

大規模データを活用したソーシャル・キャピタルと中長期的災害復興の関連性の実証研究

代表研究者 澁谷遊野 東京大学大学院 情報学環 特任助教

1 はじめに

近年、豪雨や台風などの水害をはじめとする大規模災害の頻発化・激甚化に伴い、災害対応から災害復旧・復興までを効率的・効果的に達成することが社会課題となっている。実社会での人々の災害復旧・復興に関する活動をリアルタイムに近い形でセンシングし、中長期的な軸の中での状況把握を高めるために、いわゆるビッグデータの活用・有効性についてこれまで研究・議論が進められてきているが、本研究では、特にオンライン空間における人々のつながりに着目して、中長期的な復旧復興とソーシャルキャピタルの関連性を明らかにすることを目的とする。後述するように、ソーシャルキャピタルと災害復興の関連性を巡っては、被災コミュニティ内のソーシャルキャピタルが災害復興で重要な役割を果たすことが、多様に実証研究等で指摘されてきているが、昨今災害発生時に活用が進んでいるソーシャルメディア上のソーシャルキャピタルと災害からの復旧復興との関連性に関する研究蓄積は浅い。そこで、本研究では、国内外で発生した様々な種類の災害を分析対象として、被災経験の有無に着目しながら人々のTwitter上のソーシャルキャピタルを定量的に把握し、中長期的軸の中での経時変化を分析する。

本論文は次のように構成される。まず第2章で関連研究をまとめる。続いて、第3章で災害前後でのTwitter上のソーシャルキャピタルに関連する指標の定量的な変化を分析する。第4章では災害後の中長期的な時間軸の中でのTwitter上のソーシャルキャピタルに関連する指標を分析する。第5章ではオフラインにおける社会経済的復旧復興を中長期的に把握するために、不動産データによる推計を行う。最後に、第6章で全体をまとめて、今後の研究の方向性を示す。

2 関連研究

2-1 大規模災害からの中長期的な復興とソーシャルキャピタル

(1) ソーシャルキャピタルと災害

ソーシャルキャピタルの定義は曖昧性を抱えるものの多様に研究が行われており、社会科学の様々な分野で研究が行われている。コミュニティのソーシャルキャピタルに関しては、「信頼、規範、ネットワーク」の3つの側面を用いたPutnam(1993)に代表されるような、マクロ的視座で社会的な関係の構造に着目しコミュニティ単位でのソーシャルキャピタルを対象とした研究群のほか、個人レベルの社会的な関係に着目してミクロ的視座でソーシャルキャピタルを捉えるLin(2002)などの研究群がある(薛, 2019; Szreter & Woolcock, 2004; Adler & Know, 2002)。Lin(2002)はソーシャルキャピタルを「ネットワークに埋め込まれた資源(原文: resources embedded in social networks accessed and used by actors for actions)」と定義する。ソーシャルキャピタルのもたらす効果については、その良い面や悪い面など多様に研究されてきているが、利点の一つとして、多様な情報へのアクセスを可能にし、情報の質や関連性や、即時性を向上させることが挙げられる(Adler & Kwon, 2002)。

災害発生時やその後の復旧復興にあたっては、不確実性が常に伴い情報の必要性が平常時より高まる(Sellnow, 2002)。ソーシャルキャピタルは、災害からの復旧・復興を説明するものの一つとしてその重要性が1990年代末ごろから関連研究の中で多様に議論されてきた(Hawkins, 2010)。これは、トップダウン型の災害対応のみならず、ボトムアップ型での災害対応や住民参画や自助・共助の必要性の高まりにもあいまり、特に研究や実践が広まってきた背景がある。先行的な研究としては、例えば、Buckland et al. (1999)は、1997年のカナダで発生した洪水の事例研究に基づき、ソーシャルキャピタルに基づいて2つの被災コミュニティを分析し、ソーシャルキャピタルの水準が高いコミュニティは災害前の対策が充実し災害対応も効果的であったと論じた。その後、2000年代半ばにソーシャルキャピタルと災害に関する研究は充実し、例えば、Aldrich (2012)は、1923年関東大震災や、1995年阪神淡路大震災や米国ハリケーンカトリナ、2004年スマトラ島沖地震を事例に定量的に実証分析を行い、コミュニティの復興を説明する変数としてソーシャルキ

ャピタルを示した。また、Cai (2017)などで、先進国に限らず発展途上国で発生した災害でも同様に、ソーシャルキャピタルが重要な役割を果たすことが確認されている。

ソーシャルキャピタルは3つの類型分けて議論されることが多い。すなわち、結合型 (bonding)、橋渡し型 (bridging)、リンク型 (linking) である。結合型は水平的なつながりの強い紐帯から形成され、家族、親しい友人などが該当する。橋渡し型は、垂直的なつながりの弱い紐帯から形成され、他地域や他コミュニティとのつながりなどが該当する。リンク型は、権力や財源を持つ政府や大きな組織などのつながりなどをさす。Hawkins and Maurer (2010)は、結合型、橋渡し型、リンク型の3類型に基づきハリケーン・カトリーナーを事例研究し、災害直後は結合型が重要な役割を果たす一方で、中長期的復興の過程では橋渡し型とリンク型が重要な役割を果たすと論じている。

これらの先行研究は、地域やコミュニティレベルのソーシャルキャピタルを指標化し検討しているものが多く、個人レベルのソーシャルキャピタルは、定量化の困難さなどから十分な研究の蓄積があるとは言い難い。その一方、災害後、被災者が避難や災害復興住宅へやみなし住宅へ移転するなどの移動に伴って、平常時から築き上げてきた地域間の社会関係が分断されるなどして、被災者個人の社会関係が大きく影響を受けることから、個人レベル視点でのソーシャルキャピタルを検討することも重要な課題である (薛, 2019)。本研究で着目するソーシャルメディアは、個人レベルでのソーシャルキャピタルの定量化も可能とすることなどから、近年着目されており、次項でまとめる先行事例も見られる。

(2) ソーシャルメディアデータを用いたソーシャルキャピタルの計測

インターネット、特にソーシャルメディアは、弱い紐帯を広める効果があると言われている (Boase 2006, Silver et al., 2019)。Cliff et al. (2012)によると、ソーシャルメディア利用者は情報探索活動を行っている者は、そうでない者に比べてより多くの友人を持ち、1日あたりに利用時間が増え、関係性への投資を行っている兆候が見られる。また、一般的には、オフライン環境で見られるソーシャルキャピタルの特徴、例えば男女差などによるソーシャルキャピタルの相違は、オンラインにおいても観察されることが示されている (Chai et al., 2011)。

関連研究において、災害時は、人々は積極的に情報探索活動をインターネットで行い、オンライン上でのフォーラムで地域に関連した情報を探索したり、弱い紐帯を活用したりすることなどが示されている。そして、被害が大きいほど、人々は不確実性の解消のための活動に積極的になり、他の主要メディアの代わりにインターネットを活用する可能性が指摘されている (Procopio & Procopio, 2007)。Procopio & Procopio (2007)は災害時のインターネットの活発的な利用の背景として(1)不確実性を減らすためと、(2)心の支えを得るための2点をあげ、被災経験者はそれ以外の人に比べてもより積極的に不確実性を減らそうとオンラインでの情報探索活動に積極的になる可能性があると論じている。

災害に焦点を当てたソーシャルメディア上のソーシャルキャピタルの定量的研究としては、Metaxa et al. (2019)がある。この研究では、Facebook上の3種類のソーシャルキャピタルとハリケーンからの避難行動を分析し、橋渡し型とリンク型のソーシャルキャピタルと避難行動は正の相関があることを見出した。また、Hawkins & Maurer (2010)は強い紐帯は災害発生直後の当座の支援に重要であるが、弱い紐帯 (橋渡し型・リンク型)は、長期的な生存や、広域の地域やコミュニティの復旧復興に効果的であることを示した。なお、本研究で分析対象とするTwitterは、Phua (2017)によると、FacebookやInstagram等に比べて、ソーシャルキャピタルの中でも特にbridging型の醸成に貢献するという。

(3) 災害からの社会経済的復興の指標

災害時には常にタイムリーな意思決定が求められるため、被災や災害関連の情報を入手し、管理・活用することが重要である。近年、ビッグデータと呼ばれる大量・多様・高速なデータが研究者や実務者の間で活用する動きが活発で、災害時に利用可能なビッグデータには、例えば、衛星画像やセンサーデータ、ソーシャルメディア、トランザクションデータなどがある (Struijs et al., 2014)。これらのビッグデータは災害時のあらゆる段階 (準備、対応、復旧、軽減など) で有用である (Arslan et al., 2017; Shibuya 2017)。復興期に関しては、情報はコミュニティの復興を成功させるための重要な特徴の一つであり、計画の有効性は、政策の確立や行動を促進するために利用される情報によって左右される (Mileti 1999)。しかし、災害対応期など災害発生直後などの他のフェーズと比較して、復旧復興期に焦点を当てた研究は少ない (Shibuya 2017)。公的統計や調査などの既存の復興指標は、生データとして収集され、すぐに使える統計形式に変換されるまでに時間がかかる一方、ビッグデータは時間空間的流動が細かくリアルタイム性に優れていて、ビッグデータの活用による復興プロセスをモニタリングは、被災したコミュニティの状況をより正確にかつ詳細

に把握する可能性がある。本研究では、後述するように、住宅市場データに焦点を当ててオフラインでの社会経済的復旧復興の把握を試みるが、これは、住宅が社会経済的な復旧復興において重要な役割を示すことが示されているからである。例えば、1995年の阪神淡路大震災後のワークショップ等の結果を基にした Tatsuki & Hayashi (2002) では、震災を経験した人が生活の回復を評価する際に、住宅が他の要素（社会的ネットワーク、コミュニティ、心身の健康、災害への備え、経済状況、政府の支援など）と比較して、最も重要な要素であることが明らかにされている。

住宅市場データに関しては、災害が住宅市場に与える社会経済的影響を調査した様々な研究が既にある。これらの研究には、特定のハリケーンや洪水の研究、複数のハリケーンの時系列的な影響、海岸や洪水のリスクとの関係などが含まれる。例えば、ハリケーン・アンドリューを調査した先行研究では、ハリケーンが郡内の住宅所有者にリスク情報を伝え、それが不動産価値の下落につながったことを示した (Hallstorm & Smith, 2005)。McCoy & Zhao (2018) は、ハリケーン・サンディを事例として、災害後の住宅投資を調査し、暴風雨被害が認知リスクの変化を促進することを明らかにした。Nyce et al., (2015) は、暴風雨がリスクの高い地域の住宅所有者に新しい情報を伝え、消費者は保険料をリスクシグナルとして利用している可能性を示した。複数の暴風雨を調査した研究 (Bin & Landry, 2013) では、洪水地域で販売された住宅では、有意なリスク保険料が 6.0%から 20.2%の間であったが、この効果は時間の経過とともに減少していたことがわかった。また、ハリケーン・カトリーナの前後で、ニューオーリンズの住宅に対する消費者の購買意欲に与える影響を調べたところ、McKenzie & Levendis (2010) は、カトリーナ後に洪水が発生しやすい地域でのプレミアムが上昇したことを明らかにした。また、Barr et al., (2017) では、ハリケーン・サンディの浸水域までの距離などを用いて、ハリケーン・サンディが不動産に与える影響を分析した。以上のように、これらの先行研究では、大規模災害後の住宅市場データに関して、住宅価格に反映されたリスク認識などに焦点を当てた研究が多く、住宅市場データにビッグデータの特性を活用して社会経済復興活動を捉えることの可能性に着目した学術的研究は十分でない。

2-2 小括

本節では、本研究に関連する先行研究を概観した。まず、災害復旧復興とソーシャルキャピタルに関する議論を、次のソーシャルメディアデータを用いたソーシャルキャピタルの推計に関する研究を、最後に、不動産データを用いた災害復旧・復興の把握の可能性をまとめた。次節以降で、これらの先行研究を踏まえて、ソーシャルメディア上のソーシャルキャピタルの推計と中長期的復旧復興の時間軸の中での変化を分析する。

本研究は3つの分析から構成される。まず第3節で、災害前後でのオンライン上でのソーシャルキャピタルに関して分析を行う。続いて第4節で、災害後の中長期的な時間軸の中でのオンライン上でのソーシャルキャピタルを分析する。第5節では、オフラインでの社会経済的な復旧復興を、住宅市場データを用いて捉える。最後に、第6節で本研究をまとめる。

3 災害前後のオンライン上のソーシャルキャピタル

3-1 研究手法

本節では大規模災害発生時のソーシャルメディア上の人々つながりを分析することで、災害発生前後の、被災経験者と非被災経験者のソーシャルキャピタルの特徴を見出すことを目的とする。本研究では Twitter データを用いる。ソーシャルメディアの各プラットフォームはそれぞれにサービスの特徴が異なることから、人々がどのように利用するかや、言動のパターンなどは異なることが指摘されている。前述の通り、特に Twitter は、Facebook や Instagram 等に比べて、ソーシャルキャピタルの中でも特に橋渡し型の醸成に貢献することが明らかにされている (Phua, 2017)。本来は、多様なソーシャルメディアプラットフォームを多面的に実証すべきであるが、データ取得可能性から、本研究では Twitter に焦点を当てて分析を行う。このため、本研究ではソーシャルキャピタルのうち、Twitter で広く観測されるとされている橋渡し型が災害時にも多く観察されると仮説を置きながら、分析を行う。

(1) データ

本研究では、国内外の災害を対象に災害発生前後の Twitter データを収集し、被災経験者と非被災経験者のソーシャルキャピタルを比較する。国内の災害については筆者が Twitter API を用いて収集したデータを用いる。国外のデータについては、既に災害に関する様々なラベルが付されているオープンデータ (Olteanu et al., 2015) を用いる。国外のデータ (Olteanu et al., 2015) は、Twitter の内容と同じ母国語を持つ

アノテーターが Twitter の内容を読んで判断したラベルを有していること、様々な種類・発生場所、特徴を持つ災害をカバーすることなどから採用した。Olteanu et al. (2015) のデータセットは 2012 年から 2013 年に世界で発生した多様な種類の災害発生時のツイートを Twitter API を用いてキーワードを基に収集したものである。ラベルには、Twitter の発信者の区別について目撃者(Eyewitness)、政府機関、NGO、企業、メディア、アウトサイダー (Outsider) に分類されている。本研究では、発信者の区分が目撃者と分類されている Twitter ユーザーを被災経験者として、アウトサイダーを非被災経験者として分析を行った。国内のデータは、筆者が Twitter API を介して収集したデータのうちランダムにサンプリングしたツイートを用いた。分析にあたっては、日本語を母国語とするアノテーターがサンプリングした Twitter の内容を読み、災害の目撃者か否かをラベル付を行った。なお、国内外の収集データとも、他のユーザーと重複内容のツイートを発信しているユーザーは除外した。

続いて、ラベル付した Twitter の発信者の災害前 1 週間のツイートを追加的に Twitter API を用いて収集した。Twitter API の制限で災害前 1 週間の収集できない場合や、ユーザーが既に過去のツイートを削除している場合、または災害前 1 週間にツイートが無いユーザーは、分析の対象外とした。本研究が対象とする災害のデータセットとそれぞれの被災経験者群と非被災経験者群の人数を表 1 に示す。

本研究では、ソーシャルキャピタルの指標として、分析データから計測可能な次の指標を操作的に Twitter ユーザーごとに得て分析に用いた。ここでは、ツイートの返信に観察される弱い紐帯 ($ReplyToWeekTies_i$)、強い紐帯 ($ReplyToStrongTies_i$)、そして全ての紐帯 ($CommWithAllTies_i$) に分けて推計する。

$$ReplyToWeekTies_i = \frac{1 + WeekTies_i}{1 + DuringTies_i}$$

$$ReplyToStrongTies_i = \frac{1 + StrongTies_i}{1 + DuringTies_i}$$

$$CommWithAllTies_i = \frac{DailyAverageTiesDuring_i}{DailyAverageTiesBefore_i} \times 10^2$$

ここで、 $WeekTies_i$ は i 番目のユーザーが災害時に返信したユーザーのうち、災害前 1 週間にはリツイートや返信を行っていないユーザーの数を示す。 $StrongTies_i$ は i 番目のユーザーが災害時にリツイートしたユーザーのうち、災害前 1 週間にもリツイートや返信を行なったユーザーの数を示す。また、 $CommWithAllTies_i$ は、 i 番目のユーザーの全ての返信とリツイート先のユーザー数が災害前と災害時でどのように変化したかを示す。 $DailyAverageTiesBefore_i$ は i 番目のユーザーが災害前 1 週間で返信やリツイートなどのコミュニケーションをとったユーザーの数の 1 にあたりの平均を、 $DailyAverageTiesDuring_i$ は i 番目のユーザーの災害時に返信やリツイートなどのコミュニケーションをとった 1 日あたり平均ユーザー数を示す。

(2) 分析手法

上で操作的に定めた指標が、被災経験者と非被災経験者で相違があるかを検証する。本研究では 2 つの分析を行う。第一に、被災経験者群と非被災経験者群の 2 群間の代表値の差の検定を行う。本研究では、データの正規性や等分散性を仮定しない時に適用可能なウェルチの t 検定を用いた。第二に、被災経験の有無 (被災経験者 1、それ以外 0) を被説明変数としてロジスティクス回帰分析を行い、上の指標の被災経験有無との相関関係を分析した。ロジスティクス回帰分析時にはソーシャルキャピタルに関する 3 つの指標以外に、収集データから得られる災害の発生場所や種類に関する変数を制御変数として用いて推計を行った。ロジスティック回帰で用いた変数の記述統計量は表 2 に示す。

表 1. 分析対象の Twitter データの対象災害に関する情報

災害の名称	国	データ出典	データ取得開始	被災経験ユー	非被災経験ユー
			日時	ザー数	ザー数
2012 年コスタリカ地震	コスタリカ	Olteanu et al. (2015)	2012-09-04	8	27
2012 年イタリア地震	イタリア	Olteanu et al. (2015)	2012-05-20	8	23
2012 年フィリピン洪水	フィリピン	Olteanu et al. (2015)	2012-08-06	32	14
2012 年台風パブロ	フィリピン	Olteanu et al. (2015)	2012-11-28	11	10
2012 年ベネズエラ精錬所爆発事故	ベネズエラ	Olteanu et al. (2015)	2012-08-25	3	46
2013 年アルベルト洪水	カナダ	Olteanu et al. (2015)	2013-06-20	42	26
2013 年オーストリア山火事	オーストリア	Olteanu et al. (2015)	2013-10-12	4	6
2013 年ボホロ地震	フィリピン	Olteanu et al. (2015)	2013-10-14	9	65
2013 年ボストンテロ	米国	Olteanu et al. (2015)	2013-04-15	1	70
2013 年ブラジルナイトクラブ火災	ブラジル	Olteanu et al. (2015)	2013-01-27	1	55
2013 年コロラド洪水	米国	Olteanu et al. (2015)	2013-09-12	6	27
2013 年グラスゴーヘリ墜落	英国	Olteanu et al. (2015)	2013-11-29	1	45
2013 年 LA 空港射撃事件	米国	Olteanu et al. (2015)	2013-11-01	10	41
2013 年マニラ洪水	フィリピン	Olteanu et al. (2015)	2013-08-17	32	16
2013 年クイーンズランド洪水	オーストラリア	Olteanu et al. (2015)	2013-01-21	5	8
2013 年ロシア隕石落下	ロシア	Olteanu et al. (2015)	2013-02-14	2	90
2013 年サルディニア洪水	イタリア	Olteanu et al. (2015)	2013-11-16	1	49
2013 年西テキサス爆発	米国	Olteanu et al. (2015)	2013-04-18	5	93
国外小計				181	711
2018 年西日本豪雨	日本	著者	2018-07-07	54	275
2018 年大阪地震	日本	著者	2018-06-18	63	490
2018 年北海道胆振地震	日本	著者	2018-09-06	26	1688
2019 年台風 19 号	日本	著者	2019-10-11	29	414
国内小計				172	2867
合計				441	3932

表 2. ロジスティクス回帰で用いた変数の記述統計量

変数名	mean	std	min	max	操作変数の説明
<i>local</i>	0.09	0.29	0	1	<i>i</i> 番目のユーザーが被災経験者なら 1、それ以外は 0
<i>natural disaster</i>	0.93	0.25	0	1	自然災害である場合は 1、人為的災害・事故などは 0
<i>earthquake</i>	0.19	0.39	0	1	地震である場合は 1、それ以外は 0
<i>instantaneous</i>	0.37	0.48	0	1	突発性の災害である場合は 1、それ以外は 0
<i>japan</i>	0.83	0.38	0	1	災害の発生場所が日本である場合は 1、それ以外は 0
<i>philippines</i>	0.03	0.18	0	1	災害の発生場所がフィリピンである場合は 1、それ以外は 0
<i>usa</i>	0.05	0.21	0	1	災害の発生場所が米国である場合は 1、それ以外は 0
<i>australia</i>	0.00	0.06	0	1	災害の発生場所がオーストラリアである場合は 1、それ以外は 0
<i>italy</i>	0.01	0.11	0	1	災害の発生場所がイタリアである場合は 1、それ以外は 0
<i>australia</i>	0.00	0.06	0	1	災害の発生場所がオーストラリアである場合は 1、それ以外は 0
<i>costarica</i>	0.01	0.09	0	1	災害の発生場所がコスタリカである場合は 1、それ以外は 0
<i>venezuela</i>	0.01	0.08	0	1	災害の発生場所がベネズエラである場合は 1、それ以外は 0
<i>canada</i>	0.01	0.10	0	1	災害の発生場所がカナダである場合は 1、それ以外は 0
<i>brazil</i>	0.01	0.10	0	1	災害の発生場所がブラジルである場合は 1、それ以外は 0
<i>casualty</i>	0.01	0.02	0	19	災害による死者数 (行方不明者も含む) $\times 10^{-3}$
<i>CommWithAllTies</i>	0.05	0.01	0.001	2.78	
<i>ReplyToWeekTies</i>	0.22	0.18	0.001	1	
<i>ReplyToStrongTies</i>	0.17	0.16	0.001	1	

3-2 分析結果

(1) 被災経験者と非被災経験者の Twitter 上のソーシャルキャピタルの災害前後変化の差

図1は、被災経験者と非被災経験者のソーシャルキャピタルに関連する3つの指標の分布をヒストグラムで示したものである。左端は *CommWithAllTies* を、中央は *ReplyToWeekTies* を、右端は *ReplyToStrongTies* で、赤は被災経験者を、青は非被災経験を示す。垂直方向の直線でそれぞれのグループの平均値を示している。3指標の代表値の差をウェルチの *t* 検定を用いて検証したところいずれの指標も、統計的に優位に被災経験者と非被災経験者で代表値に差があることが示された (p value < 0.01)。

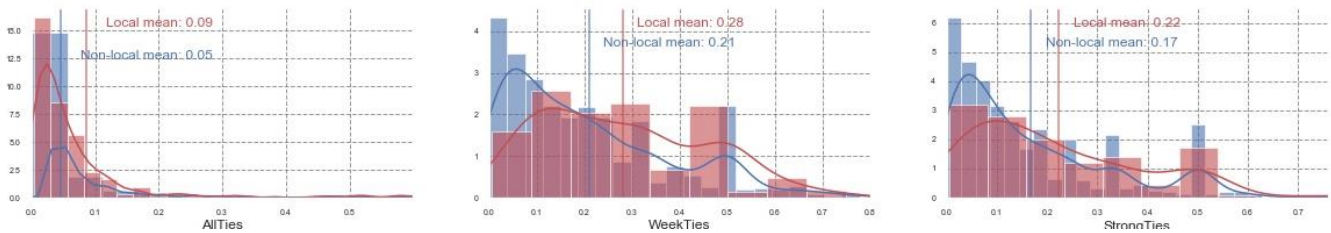


図1 被災経験者と非被災経験者のソーシャルキャピタル関連3指標の分布と平均値

(2) ロジスティクス回帰分析

続いて、被災経験の有無とソーシャルキャピタル関連3指標に相関関係があるかを、ロジスティクス回帰分析を用いて分析した。図2に、推計した各変数のオッズ比 (log scale) をまとめて示す。図中の点とラベルは推定したオッズ比を左右の直線で95%信頼区間を示す。同図に基づいて結果を概観すると、ソーシャルキャピタルに関連する3指標のうち *CommWithAllTies* は統計的に優位に被災経験の有無と正の相関があることが確認された ($p < 0.05$)。また、*ReplyToWeekTies* と *ReplyToStrongTies* は5%有意水準で統計的に優位な相関は確認できなかった。

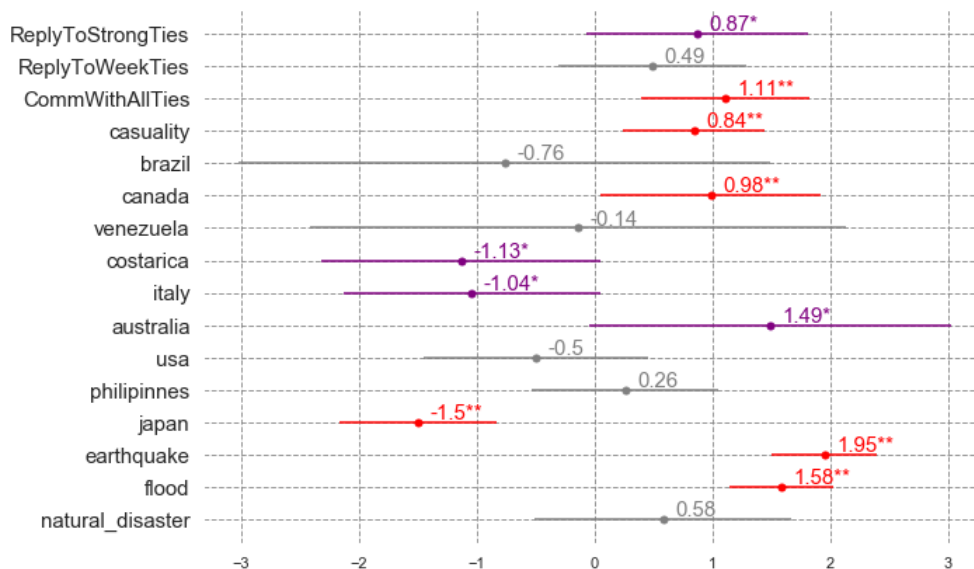


図2 Log Odds

註：*： $p < 0.1$ ，**： $p < 0.05$

3-3 考察

本項では、前項で示した分析結果を考察する。本節ではまず、被災経験者と非被災経験者の2群間でTwitterにおけるソーシャルキャピタルに関する3つの指標の代表値にそれぞれ差があるかを分析した。続いて、それら3指標が被災経験の有無との相関関係を、ロジスティクス回帰を用いて分析した。

CommWithAllTies に着目した分析結果からは、災害関連のツイートを行なっている被災経験者も非被災経験者も、平時に比べてより幅広い帯をTwitter上で持つが、特に被災経験者は非被災経験者に比べても有意にTwitter上でより多くの弱い紐帯とのつながりをもつことが示唆された。一般的に、不確実性が高まる災害時においては、インターネット上などでの情報ニーズが高まることが示されていて (Timothy et al., 2002)、本研究の結果はその結果を裏付けるとともに、特にソーシャルメディアにおいて、被災経験者は非被災経験者に比べてより広いつながりを活用する・活用しようとしていることが示唆される。実際に被災の程度が大きい場所にいる人ほど、状況の不確実性を低減するために、周囲のローカルな状況に関する情報を得ようと、インターネット上での情報探索行動を活発にする可能性がある (Claire et. al., 2007)。被災経験者が非被災経験者に比べてより幅広いつながりを活用とする背景については、Twitterの内容分析など詳細な研究が求められる。

3-4 小活

本節では、災害前後のオンライン上のソーシャルキャピタルについて、被災経験の有無に着目して分析を行った。Twitterデータを用いて国内外の多様な災害を対象に分析した結果、Twitter上において、被災経験者は非被災経験者とも、災害に関するツイートをしている人々は、災害前と比べてより多くの紐帯とのつながりを持つが、特に被災経験者は非被災経験者と比べて、弱い紐帯のつながりが災害後に増える可能性が示唆された。災害の特性による、ソーシャルメディア上のソーシャルキャピタルの相違や、新たな紐帯とどのようなつながりを持っていたかなどは、質的な研究が求められる。

4 中長期的な復旧復興におけるオンライン上でのソーシャルキャピタル

4-1 研究手法

本節では、大規模災害後中長期的な復旧復興の時間軸の中で、オンライン上のソーシャルキャピタルがどのように変化するかを捉えることを目的とする。本節の研究でも、前節同様データの取得可能性からTwitterデータを用いる。また、前節の分析の結果、特に弱い紐帯を中心に被災経験者はソーシャルキャピタルが災害後に増加する可能性が示唆されたことや、先行研究で中長期的な復旧復興では弱い紐帯が重要な役割を果たすことが明らかにされていることなどから、中長期的な時間軸の中でのソーシャルメディア上でのソーシャルキャピタルの変化を捉えようとする本節の研究においても、弱い紐帯(橋渡し型)に着目して分析を行う。

(1) データ

国内の災害に関しては前節で扱ったデータのほか、2011年東日本大震災時のTwitterデータも追加でも用いた。東日本大震災に関連するデータは、被災経験の有無について、災害に関連する話題を発信しているか否か(アノテーターによる教師データの作成および機械学習による分類問題)と被災地の地名を明示的にツイートやTwitterプロフィールの中で使用しているかどうかに基づいてラベリングを行った。国外の災害は前節と同じOlteanu et al. (2015)を用いた。

(2) 分析手法

本節では、Twitter上でのソーシャルキャピタルの経時的推移変化を捉えることを目的とする。Twitterデータから操作的にソーシャルキャピタルを推計する方法としては、第1節で用いた方法(リツイートやリプライ)先のユーザーを用いる方法が考えられるが、本節では、分析対象データの保有する情報量の限界などを考慮して、次に示すTwitter上の新規紐帯発生率を推計して、操作的に新規紐帯発生率として用いた。具体的には、新規紐帯発生率 $NewTies_t$ は、被災経験者群と非被災経験者群でそれぞれ、災害発生から1週間ごとのツイートで言及されているユーザー名(mention)のうち、当該期以前に言及されていない新規ユーザー名を新しい弱い紐帯である可能性が高いと仮定して求める。 t 期のツイート数に対する新規ユーザーの出現率、 $NewTies_t$ は以下の式で求めた。

$$NewTies_t = \frac{1 + NewMentionedUser_t}{1 + NumberOfTweet_t}$$

ここで、 $NewMentionedUser_t$ は t 期より前には出現していなかったが t 期で初めてツイート上に出現したユーザー名の数を示す。 $NumberOfTweet_t$ は t 期のツイートの総数を示す。本研究では、 t 期は1週間単位とした。各データセットの上述の変数の記述統計量は表3に示す。

表3 各災害データセットの $NewTies_t$ に関する変数の記述等計量

2011 東日本大震災データセット				
	$NewMentionedUser_t$		$NumberOfTweet_t$	
	被災経験者	非被災経験者	被災経験者	非被災経験者
Mean	213.15	38280.04	55.37	7107.78
Std	75.81	43321.05	25.59	8592.33
Max	435	236954	144	47581
Min	114	19121	29	3855
N of unique users	2178	158855		
N of t	25	25		
2018-2019 年国内災害データセット				
	$NewMentionedUser_t$		$NumberOfTweet_t$	
	被災経験者	非被災経験者	被災経験者	非被災経験者
Mean	2033.18	124605.74	326.4	12111.36
Std	1273.83	195170.79	245.52	18815.80
Max	6587	872008	1191	78193
Min	947	33374	148	3228
N of unique users	269	11933.00		
N of t	40	40		
2012-2013 国外災害データセット				
	$NewMentionedUser_t$		$NumberOfTweet_t$	
	被災経験者	非被災経験者	被災経験者	非被災経験者
Mean	2918.8	2715	1153.5	9745.43
Std	5143.58	4530.59	1791.31	16791.22
Max	12041	11716	3826	45562
Min	2	25	54	12
N of unique users	484	1875		
N of t	4	6		

4-2 分析結果と考察

前節で示した、新規紐帯の出現率 ($NewMentionedUser_t$) を、災害発生時を0期として1週間ごとに算出した経時変化を図2に示す。同図赤色実線は、全ての災害の被災経験者の $NewMentionedUser_t$ の総計を示す。同図青色点線は全ての災害の非被災経験者の $NewMentionedUser_t$ の総計を示す。これら2つの指標から、被災経験者・非被災経験者とも災害発生時に $NewMentionedUser_t$ の値が最も高く、このことから、被災経験者・非被災経験者とも、災害に関するコミュニケーションにおいては、災害時に新しい弱い紐帯をより持っていることが示唆される。また、全体としては、被災経験者の方が、非被災経験者よりも新規紐帯の出現率が高く、被災経験者の方がより多くの新しいつながりを災害後に持つ可能性が示唆される。中長期的には、被災経験者・非被災経験者とも、災害発生から時間を経るに従って $NewMentionedUser_t$ は低くなる傾向が見られ、このことから、被災経験者・非被災経験者とも新しい弱い紐帯は災害発生からの時間経過とともに減っていく可能性がある。

また、対象災害のうち比較的被害が甚大で東日本大震災時のデータに着目すると（図中桃色実線・桃色点線。ラベル名：2011 east japan tsunami local, 2011 east japan tsunami non-local）、被災経験者群で災害からの時間経過に応じた新しい弱い紐帯の割合の減りが少なく、災害の甚大さにもTwitter上のコミュニケーションは影響がある可能性もある。東日本大震災時の被災経験者群では、 $t=24$ で再び新しい弱い紐帯の割合が増えているが、これは震災から半年が経過した時点であり、被災経験者が震災当手を振り返ったり、

復旧復興の進捗状況などの情報のシェアやコミュニケーションなどをより活発に行っていたことが影響を受けている可能性もある。これらの弱い紐帯の経時変化は、今後定性的にも詳細な研究が求められる。

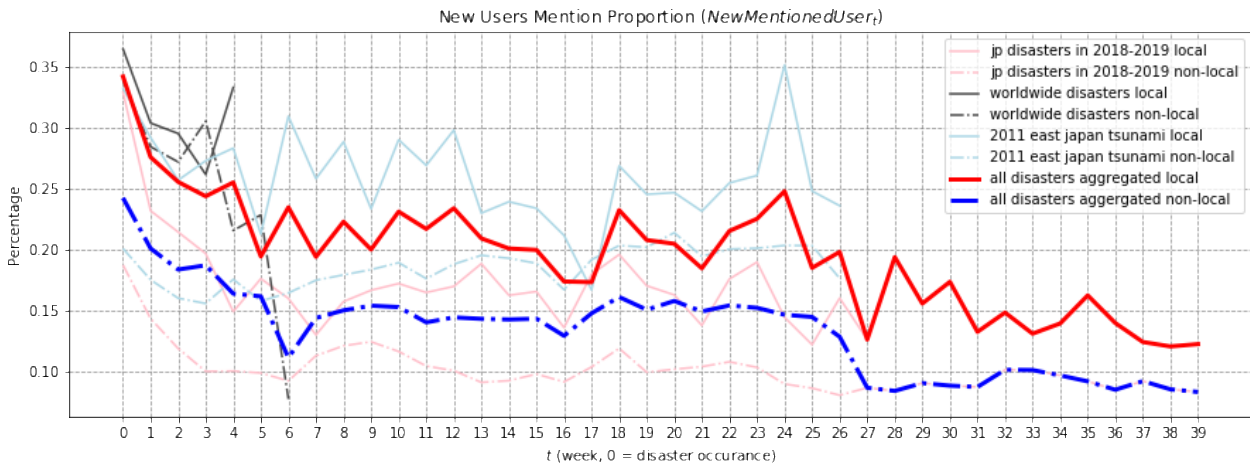


図 3 被災経験者群と非被災経験者群の災害関連ツイートにおける新規紐帯の出現率 ($NewMentionedUser_t$) の経時変化

4-3 小括

本節では、前節で明らかになった災害時の被災経験の有無によってソーシャルメディア上のソーシャルキャピタルの差異に関して、災害発生から中長期的な時間軸の中での変化を明らかにすることを目的に分析を行った。その結果、被災経験者の方が非被災経験者よりも中長期的に新しいつながりをより多く持っている可能性が示唆された。また、被災経験の有無にかかわらず、災害直後で最も新規の紐帯の数が増え、時間経過とともに現象する可能性が明らかになった。ただし、東日本大震災後のデータに着目すると、被災経験者の新規紐帯の数は時間経過してもそれほど減少はしておらず、災害の被害規模の大きさや被害の程度に関連している可能性がある。被害規模が大きく、福島第一原発事故も関連し中長期的に被災地やその周辺での不確実性が高かったことから、被災経験者の中長期的にソーシャルキャピタルも変化していた可能性もある。これらの背景を明らかにするためには定性的研究などの実施が必要と考える。

5 中長期的な災害からの社会経済的復興

5-1 研究手法

本節では、第3節と第4節とは異なりオフラインの被災地の社会経済的復興を推計する。具体的には、本節では、住宅市場データを社会経済復興指標の一つとして活用する可能性を検討し、その上で、第4節で推計した、災害後のオンライン上でのソーシャルキャピタルの変化と社会経済的な変化を比較することを目的とする。災害復興は複雑なプロセスであり、多面的に捉える必要があるが、ここでは、社会経済復興活動の一つとして、不動産に着目した。不動産データは時間的区間の粒度が細かく、公的統計やアンケート調査などリアルタイムに公表されていない従来の社会経済復興指標を補完する実現可能性を持っている。

(1) データ

本研究では、不動産のオンラインプラットフォーム上の2011年東日本大震災前後(2010-2014年)の被災地のうち宮城県・岩手県の賃貸住宅データを用いる。対象データには、実質賃貸価格、建物面積、築年数、住所、最寄駅へ距離(徒歩分)などの基本情報のほか、市街地からの距離の代理変数として、最寄駅から仙台駅まで公共交通機関での所要時間を加えた。また、東日本大震災時の津波被害に関する変数として、地形に関する特徴も加えた。具体的には、リアス式海岸地域とそれ以外の平野部とした。地形に関する変数と国土交通省が発表した建物被害地域からの距離で地域を分類した(図4参照)。

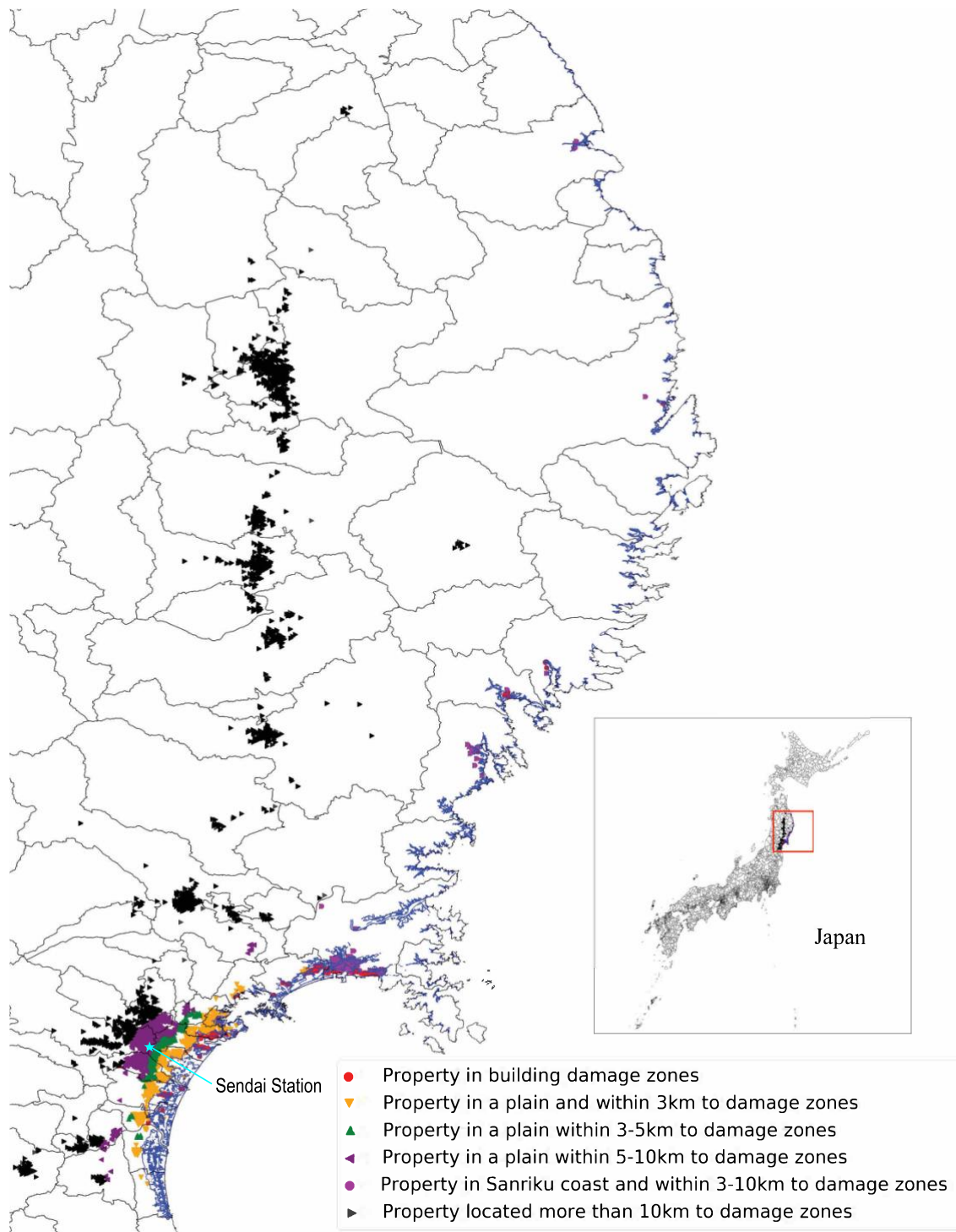


図 4 分析対象の賃貸住宅の位置

註：図中青色で囲まれた部分は津波による浸水地区を示す。

(2) 分析手法

本節では、先行研究に基づきヘドニックモデルを用いて賃貸住宅価格をモデル化し、住宅の位置に応じてその価格が災害発生後の2週間毎にどのように変化したか次の式を用いて分析する。

$$\ln P_i = \beta_0 + \beta_{1j} X_{ji} + \beta_{2k} D_{ki} + \varepsilon_i \quad (1)$$

ここで、 $\ln P_i$ は*i* 物件の実質価格の自然対数、 X_{ji} は*j* 番目の観測可能な住宅特性のベクトル、 ε_i は誤差項を示す。また、 D_k は、*i* 物件の建物被害地域までの距離と地形に関する *k* 番目のカテゴリ特徴ベクトルを示す。住宅特性ベクトル X_j と地形と建物被害地域までの距離のカテゴリ特徴量 D_k については、ヘドニックモデルを用いた関連文献 (Hallstrom & Smith, 2005; McCoy & Zhao, 2018; Nyce et al., 2015; Barr et al., 2017 など) を参考に、表 4 に示す変数を用いた。本研究においては、(1) 式のうち D_k に着目して分析することで、被災地のどの地区でどのような時期に賃貸価格が上昇していたかを検討する。

表 4 被災地の不動産データ記述統計量 (全期間プールデータ)

	mean	std	min	max	
$\ln P$	10.695	0.358	8.799	14.377	実質価格 (自然対数)
X_1	0.649	0.477	0	1	アパートダミー (アパート=1、その他=0)
X_2	0.053	0.068	0	0.229	仙台駅までの距離 (× 10 ⁻³ km)
X_3	0.032	0.041	0	0.193	最寄駅・仙台駅間の公共交通機関での所要時間 (× 10 ⁻³ 分)
X_4	0.018	0.009	0	0.131	築年数 (× 10 ⁻³ 年)
X_5	0.017	0.013	0	0.55	最寄駅まで徒歩での所要時間 (× 10 ⁻³ 分)
X_6	0.037	0.021	0.001	5.063	建築面積の大きさ (× 10 ⁻³ m ²)
X_7	0.004	0.003	0.001	0.088	物件の高さ (物件の階合計 × 10 ⁻³)
D_1	0.004	0.061	0	1	三陸沿岸 10km 以内ダミー (リアス式海岸かつ建物被害地域までの 10km 以内=1、その他=0)
D_2	0.108	0.311	0	1	3km 以内の平野部ダミー (平野部かつ建物被害地域まで 3km 以内=1、その他=0)
D_3	0.11	0.313	0	1	3-5km 以内の平野部ダミー (平野部かつ建物被害地域まで 3-5km 以内=1、その他=0)
D_4	0.314	0.464	0	1	5-10km 以内の平野部ダミー (平野部かつ建物被害地域まで 5-10km 以内=1、その他=0)
D_5	0.014	0.118	0	1	建物被害地域ダミー (建物被害地域内=1、その他=0)

5-2 分析結果

被災地の住宅への超過需要の有無を確認するために、2週間毎のデータに(1)式を適用した結果、震災後の複数期間で、 D_2 (平野かつ建物被害地域まで 3km 以内の物件ダミー) で統計的に有意に震災前よりも価格が上昇していることが明らかになった。図 5 は、 D_2 の推定係数の 95% 信頼区間を示したものである。 D_2 の 95% 信頼区間下限値と震災前年の対応する期間の D_2 の 95% 信頼区間上限値との差が 0 よりも大きくかつ効果量が 0.02 より大きい場合は、赤色実線で示している。図 5 に基づいて外観すると、震災前年 (2010 年) には、平野部及び建物被害地域から 3km 以内の物件 (D_2) と内陸部の物件価格との間には負の相関があるもしくは相関がなく、内陸部の物件と比較して物件価格が低い、あるいは変わらないことが示唆される。しかし、震災後は、 D_2 正の値をとり、複数期間で平野部活建物被害地域から 3km 以内の物件の価格が内陸部の物件と比較して高くなっていることを示している。(式 (1) のすべての結果は紙幅の関係上、Shibuya & Tanaka (2019) の掲載を参照。)

不動産データから推計される東日本大震災時の社会経済的復旧復興と前節で推計したソーシャルメディア上でのソーシャルキャピタル、特に新規紐帯の発生率は、時間単位や期間などが異なることなどから簡単に比較することは難しいが、今後、新規紐帯の発生率と社会経済的復旧復興の指標の相関関係などの詳細な分析が求められる。

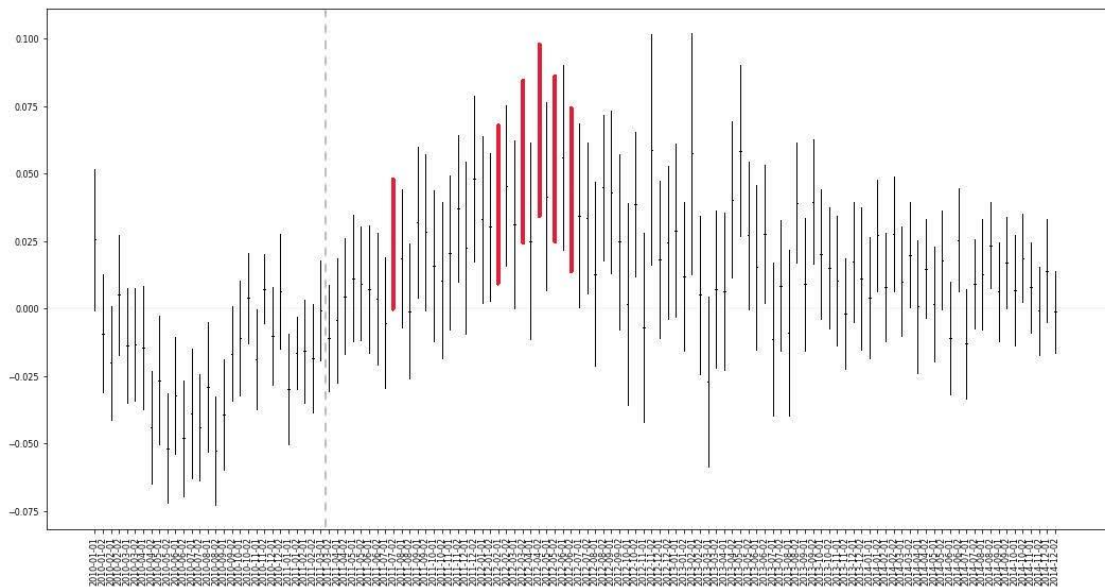


図 5 D_2 95%信頼区間

註：x 軸は 2 週間単位での時間経過を、垂直点線は東日本大震災の発生を示す。Y 軸は D_2 の推計値を示し、垂直実線の上限は 95%信頼区間の上限を、下限は 95%信頼区間の下限を示す。垂直実線が 0 を跨いでいる場合は内陸部の物件と平野かつ建物被害地区に 3km 以内の物件 (D_2) は統計的に優位に価格差がないことを示す。垂直実線が 0 より大きい場合は平野かつ建物被害地区に 3km 以内の物件 (D_2) の方が内陸部の物件より価格が高くなることを示す。

5-3 小括

本節では、不動産データを活用した東日本大震災を事例に被災地の社会経済的活動の推計可能性を検討した。分析の結果、震災後の平野部の建物被害地域に近い住宅への超過需要があった可能性が明らかになった。特に、2011 年 7 月と 2012 年 3 月-7 月には、平地で建物被害地域から 3km 以内に位置する物件と価格との間に統計的に有意な正の相関が見られた。住宅を失った人たちは、震災前の住居に近い賃貸住宅を求めていた可能性が示唆される。住宅は、災害の影響を受けた人々の生活再建の重要な要因の一つである (Tatsuki 2007; Tatsuki 2009)。避難所からアパートへの引っ越しなど、被災経験者の物理的な場所を移動は、生活再建や次の復興ステージに向けた動きが活発になっていたことを示している可能性がある。本研究は、不動産データが社会経済復興活動の一端を捉える可能性を論じ、次のように学術的に貢献することができた。第一に、東日本大震災後の被災地の住宅需要を定量的に分析することで、被災地の住宅需要が被災地のどのような地区にあるのかを示唆した。第二に、大規模災害後には、最も被害が大きい地区に近い賃貸物件の需要が高いことが示唆された。これらの知見は、大規模災害への対応や復興に向けた政策立案に役立つ可能性がある。第三に、本研究では、社会経済復興活動を検知するための不動産市場データの可能性を示したことである。他方、本節では、住宅市場データのみに着目して分析を行ったが、今後は第 3 節および第 4 節で推計したソーシャルメディア上での被災経験者のソーシャルキャピタルに関連する指標との関連性の研究が求められる。

6 まとめ

本研究では、これまで研究蓄積が十分ではなかった、中長期的な時間軸での災害後のソーシャルメディア上でのソーシャルキャピタルの変化を定量的に実証分析することを目的とした。具体的にはまず第 3 節で、災害前後でのソーシャルメディア上での人々のつながりを国内外の災害を事例に分析を行い、その結果、被災経験者は非被災経験者と比べて災害後により多くのつながりをソーシャルメディア上で持っている可能性が示唆された。次に第 4 節で、災害後の中長期的な時間軸の中で、ソーシャルメディア上の人々のつながりにどのような特徴が見られるかを分析した。その結果、被災経験者・非被災経験者とも災害直後に最

も多く新しい紐帯とのつながりを持ち、その後時間経過とともに新しいつながりの出現率は低下する可能性が示唆された。また、被災経験者は非被災経験者に比べて、中長期的な時間軸の中でも全体として新しい紐帯の出現率が高い可能性がある。最後に第5節では、東日本大震災時の不動産データを用いて社会経済的な復旧復興を捉えることを試みた。その結果、災害前の居住地に近い場所で被災者は住宅を求めている可能性が示唆された。不動産データで捉える中長期的な復旧復興の状況と、第3章と第4章で求めたソーシャルメディア上でのソーシャルキャピタルに関連する指標の関係性については今後さらに分析することが求められる。また、中長期的な復旧復興の進捗が与える影響等に関しては今後質的のみならず量的にも研究することが求められる。

【参考文献】

- Adler, P., & Seok-Woo Kwon. (2002). Social Capital: Prospects for a New Concept. *The Academy of Management Review*, 27(1), 17-40. Retrieved June 27, 2020, www.jstor.org/stable/4134367
- Aldrich, D. P. (2012). *Building resilience: Social capital in post-disaster recovery*. University of Chicago Press.
- Arslan, M., Roxin, A., Cruz, C. & Ginhac, D. 2017. A review on applications of big data for disaster management, in 2017 13th International Conference on Signal-Image Technology Internet-Based Systems (SITIS), Dec 2017, pp. 370–375.
- Barr, J., Cohen, J. P., & Kim, E. (2017). Storm surges, informational shocks, and the price of urban real estate: an application to the case of Hurricane Sandy (No. 2017-002). Department of Economics, Rutgers University, Newark.
- Boase, Jeffrey (2006). The strength of Internet ties. Pew Internet & American Life Project. <https://www.pewresearch.org/internet/2006/01/25/the-strength-of-internet-ties/>
- Cai, Y. Bonding, bridging, and linking: photovoice for resilience through social capital. *Nat Hazards* 88, 1169–1195 (2017). <https://doi.org/10.1007/s11069-017-2913-4>
- Chai, S., Das, S., & Rao, R. (2011) Factors Affecting Bloggers' Knowledge Sharing: An Investigation Across Gender, *Journal of Management Information Systems*, 28:3, 309-342, DOI: 10.2753/MIS0742-1222280309
- Claire H. Procopio & Steven T. Procopio (2007) Do You Know What It Means to Miss New Orleans? Internet Communication, Geographic Community, and Social Capital in Crisis, *Journal of Applied Communication Research*, 35:1, 67-87, DOI: 10.1080/00909880601065722
- Cliff, L., Vitak, J., Gray R., & Ellison, N. 2012. Perceptions of facebook's value as an information source. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '12)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 3195–3204. DOI:<https://doi.org/10.1145/2207676.2208739>
- Hallstrom, D. G., & Smith, V. K. (2005). Market responses to hurricanes. *Journal of Environmental Economics and Management*, 50(3), 541-561.
- Lin, N. (2002). *Social capital: A theory of social structure and action* (Vol. 19). Cambridge university press.
- McKenzie, R., & Levendis, J. (2010). Flood hazards and urban housing markets: The effects of Katrina on New Orleans. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 40(1), 62-76.
- Metaxa-Kakavouli, M., Maas, P., and Aldrich, D. 2018. How Social Ties Influence Hurricane Evacuation Behavior. *Proc. ACM Hum.-Comput. Interact.* 2, CSCW, Article 122 (November 2018), 16 pages. DOI:<https://doi.org/10.1145/3274391>
- Mileti, D. 1999. Preparedness, response, and recovery, in *Disasters by design: A reassessment of natural hazards in the United States*. Washington, DC: The National Academies Press. pp. 209–240.
- Nyce, C., Dumm, R. E., Sirmans, G. S., & Smersh, G. (2015). The capitalization of insurance premiums in house prices. *Journal of Risk and Insurance*, 82(4), 891-919.

- Olteanu, A., Vieweg, S., & Castillo, C. (2015). What to expect when the unexpected happens: Social media communications across crises. In Proceedings of the 18th ACM conference on computer supported cooperative work & social computing (CSCW'15) (pp. 994-1009).
- Phua, J., Jin, S. V., & Kim, J. (J.). (2017). Uses and gratifications of social networking sites for bridging and bonding social capital: A comparison of Facebook, Twitter, Instagram, and Snapchat. *Computers in Human Behavior*, 72, 115–122. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.02.041>
- Procopio, C. & Procopio, Steven. (2007) Do You Know What It Means to Miss New Orleans? Internet Communication, Geographic Community, and Social Capital in Crisis, *Journal of Applied Communication Research*, 35:1, 67-87, DOI: 10.1080/00909880601065722
- Struijs, P., Braaksma, B., & Daas, P. J. 2014. Official statistics and big data. *Big Data & Society*, 1(1):2053951714538417.
- Shawn J. McCoy and Xiaoxi Zhao, "A City under Water: A Geospatial Analysis of Storm Damage, Changing Risk Perceptions, and Investment in Residential Housing," *Journal of the Association of Environmental and Resource Economists* 5, no. 2 (April 2018): 301-330. <https://doi.org/10.1086/695611>
- Shibuya, Y., 2017. Mining Social Media for Disaster Management: Leveraging Social Media Data for Community Recovery,” in Proceedings of IEEE Big Data workshop on the 2nd International workshop on application of big data for computational social science, pp.3029–3036.
- Silver, L., Huang, C. & Taylor, K. (2019). In Emerging Economies Smart phone and Social Media Users Have Broader Social Networks. Pew Research Center. https://www.pewresearch.org/internet/wp-content/uploads/sites/9/2019/08/PI-PG_2019-08-22_social-networks-emerging-economies_FINAL.pdf
- Szreter S, Woolcock M. Health by association? Social capital, social theory, and the political economy of public health. *International Journal of Epidemiology*. 2004 Aug;33(4):650-667. DOI: 10.1093/ije/dyh013.
- Tatsuki, S., and Hayashi, H. 2002. Seven Critical Element Model of Life Recovery: General Linear Model Analyses of the 2001 Kobe Panel Survey Data. in Proceedings of 2nd Workshop for Comparative Study on Urban Earthquake Disaster Management.
- Tatsuki, S., 2009. Impact Stabilization and Event Evaluation for Life Recovery among the 1995 Kobe Earthquake Survivors and 2005 Crosssectional and Longitudinal Life Recovery Social Survey Findings, in Proceedings of International Conference in Commemoration of the 10th Anniversary of the 1999 Chi-Chi Earthquake.
- Tatsuki, S. 2007. Long-term Life Recovery Processes Among Survivors of the and 2005 Life Recovery Social Survey Results,” *Journal of Disaster Research*, vol. 2, no. 6, pp. 484–501.
- Timothy L. Sellnow, Matthew W. Seeger & Robert R. Ulmer (2002) Chaos theory, informational needs, and natural disasters, *Journal of Applied Communication Research*, 30:4, 269-292, DOI: 10.1080/00909880216599
- Hawkins, R. & Maurer, K. (2010). Bonding, Bridging and Linking: How Social Capital Operated in New Orleans following Hurricane Katrina, *The British Journal of Social Work*, Volume 40, Issue 6, September 2010, Pages 1777–1793, <https://doi.org/10.1093/bjsw/bcp087>

〈発表資料〉

題名	掲載誌・学会名等	発表年月
Socio-Economic Disaster Recovery Captured by Big Housing Market Data.	IEEE Global Humanitarian Technology Conference (GHTC)	2019年10月
Changes in Online Social Ties during Disaster Recovery	23rd ACM Conference on Computer-Supported Cooperative Work and Social Computing (CSCW)	査読中