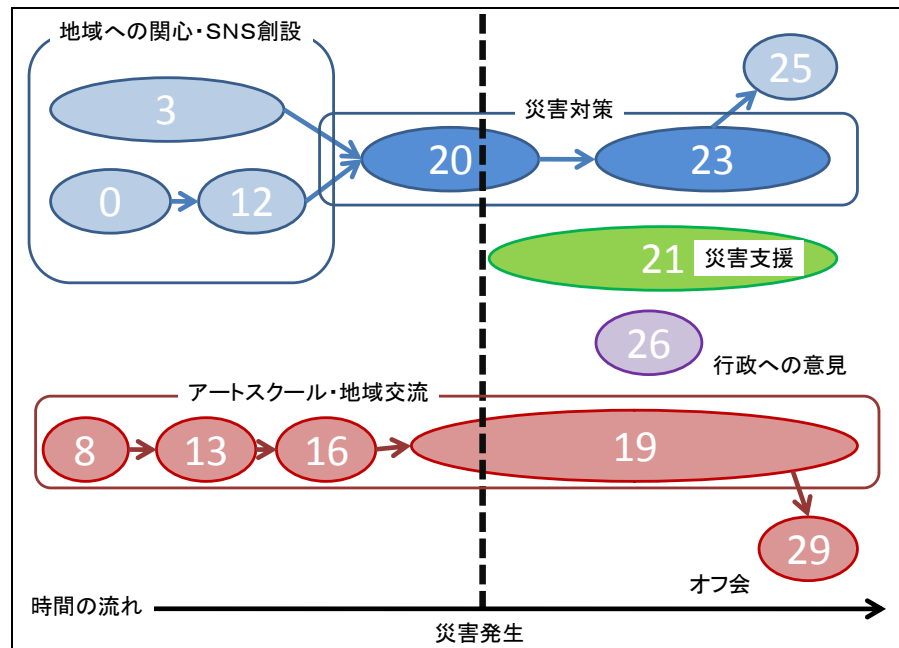


図 11:「さよっち」内のコミュニティの変遷に関する概略図

## 6. 結論と今後の課題

本研究では、地域 SNS 内のコミュニケーション構造の推移を分析することで、災害時にコミュニティ構造に変化が生じ、それぞれのコミュニティで災害に対する態度(支援・対策)などがことなることがわかった。こうしたコミュニティ推移に関する分析をリアルタイムでおこない、運営者にフィードバックすることで、地域 SNS による災害支援をより有効におこなうことができる可能性がある。たとえば、例えば、日常的な地域交流を話題にしているコミュニティは対策立案の依頼をおこない、支援を志向しているコミュニティに支援受け入れのマネジメントを依頼するなどが考えられる。

本研究では、日記と日記に対するコメントの繋がりによる分析をおこなったが、トピックを介した友人との繋がりや話題の推移を併せて観察することで、日常的なコミュニケーションと話題志向なコミュニケーションの重層的な関係を理解できると考えられる。また、コミュニティの中心メンバーの役割を分析することも課題である。例えば、コミュニティが分岐するときだれがどのように振る舞い、新しいコミュニティが活性化していくのかといった課題が挙げられる。そのほか、外部ユーザがコメントすることの効果や他の SNS との連携など事例の積み上げることが重要である。

## 参考文献

- 1) 松尾豊, 安田雪: SNS における関係形成原理",人工知能学会論文誌, Vol.22, No.5, pp.531-541 (2007)
- 2) 内田誠, 白山晋: SNS のネットワーク構造の分析とモデル推定, 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.9, pp.2840-2849 (2006)
- 3) 鳥海不二夫, 山本仁志, 諏訪博彦, 岡田勇, 和泉潔, 橋本康弘: 大量 SNS サイトの比較分析, 人工知能学会論文誌, Vol.25, No.1, pp.78-89 (2010)
- 4) 財団法人地方自治情報センター: 地域 SNS の活用状況等に関する調査, <http://www.lasdec.nippon-net.ne.jp/cms/resources/content/3686/result.pdf>, 2009
- 5) 岡本健, 田中秀幸: 地域 SNS のユーザー同士のつながり方に着目したネットワーク分析, 日本社会情報学会誌, Vol.21, No.1, pp.45-55 (2009)
- 6) 鳥海不二夫, 石田健, 石井 健一郎: 地域 SNS のネットワーク構造分析, 電子情報通信学会技術研究報告. AI, 人工知能と知識処理, Vol.108(208), pp.33-38 (2008)
- 7) Newman, M.E.J.: Fast algorithm for detecting community structure in networks, Phys.Rev.E, Vol.69, p.066133 (2004)
- 8) Howison, J., Inoue, K. and Crowston, K.: Social Dynamics of Free and Open Source Team Communications, In Proceedings of the 2nd International Conference on Open Source Systems (OSS'06), pp.319-330 (2006)
- 9) 大平雅雄, 杉本真佑, 前島弘敏, 亀井靖高, 松本健一: OSS コミュニティにおける協働作業プロセス理解のための中心性分析, 情報処理学会シンポジウム グループウェアとネットワークサ

ービス・ワークショップ 2007 論文集, Vol.2007, No.11, pp.7-12 (2007)

10) 橋本康弘, 陳 Yu, 大橋弘忠: ソーシャルネットワークからのコミュニティ時系列の抽出と可視化分析, 情報処理学会研究報告. MPS, 数理モデル化と問題解決研究報告, Vol.71, No.16, pp.63-66 (2008)

11) Palla, G., Barabasi, A.L. and Vicsek, T.: Quantifying social group evolution, Nature, Vol.446, pp.664-667 (2007)