

特集

防災・減災と先端的な情報処理技術に関する現状と展望

畑山 満則¹

1. 日本における情報処理政策と防災

畑山満則¹

1.1 ICT 推進戦略における防災の位置づけ

日本での高度情報通信社会に向けた ICT 促進の本格的な取り組みは、1990年代後半に加速したと言われている IT 革命に呼応して1994年4月、内閣に高度情報通信社会推進本部が設置されたことに端を発している。同本部は、1995年2月に「高度情報通信社会に向けた基本方針」¹⁾を発表しているが、本基本方針の発表直前である1995年1月17日に阪神・淡路大震災が発生したこともあり、「Ⅱ. 高度情報通信社会の実現に向けた課題と対応」の中の「(1) 公共分野の情報化等(公共分野のアプリケーションの開発・普及等)」において、「⑦防災の情報化」という項目を立て、具体的な13の施策を例として挙げることで、積極的な推進を明言している。

この「防災の情報化」は、1998年11月に改正された基本方針にも「防災・気象分野の情報化」として踏襲され、2000年に高度情報通信社会推進本部の改組により発足した高度情報技術(IT)戦略本部が2001年に発表した「e-Japan 戦略」²⁾を受けて、同年に発表した「e-Japan 重点計画」³⁾においては「5. 行政の情報化及び公共分野における情報通信技術の活用の推進」-「(3) 具体的施策」-「2. 公共分野」で「ク) 防災分野の情報化」と

して受け継がれ、「e-Japan 戦略」を引き継いだ「IT 新改革戦略」⁴⁾の実行計画である「重点計画2006」⁵⁾、「重点計画2008」⁶⁾では、「1. 3 世界に誇れる安全で安心な社会- IT による防災・治安・食の安全・安心-」として受け継がれている。さらに、「IT 新改革戦略」を引き継いだ「i-Japan 戦略2015」⁷⁾においても、「第2章 分野別の戦略」-「Ⅱ. 産業・地域の活性化及び新産業の育成」-「(方策) 5. デジタル技術を活用した地域の活性化」において、「デジタル技術を集中的に活用して、遠隔医療、児童・高齢者見守り、様々なメディアによる防災情報等の提供などにより、安全・安心な地域社会の実現を図る。」との文言が見られる。また、2009年の政権交代に伴って策定された「新たな情報通信技術戦略」⁸⁾においても、3つの柱の1つである「地域の絆の再生」に関する「Ⅲ. 分野別戦略」-「(4) 地域主権と地域の安心安全の確立に向けた取組」の重点施策として「災害時等の迅速かつ的確な対応に必要な全国の防災機関間の情報共有及び住民への情報伝達等を推進する。」との文言がある。

さらに、2012年の政権交代を受けて2013年に閣議決定された「世界最先端 IT 国家創造宣言」⁹⁾においては「Ⅲ. 目指すべき社会・姿を実現するための取組」として「2. 健康で安心して快適に生活できる、世界一安全で災害に強い社会」が掲げられている。このことから、政府による ICT 推進戦略において「防災」は必須のキーワードとして認識されていることがわかる。

¹ 京都大学 防災研究所/滋賀大学 データサイエンス学部

上記の推進戦略の成果として、ネットワークインフラの整備が急速に進み、「いつでも、どこでも、何でも、誰でも」がインターネットを初めとしたネットワークにつながる事が可能となった。さらに、スマートフォンの普及に伴って携帯できるデバイスによるインターネット接続が可能となり、ユビキタスネットワーク社会が現実のものとなってきた。このユビキタスネットワーク社会の実現に伴い、全ての人とモノがつながり (IoT: Internet of Things)、様々な知識や情報が共有されることで、今までにない新たな価値を生み出すことが期待されている。2017年には科学技術イノベーション総合戦略2017¹⁰⁾において、これまでに解決できなかった課題や困難を克服したり、人工知能 (AI) により、必要な情報が必要な時に提供されたりするようになることで、ロボットや自動走行車などの技術を通じて、少子高齢化、地方の過疎化、貧富の格差などの課題が克服されることを目指した「Society 5.0」が提唱された。防災・減災システムは、Society 5.0のプラットフォームの応用として位置づけられており、防災、特に災害対応における先端技術利用への期待の高まりを示すものとなっている。

1.2 災害対応への ICT 導入への期待と課題

日本におけるインターネットの一般個人利用は、インターネット接続サービスが身近なものとなり始めた1994年頃から活発になっており、1995年末ごろからのPCの普及を機にさらに加速した。このような変革の最中に、兵庫県南部地震をきっかけとした阪神・淡路大震災が発生したことで、災害対応へのICT利用への期待は大いに高まった。しかし、現実には、その期待に十分応えることができたものは一部にとどまり、大部分は期待よりも低いレベルで実現しているか、できそうでできない状態に陥っている。一つの理由にICTの進化速度と大災害の頻度の隔たりが考えられる。阪神・淡路大震災の後で、死者が50名を超える大規模な災害としては、中越地震 (2004年)、東日本大震災 (2011)、熊本地震 (2016)、平成30年7月豪雨災害 (2018年) が発生している。これ

から考えると、ICT利用に大きな期待がかかる巨大災害は、10年に1度程度の周期で発生していると言える。巨大災害の発生頻度と比するとICTの進化は極端に早く、平成27年度情報通信白書³⁾に示されるように10年程度の期間が経つと、基盤技術そのものに大きな変化がもたらされている場合が多い。この状況を鑑みると、ICTの視点からは、災害が起こるたびに、先端的な技術が初めて適応されることになる。このICTの進化速度と大災害の頻度の隔たりは、巨大災害時の教訓から生まれたサービスをリセットしてしまう可能性があり、災害時において事前に期待されていた先端的な技術やサービスが活用できず、新たなICT活用の可能性だけが示されるという結果に終わる一因となっていると考えられる。

1.3 本特集記事のめざすもの

どうすればICTは、災害対応にこれまで以上に貢献することができるのであろうか。2011年に発生した東日本大震災では、個人やグループ単位でのボランティアが、整備されたユビキタス環境を用いて、インターネット上で情報収集と整理を行う活動が多数行われた。この活動は、日常に普及した技術を組み合わせることで実現しているものが多く、過去の活動に比べて先端技術への依存度が低い。これは、被災者や現地ボランティアなど被災者に近い人から寄せられたニーズに、タイムリーに応えるためにICTを利用するというアプローチをとっていることが特徴である。つまり、シーズ (技術) オリент型ではなく、ニーズオリент型の活動の有効性を示す結果と捉えることができる。このことから、本特集ではこれから活用が期待される先端技術の紹介に特化するのではなく、災害対応時のニーズに、タイムリーにマッチするかについても合わせて考察することが必要と考え、災害現場での情報課題を読み解き、AI、ドローン、マッピングシステム (GIS)、オープンデータ、クラウドソーシングといった現在注目を浴びる先端的な情報処理技術やサービスの災害対応への活用事例や活用提案を通じて考察するものとした。

参考文献

- 1) 高度情報通信社会推進本部：高度情報通信社会に向けた基本方針(1995年2月21日), <http://www.kantei.go.jp/jp/it/990422ho-7.html>
- 2) 高度情報通信ネットワーク社会推進戦略本部：e-Japan 戦略(2001年1月22日), https://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/dail/1siryu05_2.html
- 3) IT戦略本部：e-Japan 重点計画－高度情報通信ネットワーク社会の形成に関する重点計画－(2001年3月29日), <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/dai3/3siryu40.html>
- 4) IT戦略本部：IT新改革戦略(2006年1月19日), <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/kettei/060119honbun.pdf>
- 5) IT戦略本部：重点計画2006(2006年7月26日), <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/kettei/060726honbun.pdf>
- 6) IT戦略本部：重点計画2008(2008年8月20日), <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/kettei/080820honbun.pdf>
- 7) IT戦略本部：i-Japan戦略2015(2009年7月6日), <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/kettei/090706honbun.pdf>
- 8) 高度情報通信ネットワーク社会推進戦略本部：新たな情報通信技術戦略(2010年5月11日), <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/100511honbun.pdf>
- 9) 内閣官房：世界最先端IT国家創造宣言(2013年6月14日), <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/kettei/pdf/20130614/siryu1.pdf>
- 10) 内閣府：科学技術イノベーション総合戦略2017(2017年6月2日), <https://www8.cao.go.jp/cstp/sogosenryaku/2017/honbun2017.pdf>

2. 災害時の自助・共助・公助をつなぐ情報技術

宮川祥子²

2.1 災害時における情報課題とは何か

「情報がない」。

これは大規模な災害が起きたときに、被災者から、そして災害対応に取り組む自治体や企業、民間ボランティア等の支援者の双方からしばしば聞

かれる言葉である。「何が起きているのか」。東日本大震災では、広範囲にわたる巨大津波がもたらした被害の全体像を把握するのに多くの時間を要した。沿岸部の自治体では津波によって行政スタッフが被災し、また同時に庁舎も壊滅的な被害を受け、被災した事実そのものを県や国に伝えることができなかった。「支援はいつ来るのか」。指定避難所、あるいは商業施設や寺社などに緊急避難した人々は、数日間から数ヶ月間をその場所で過ごすこととなる。水や食糧、医薬衛生用品、衣類毛布、燃料といった生活必需品が底をついてしまえば、そこでの生活は立ちゆかなくなり、生きること自体の困難に直面する。支援物資がいつ来るのかは、今日・明日にどれだけ食べることができるのかという配分に直結する重要な情報である。「どこにどれだけ届ければいいのか」。一方で支援物資を届けようとしている行政・企業・民間支援団体らは、どこに行けば被災者がいるのか、どれだけの物資を持って行けばニーズを満たせるのかを知りたい。避難所のニーズに対して過小な支援物資は、避難所の秩序を保つ上でのリスク要因となる可能性がある。かといって不要な物資が大量に届けばスペースを占有してしまい、物資管理者の過剰な負担になる。被災者が何をどれだけ必要としているかは、支援者が手持ちのリソースを効果的効率的に支援につなげるために必要となる情報である。「誰に相談すればいいのか」。災害急性期が過ぎ、生きていくのに最低限必要な環境が整ってくると、今度は生活をどのように立て直すかという課題が立ちあはだかるようになる。これらの課題は、職場が被災して解雇され収入を得る手段がなくなった、慢性的な病気の治療が滞っておりこのままでは悪化する恐れがある、身体障害・精神障害・認知症などで避難所での集団生活が困難、食物アレルギーがあり配給食では十分な栄養が得られない、高齢者単身世帯のため家の片付けが進まない、子供が思い切り遊んだり静かに勉強できる場所がない、など多岐にわたる。このような課題には、集団生活の中で言い出しにくい、外部から一見してわかりにくい場合発見されにくい、本人や周囲が自己解決すべき問題と認識しが

² 慶應義塾大学看護医療学部／一般社団法人情報支援レスキュー隊 (IT DART)

ちである、医師・社会福祉士・弁護士などの専門家に相談すべき課題であるという理解が不足している、という特徴があり、その結果、被災者が一人で困りごとを抱え込むというケースが散見される。困りごとを解決するための様々なソーシャルサポートが存在することを当事者が知ることや、周囲の支援者が当事者を適切なソーシャルサポートにつなげる支援をすることが重要である。

上で挙げた課題は、すべて「情報が不足していること」すなわち情報課題であると言えるが、ひとくくりに情報課題といってもその特徴は大きく異なっている。災害時に見られる情報課題を大別すると、以下ようになる。

パターン1：そもそもの情報のもとになる事実把握や事項決定自体が存在しない

パターン2：情報はあるが必要なところがない

パターン3：データ収集は行うものの、それが情報化・活用に結びつかない

パターン4：情報が組織の壁を越えられない

上で挙げた例に当てはめると、パターン1は被害の状況がわからない状態、パターン2は支援物資の配送計画は決まっているが避難所にはそのことが知らされていない状態、パターン3は避難所で必要な物資はわかっているがそれに基づいた配送が行われていない状態、パターン4は民間支援団体が把握した健康や介護の課題が行政保健師に伝わっていない状態、ということになる。

災害による被害を最小限に抑え、復旧・復興と生活の再建に向かうためには、自分の身を自分で守る「自助」、家族や地域コミュニティや民間の支援者たちで助け合う「共助」、公的機関や行政・国による「公助」のそれぞれが調和することが重要である。本稿では、「自助」「共助」「公助」における情報連携の課題を具体的な例を挙げて解説し、その課題を解決すべく取り組まれているチャレンジを紹介する。

2.2 避難者情報の課題

「避難所にいま何名の被災者がいるか」を把握

することは実は容易ではない。災害が起きて指定避難所に入るようになった人を把握するための基礎資料となるのが避難所利用者登録票である。登録票には世帯ごとに住所、氏名等の基本情報、自宅の被災状況、家族それぞれの健康状況、安否確認に対する情報公開の可否を記入する。この登録票を集計すれば、その時点で避難所を利用している人数は容易に把握できそうに思われる。しかし、実は登録票を出した人たちの中には、恒常的に避難所に滞在している人以外にも、「昼間は自宅にいて夜は避難所に来る人」「昼間は避難所にいて夜は家で寝る人」「すでに退去している人」が含まれている可能性がある。著者らが実際に遭遇した事例では、避難所入所の際には登録票に記入するが、避難所を退所する際の手続きが定められておらず、退所者の情報が残り続けるケースもあった。このような計数の課題は避難所滞在者の人数把握に限ったことではない。避難所での配食は、避難所滞在者に行き渡る数を用意することが求められるが、それ以外にも指定避難所以外の場所に避難している（在宅避難・コミュニティ避難）被災者が配食のみをもらいに来るケースもある。熊本地震で注目された車中泊避難者についても同様である。数を数えるという一見単純な課題は、数える対象の複雑さと実施手順の不在によって、災害時には困難な課題として浮かび上がってくる。

避難者情報の電子化も個人情報への配慮から取扱いの難しい課題である。2018年7月の豪雨災害では、岡山県倉敷市の2つの避難所で避難者情報の電子化について真逆の対応が取られていた。A避難所では、安否確認が容易にできるよう、避難所利用者登録票の電子化作業を住民が申し出たが、避難所運営者である行政職員は個人情報への配慮から電子化を実施しなかった。この避難所では、安否確認依頼への対応は、行政職員がファイルにとじられた避難所利用者登録票を目視で検索するか、マイクでのアナウンス（一部の部屋のみで全体には行われず）で対応していた。そのため、安否確認があったときに不在だった住民やアナウンスのない部屋に滞在している住民への安否

確認対応は不十分なものであった。一方で、別の B 避難所では、避難所利用者登録票を電子化することの了解が得られ、地域住民が個人の PC で入力・印刷し、翌日には避難所内に氏名と住所の一部、滞在している部屋が掲示され、安否確認をしたい人はこの名簿から探すことが可能となっていた。

この2つの避難所の方針はほぼ対極である。一見すると、B 避難所が良い対応、A 避難所がやや硬直的な対応、ととらえられがちであるが、実は制度から見たときにどちらが正しい、どちらが間違い、ということは言いにくい。内閣府防災担当が作成した避難所運営ガイドライン¹⁾には、避難者名簿の作成についての項目はあるものの、その電子化や掲示の要否については記載されておらず、この点から考えると A 避難所の対応はガイドラインに違反しているわけではない。B 避難所で住民が個人の PC を利用して避難者名簿を作成したことは、収集した個人情報、『安全に』管理運用するという視点からはやや逸脱しているとも言えるが、一方で避難所運営ガイドラインに記載されている「安否確認への対応」についてはうまく対応できていると言える。個人情報の適切な管理と災害時の安否確認は両立には指針となるがガイドラインの策定と現場での実施の両方に課題が残っている状況である。

2.3 支援者間連携の課題

被災者の中には乳幼児・妊婦・高齢者・障害者・外国人・継続的治療が必要な患者といった特別なニーズを持つ人たちがいる。こういった人々のニーズを把握して支援につなげることは、内閣府防災担当の避難所運営ガイドラインにおいても優先的に実施することの一つに挙げられている。しかし、避難所の管理をするために派遣される行政職員の多くは災害時の対応に不慣れであり、行政の災害対応マニュアルに則った最低限の業務を行うだけで精一杯という状況にあることは想像に難くない。避難者のなかにどのような人があるか、どのような特別なニーズがあるのかの把握とそのニーズにマッチした支援の実施は、災害によって

業務量が増えている行政職員の手に余るのが現状である。このような要支援者のニーズに対応するためには、災害時の経験が豊富な災害支援団体、地域の福祉ニーズに詳しい社会福祉協議会や福祉系 NPO 等との連携が不可欠であるが、行政の視点から見ると、災害時の過酷な業務の中で外部団体と新たな協働を立ち上げ調整を行うことは容易ではない。さらに、被災者のニーズは時間を追って変化するため、タイムリーかつ継続的な情報共有体制が求められる。このような情報共有体制の不備は、ニーズの取りこぼしにつながることとなる。

支援者間連携の課題は行政と支援団体の間に限ったことではない。社会福祉協議会や災害 NPO などの民間支援者は、行政の公的支援ではカバーできない私有地への支援（泥かきや家の片付けなど）を行っている。その中でも災害ボランティアセンターを運営する社会福祉協議会は個人の自宅を中心に行う、また災害 NPO は個人住宅に加えて店舗兼住宅にも支援に入るなど、支援対象の違いがある。また、子供のケアを専門とする団体、避難所運営支援を得意とする団体、重機の運転や高所作業等の専門技術を持つ団体など、各支援者にも得意分野がある。専門スキルを持つ支援者は、特化したニーズに対応できる一方で、専門外の支援に関しては対応が困難な場合もある。たとえば、がれき撤去ために被災した住宅に入った重機専門の支援者が、被災により介護を受けられずに困っている家族がいることを知った場合、その支援者自身は介護専門職ではないので直接その困りごとにアプローチすることは難しい。この家族のニーズに応えるためには、介護支援を専門とする支援者にニーズをつなぐ必要があるが、重機専門の支援者が介護を専門とする支援者を探し出して状況を的確に伝えるのは容易ではない。東日本大震災では、支援者間の調整が働かず、マスコミで報道された地域など特定の地域への支援の偏りが問題となった。どのような支援者がどこで活動をしているのかを知り、効果的な支援のための連携を調整する機能が重要という声が高まってきた。

2.4 健康支援の課題

災害時の健康課題は、災害サイクルのフェーズ変化にともなって変化する。災害による外傷や持病の悪化などの急性期対応、避難生活による生活習慣病の悪化、ストレスからくる様々な症状、泥やほこりによる呼吸器障害などが目立つ亜急性期、PTSD や生活再建の課題や親しい人を亡くしたことによるアルコールや暴力などへの対応が必要となる中長期というように、フェーズが変化して行くにつれて、対応が必要となる事柄も変化する。災害時の健康対応という点、急性期の医療に注目が集まりがちだが、時間の経過に応じて、ニーズにあった健康支援が継続していくことが重要である。

健康支援の担い手もまた、フェーズとともに変化する。災害発生直後は、地域の医療機関も被災し、医療ニーズに比べて供給力が極端に少なくなる。公助においては、災害時派遣医療チーム(DMAT)や日本医師会災害医療チーム(JMAT)が被災地に入り、急性期の医療ニーズの受け皿となるが、彼らは地域の医療体制の復旧とともに撤退していく。保健師が中心となって活動する災害時健康危機管理支援チーム(DHEAT)はJMATよりもやや長い期間現地活動を行い、地域の保健医療リソースと協働して住民の健康調査によるリスクのあぶり出しと保健医療サービスへのつなぎを担う。他方で、民間支援者であるNPOやNGOは急性期から復興期の長期にわたって物資の支援や片付けなどの独自の支援活動を行いながら、その過程で発見した保健医療ニーズのつなぎ先をその都度模索している状況である。

2.5 これらはすべて「情報課題」

上に挙げた「避難者情報」「支援者間連携」「健康」の課題は、すべて「情報に関連する課題」である。情報課題という点、通信環境、あるいは個人情報取り扱いに関する部分がクローズアップされがちであるが、情報とはそもそも、意思決定における不確実性を減少させるもののことを指す。配食の個数を決定するためには、何人の被災者が食事を必要としているのかを知る必要がある。適時適

切な支援をコーディネートするためには、被災者がどこで何に困っているかというニーズ情報と支援者がどこでどんな活動をしているかというシーズ情報が必要である。このような一連の意思決定において、そもそも情報が収集されていなかったり、必要とする人にとどいていなかったり、利用可能な形にまとめられていなかったり、組織の壁を越えられなかったりすると、情報の流れが整わないことによる様々な不具合が起こるのである。

2.6 情報の流れを整えるための様々な取り組み

公助における情報課題解決アプローチの代表として、府省庁連携防災情報共有システム(SIP4D)が挙げられる。SIP4Dは、内閣府戦略的イノベーション創造プログラムのひとつとして開発が行われた、災害時に府省庁・関係機関等の中で横断的な情報共有や利活用を実現するためのシステムである(図2-1)。各府省庁は、災害が発生するとそれぞれの所管業務に基づき関連情報を収集するが、省庁間横断的な情報共有にはこれまで多くの課題があった。SIP4Dは各省庁の収集した情報を統一的に取り扱い、地図情報、気象情報、被害情報等を統合して提供する、いわば「公助」を担う情報システムである。たとえば国土交通省から得られた災害前後の航空写真、農林水産省が所管するため池防災支援システム、厚生労働省が把握しているDMATの活動状況、気象庁からの雨量データ等がSIP4Dによって統合され、地図上にマッピングされた情報として提供されることで、災害が発生した自治体の災害対策本部等で救援活動計画や物資輸送計画の策定をはじめとする様々な意思決定に活用可能となる。

さらに、SIP4Dを活用した国・地方自治体・民間企業の協働の枠組みとして「災害情報ハブ」が提案されている。災害情報ハブを実現するための活動として、内閣府ではISUT: Information Support Tramを組織し、各自治体での災害対応訓練への参加や、災害発生時に被災自治体に入っでの情報支援活動を行なっている。

このように、公助の部分ではITを活用した情報の統合と共有の仕組み化が進んでいる。一方で、

ツール+ルール+チームの三位一体が重要

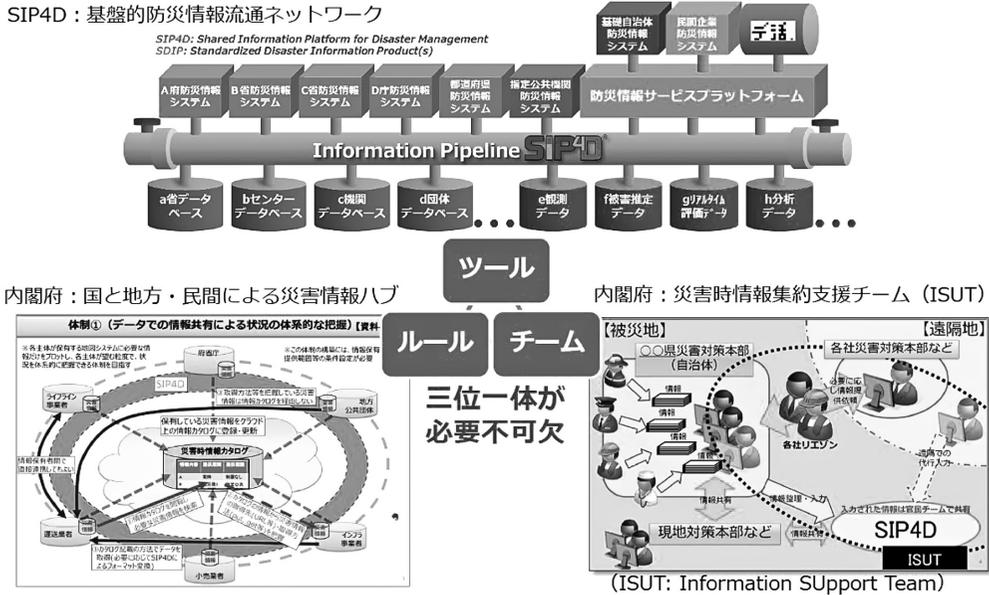


図2-1 公助における情報共有のための「SIP4D」「災害情報ハブ」「ISUT」

民間支援では、支援者連携のための情報共有の仕組みが検討されているが、ITの有効な活用にはまだ多くのチャレンジが必要という状況である。民間支援の特徴の一つとして、それぞれの団体が自立的に活動を行っていることが挙げられる。このことは、タイムリーかつ被災者のニーズにマッチした柔軟な支援の実現に寄与しているが、他方で情報の集約が難しいという課題とも関連している。そこで、支援活動を効果的効率的に行うための連携を調整する機能が必要という声を受けて設立されたのが、全国災害ボランティア支援団体ネットワーク (JVOAD) である。JVOADは、現地で直接支援活動を行う団体が円滑に活動できるよう、調整や後方支援を担うことに特化した団体で、災害時には現地の自治体、社会福祉協議会、NPO等と連携して、「情報共有会議」を開催し、情報共有や活動調整の場を提供している。このような「共助」を支援するための情報システムとし

て、災害時の情報支援を専門とする団体である情報支援レスキュー隊 (IT DART) がJVOADは共同で「支援状況見える化システム」のプロトタイプ開発を行っている²⁾。「支援状況見える化システム」は、情報共有会議で収集した支援者の活動状況の集計とマッピングを行い、支援状況の可視化情報を提供する (図2-2)。これによって地域ごと、分野ごとの支援の状況が把握できるようになったが、現時点では他方で各支援団体の意思決定を支援できるようなタイムリーな情報提供ができるまでには至っていない。初動の情報収集から行政との連携、ニーズ・シーズのマッチングを支援する統合的な連携支援プラットフォームの実現が望まれる。

保健医療分野では、EMISとJ-SPEEDという2つのシステムが稼働している^{3,4)}。EMISは災害時の医療機関どうしの連携を目的とした情報システムで、DMATの活動状況、病院被害情報、患

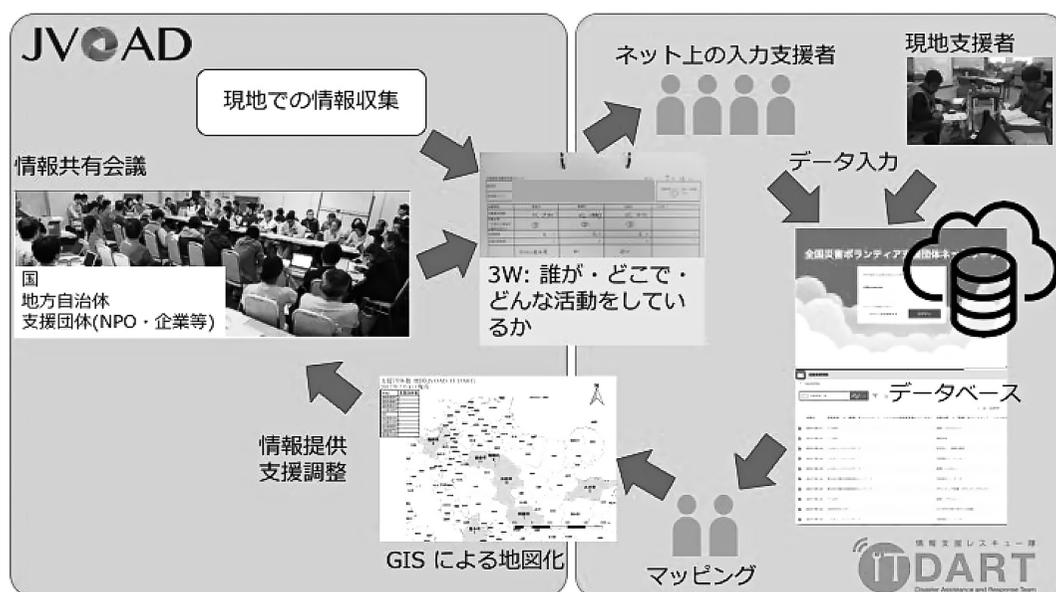


図2-2 民間支援者のコーディネーションのための「支援状況見える化システム」

者受け入れ情報などが、医療機関と自治体で共有できるようになっている。EMISが地域全体の医療機関の状況を共有するのに対して、J-SPEEDは、災害時に個別の患者の診療記録を蓄積・共有するシステムである。東日本大震災以降、医療支援チームごとに診療記録の形式が異なることで、チームが入れ替わると継続的な記録ができなくなることが課題であった。J-SPEEDの開発により、統一フォーマットが実現し、熊本地震、平成30年7月豪雨災害では医療チームの入れ替わりに伴う診療記録の混乱は減少しスムーズな診療の引き継ぎが実現することとなった。

長期化する避難生活の中では、避難所・仮設住宅・被災した自宅で生活をする人々が、診療所へのアクセスに困難を感じていたり受診をためらうケースへの対応も必要となる。さらに、生活再建に忙殺される中で自身の健康を考慮する機会の減少、それにとまなう徴候の見過ごしや持病の悪化を防ぐために、一人一人の健康への気づきを促し、さらには災害によってヴァルネラブルになる人々をすくい上げるような保健分野での施策が必要となる。平成30年7月豪雨災害で大きな被害が出た倉敷市では、被災住民のセルフケアのための

ツール、すなわち「自助のツール」として「いまから手帳」「これから手帳」の配布が試みられた(図2-3)。今後これらのツールがスマホアプリ等で実装され、データ収集・分析・意思決定への活用の仕組みが整っていけば、平時からの防災・減災や安心できるまちづくりの基盤システムとしても利用できる可能性がある。

2.7 情報技術＝「情報の流れを整える」技術

ここまで、災害時の情報技術の活用的前提となる「情報課題」について整理・概観し、情報の流れを整えるために「自助」「共助」「公助」のそれぞれでどのような取り組みとツール開発が行われているのかについて解説した。「情報技術」というと、スマホ、PC、インターネット、ドローンなどのデジタル機器の活用が頭に浮かぶが、筆者は本来の「情報技術」とはあくまで「情報の流れを整える」ことを目的とする一連の技術であり、記入しやすいフォーマットやわかりやすい分類を実現するための色分け、付箋、手帳の発行などのアナログな方法論をおろそかにしてはならないと考えている。筆者は、IT DARTの一員として災害時の情報支援活動を行っており、現場で発生している

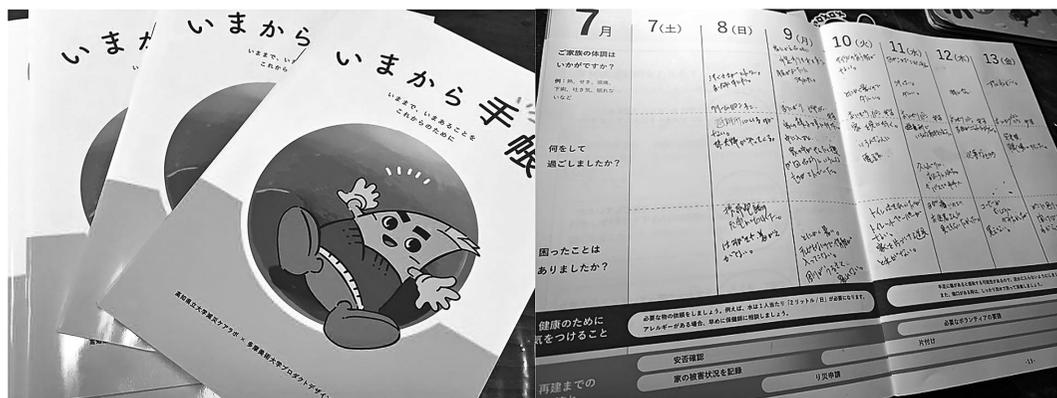


図2-3 被災者一人一人の情報を蓄積する「いまから手帳」

「情報課題」を解決するための「情報技術」をデジタル・アナログにこだわらずに導入することを心がけている。「デジタル技術」からの視点だけでなく、現場の「情報課題」に寄り添った技術開発が進められていくことを願っている。

参考文献

- 1) 内閣府防災担当, 避難所運営ガイドライン, http://www.bousai.go.jp/taisaku/hinanjo/pdf/1604hinanjo_guideline.pdf, 2016.4 (as of 2019.7.25).
- 2) Miyagawa, S., Hatayama, M., Visualizing Non-Government Disaster Relief Activities for Smooth Coordination, Proc. of 9th International Society for Integrated Disaster Risk Management, 2018.10.
- 3) 中山伸一, 【災害医療-来たるべき災害に対応するために】災害時の医療活動 EMIS, 救急医学, Vol.40 No.3, pp279-287, 2016.03.
- 4) 久保達彦・渡 路子・小井土雄一, 災害時診療概況報告システム J-SPEED の技術特性, 健康開発, Vol.23 No.2, pp.39-45, 2018.12.

3. 防災・減災と AI

村上明子³・渡辺日出雄⁴

3.1 はじめに

2000年代後半から始まったといわれる第三次人工知能 (AI) ブームもすでに10年を過ぎ, ブームと呼ぶには長すぎる時間が経過している。このムーブメントは, 多くが機械学習や深層学習の台頭による話題により作り上げられたものだが, 1990年代から地道に開発されてきた手法がビジネスの現場で実際に役立つツールとして使われる時代と一致したことも幸いし, 長い注目が続いているといえる。ビジネスの現場では, 例えばチャットボットによる質問対応や保険の支払いの自動査定など, 今まで人間がやることによりコストが発生していたものが続々と置き換えられはじめ, 逆に「AIが人の仕事を奪う」といったセンセーショナルなことも言われるまでになった。

前回までのブームでは実験的なシステムで実用に耐えられなかったものが多かったのに対し, 「結果に信頼性がある」というだけではなく「実時間で結果が得られる」ということもビジネスで多用されるようになった理由であろう。この実時間で結果が得られるという点は, ビジネスの現場だけではなく, 災害に見舞われた際の災害対応に対

³ 日本アイ・ピー・エム株式会社東京ソフトウェア開発研究所

⁴ 日本アイ・ピー・エム株式会社東京基礎研究所

してAI技術が使われるきっかけの一つになっている。災害の多い日本では「人工知能が災害対応に使えないのか」という議論も多く聞かれているが、その多くが人が作業困難な地域でのロボット利用など「わかりやすい」人工知能として考えられてきた。しかし、実際に求められているのはそれだけではなく、災害に対しできる限りリスクを低減していち早く元の状態に戻す「レジリエンス（回復力）」性を備えたシステムであるといえる。渡辺¹⁾によれば、レジリエンスとして備えるべき性質とは、以下の3つであると言われている。

1. 進展する事態への対応と迅速な復旧のための、柔軟なプロセスとツールを用いた十分な備え、及び意思決定が円滑に行われる仕組み
2. ICTインフラによるリアルタイムモニターにより、人間が状況に応じた判断をすばやく行うことを支援できる
3. 災害時だけではなく通常時でも使われる

特に、3.で取り上げられる点は重要である。災害対応のシステムは災害時にいざ使おうとしても、操作に詳しい人がいなかったり、想定外のデータによってシステムが動かなかったりと言うことが起き、使われない場合がある。そのような事態を避けるため、そのシステム自体が通常から可動しており、通常時と非常時でシームレスに状態が移行するのが望ましい。本稿ではこのようなレジリエンスなシステムを実現する、AIの要素技術について述べる。

3.2 防災・減災で用いられるAIの種類

防災・減災で用いられる技術は多くあるが、大きく分けて次の3つの使われ方をする

1. 予測と準備
2. 現状把握と判断
3. 振り返り

災害のフェーズと合わせて考えると、1.が災害発生前、2.が発災直後と発災後の復興期、3.が次の

災害への準備期間となる。リアルタイム性が求められるのは主に2.の現状把握と判断であり、1.と3.は多少時間がかかったとしても許容される。次の章から、それぞれにどのような技術があり、将来を期待されているかについて述べる。

3.3 予測と準備に用いられる技術

災害に関連した予測といえば、まず気象予測を思い浮かべるのではないだろうか。水害や台風、土砂災害などは天候に起因して起こるため、気象予測によって被害が出る前に予測を立てることが可能なものの一つである。

例えば、台風の接近を予測することで、地盤の悪い地域へ土砂災害の注意喚起などを行い、場合によっては予防的に避難させるということも可能である。たとえば、降水量を非常に細かい地域の単位で予想することができれば地域における冠水の予想を行って、事前に通行止めの処置などもできるだろう。IBMワトソン研究所では、Deep Thunder²⁾という気象予測システムの研究をしており、1kmグリッドで約48時間先までの予測が可能になっている。これを利用して冠水する道路を予測し、交通シミュレーターによって渋滞の予測を行えば、事前に道路混雑の予想や、効率的な警官の配置などを計画することが可能になる。図3-1にこの2つの技術を組み合わせた洪水下のシミュレーション結果を示す。水色のエリアは洪水シミュレーターにより予測された洪水のリスクの高いエリアであり、このエリアには車は進入できないという設定で交通シミュレーションを実施している。

このような気象予測システムは台風などの非常時の対策用と考えられがちだが、たとえば農業などでは悪天候にかかわらず天候の状態を知りたいこともあるため、非常時と通常時の両方で使える技術の好例といえるだろう。

3.4 発災時のための技術

3.4.1 発災直後

発災時に一番重要なことは、現状を把握し、次の行動に対する決定を下すことである。発災直後

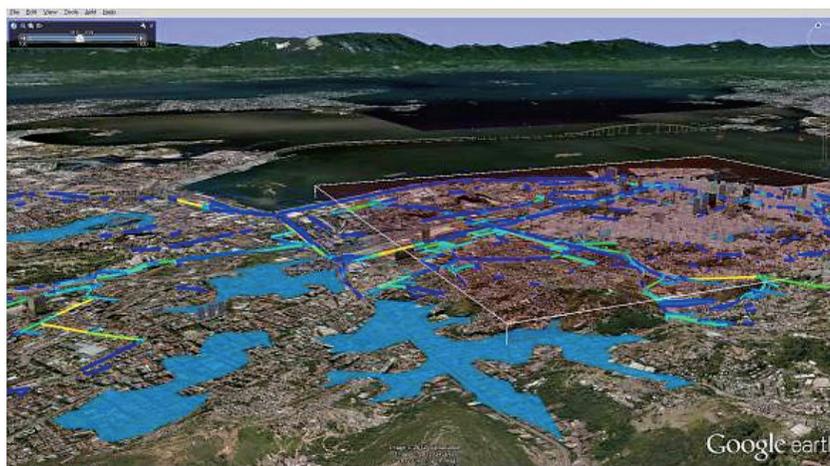


図3-1 洪水下の交通シミュレーション (リオ・デ・ジャネイロ市)

ではどこに避難誘導すればよいのかを判断し指示を出すことが重要であるが、避難経路は確保されているのかという状況把握も必要であるし、さらに避難手段が車であれば渋滞は発生しているのかという情報も必要になる。

通常の渋滞予測で使われている技術は、過去のGPSデータなどから統計的手法で予測するというものだが、過去とは違う状況が起きた場合にはこの方法では適応できない。IBM 東京基礎研究所で行っている、車をエージェントとした交通シミュレーション・システム IBM Mega Traffic Simulator⁵ (3-5) では、過去のプローブカー・データ(車のGPSによる移動軌跡データ)や交通センサス・データなどをもとにドライバーの運転モデルを作成し、これをエージェントに埋め込むことによってシミュレーションを行っている。これにより、発災時に実際に起きている状況のシミュレーションを実施する仮想空間上にその状況を反映させることで対応が可能になる。

このような交通シミュレーションを用いれば発災時にリアルタイムで避難誘導をすることが可能と思われるかもしれない。しかし、そのためには意思決定に十分に間に合うようにシミュレーシ

ョンが完了するといった技術的課題の他に、その地域の住民の運転特性などを様々なデータから事前に取得することが必要となり、プライバシーなど社会的な問題を議論していく必要がある。

3.4.2 発災数日後

また、発災から数日が経過した復興期は、多くの場合情報は錯綜しており被災地の状況の把握はかなり困難である場合が多い。例えば、現地で必要とされている物資の種類や、その量などを把握することは必要であるにも関わらず、正しい情報を取得することは難しい。

理想的には、地域や避難所などを回って要望を聞くことができればよいのであるが、なかなか被災地では人手も足りず、かつ交通手段も限られることが多いため広範囲な聞き取り調査は難しい。一方で、SNSでは「水が足りていません」や「食料が足りない」といった要望は多く投稿されている。このような投稿は、地名や避難所名といった地域の手がかりとともに投稿されていることが多い。自然言語処理を用いて、このような投稿から「足りないもの」を抽出し、その地名あるいは避難所などの場所の同定とともに可視化することによって、大まかに現地での要望を知ることができる。

図3-2に、IBM Watson Explorer⁶⁾を用いた2016

⁵ IBM Mega Traffic Simulator の研究の一部は、科学技術振興機構 CREST および総務省 PREDICT の助成により行われた。

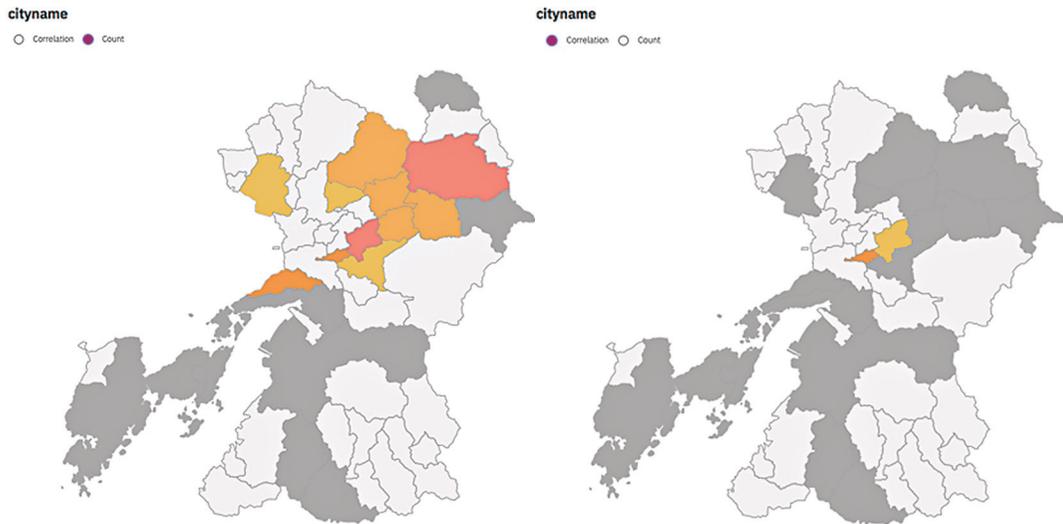


図3-2 熊本地震の水不足を訴えるツイートの市町村ごとの可視化。左：ツイート数，右：相関値

年の熊本地震の際の「水が足りない」というツイートの可視化を示す。これは、地震の余震・本震前後の2016年4月9日から19日までのツイートの中から抽出したもので、「水が足りない」「水不足」などの表現のツイートを、そのツイート内の熊本県における市町村ごとに可視化したものである。左の図はツイートのカウントの大きいものが、右の図は全体のツイートに対しての相関の高いものが、赤く表示されている。これによると、被害の大きかった益子町や阿蘇市での水不足を訴えるツイートが多いことがわかるが、水の不足したというツイートと特に相関の高いという意味でみると、嘉島町が特に相関が高くなっていることがわかる。これは、益子町、阿蘇市は水不足を訴えるツイートに限らずツイート数が多い一方で、嘉島町は水不足を訴えるツイートが多く占めていることを示している。このような不足品の地域による把握のためにソーシャル分析を用いることは、デマや地域による偏りに注意する必要があるが、検討の余地はあるかと思われる。

3.5 振り返りに用いられる技術

発災から時間が経過すると、その災害の対応に対しての振り返りが行われることが多い。多くは

災害対応を時系列に起こしたクロノロジーをもとに振り返りを行うが、もし詳細な記録、例えば会話のやり取りなどが残っている場合には、それらを用いて振り返りを行うことが可能となる。

2011年の東日本大震災時の福島原発事故の場合は、福島第一原発と東京電力本社を中心とした拠点とのビデオ会議の録画が残っている。NHKはその会話を人手で書き起こし分析をすることで、原発事故の対応についての詳細な分析を行った⁷⁾。これによると、福島第一原発の吉田所長は、事故後ほぼ不眠不休で対応にあたっており、自然言語処理を用いた分析により、体調不良でしばらく電話会議上に現れない期間の前には体調不良の前兆も明らかになった。このような分析は災害時のリーダーシップのあり方についての一つの参考となり、この会話をさらに分析することは多くの示唆をもたらす、今後の災害対応に多くの教訓をもたらすであろう。

3.6 おわりに

本稿では、防災・減災で用いられるAIを、災害フェーズに合わせて実例をあげて紹介した。特に発災時にこのようなシステムが使われるためには、先に挙げた平常時から使い慣れておくという

点が重要であろう。意思決定支援として、状況を広く、そしてもれなく把握するためにはAIの技術は不可欠であるが、人間がその利用について慣れていなければ、災害の現場では利用は後回しにされ使われなくなる。災害対応の予算は通常時のシステムとは別に考える組織が多いが、この点を鑑みて災害対応のシステムを考えると良いであろう。

参考文献

- 1) レジリエントな社会を実現する情報技術, 渡辺日出雄, 情報管理 vol.57 no.2, 2014
- 2) Treinish, L.; Praino, A.; Christidis, Z.. "Implementation of Mesoscale Numerical Weather Prediction for Weather-Sensitive Business Operations". Proceedings of the Nineteenth International Conference on Interactive Information and Processing Systems for Meteorology, Oceanography and Hydrology. American Meteorological Society, 2003-02.
- 3) Ide, T.; Imamichi, T; Kato, S; Mizuta, H.; Morimura, T.; Osogami, T.; Raymond, R.; Suzuki, S.; Suzumura, T.; Takahashi, R. "IBM Mega Traffic Simulator". IBM Research Report. RT0947, 2012.
- 4) Suzumura, Toyotaro; Takeuchi, Mikio; Kato, Sei; Imamichi, Takashi; Kanezashi, Hiroki; Ide, Tsuyoshi; Onodera, Tamiya. "X10-based massive parallel large-scale traffic flow simulation". PLDI 2012 X10 Workshop. Beijing, China. 2012-06
- 5) Suzumura, Toyotaro; Kanezashi, Hiroki. "Highly Scalable X10-Based Agent Simulation Platform and Its Application to Large-Scale Traffic Simulation". 2012 IEEE/ACM 16th International Symposium on Distributed Simulation and Real Time Applications. Dublin, Ireland. 2012-10
- 6) IBM Watson Explorer <https://www.ibm.com/jp-ja/products/watson-explorer>
- 7) NHK スペシャル連動企画 運命の1号機 "3万会話" が明かす真実 <https://www3.nhk.or.jp/news/special/shinsai6genpatsu/>

4. 人間とロボット・AIが協働するクライスマッピング

古橋大地⁶

4.1 はじめに

米国政府がクリントン政権であった西暦2000年を境に、世界中でネオジオグラファーと呼ばれる人々が増えてきた。従来のジオグラファーは、専門教育を受け高品質な地図を作成し分析する知識を持ち合わせた、いわゆる地図利活用のプロフェッショナルな立場であった。しかしこの年を境にして米国の運用する衛星測位システムGPSの精度を意図的に約30 m程度に下げているSAと呼ばれる信号劣化処理を米国大統領令によって解除し、水平方向で誤差数mの現在地特定ができるようになった。この、国や人種、性別を問わず、誰もが最先端の測位技術を利用できるオープンな仕組みによって、すべての人がGPS端末を持ち、誰でも簡易に測量行為を行うことができ、それまで考えられなかったような様々な地図サービスを高度に発展させる時代へと突入した。つまり専門教育を受けずとも、誰でも伊能忠敬のようにいつでも測量を行えるようになった。Turnerは彼らのことをネオジオグラファーと呼び¹⁾、その特徴として自分の位置を元に気軽に地理空間情報を作り、チェックインサービスや写真に対する位置情報付与(ジオタギング)など、多くの友人や不特定多数の人々とシェア(共有)する文化が生まれた²⁾。合わせて、モビリティとしての自動車、公共交通機関、二輪車や、今後普及してくるであろう自動運転を前提としたMaaS、街なかを移動するであろうUAV、UGVといったロボットらがこれらの測位技術と地理空間情報を活用することで、より高度な社会サービスを提供する時代はすぐそこまでやってきている。本稿では、発災時に迅速に機能するために取り組んでいる災害時の迅速な地図情報更新活動であるクライスマッピングの現状と、ロボット・AI技術と人が災害に対して備え協働することで何ができるのか、その目

⁶ 青山学院大学/京都大学防災研究所

指す方向を整理し報告する。

4.2 地図の民主化と2010年のハイチ地震

自然災害発災時の現場の状況を地図上にマッピングし共有する活動は2000年以前からも行われてきた。例えば日本の自衛隊は災害派遣要請がかかると、派遣される自衛官用に地理情報隊が紙地図としての地形図を大量に印刷して供給する。発災後の状況が書き込まれるのは現場に到着後の作業となるが、彼らの行動を決める非常に重要な情報となる。紙地図だけでなく、1995年の阪神大震災、2004年の新潟県中越地震では、地理情報システム (GIS) を活用した被災地の情報がデジタル地図として作成され、情報ボランティア活動が注目されるようになった³⁾。しかし当時はインターネット環境が十分に整備されておらず、技術的にも未熟であったため、情報更新の即時性とオープン化には課題が残されていた。そのような背景の中で、2004年に公開された OpenStreetMap (以下 OSM) と2005年に公開された Google Maps/Earth はそれまでのウェブ地図サービスの技術レベルを大きく引き上げ、2008年の中国・四川地震などで Google My Maps と呼ばれる参加型地図情報サービスの活用が加速してきた。このような背景の中でクライスマッピング元年とも呼ばれている2010年のハイチ地震が発生した。発災当時、オンライン上で利用可能な代表的ウェブ地図サービスであった Google Maps, Yahoo! Maps, Bing Maps そして OSM はそれぞれ、被災地のハイチ首都ポルトープランスの地図情報粒度⁷が低く、中縮尺・大縮尺レベルでの利用には不適な状況だった。当時 Google は Map Maker (2017年3月21日に運用停止) と呼ばれる参加型地図情報作成プロジェクトが動いており、OSM はメーリングリストと Wiki 上で呼びかけが行われ、被災地の地図情報を遠隔からマッピングすることで迅速に大縮尺の地図を提供する情報ボランティア活動が数千人規模で行われた。このときに特筆すべき事は、Google Map Maker にせよ、OSM にせよ、組織

の壁を超え、NASA や JAXA, SPOT, GeoEye, DigitalGlobe, NOAA, Google, 世界銀行といった地球観測衛星画像 / 航空写真プロバイダーや、現地の地図情報を持つ米軍, CIA などの情報が収集、整理、共有され、現地に行かずして多くの情報ボランティアがインターネット回線を利用して自宅からこれらの活動に参画できるようになった⁴⁾。このようなインターネット技術を活用して、危機的状況下の被災地を地図情報の視点で遠隔支援する活動をここではクライスマッピングと呼ぶ。それまでの OSM の活動は地図情報を充実させることに重きを置いており、社会課題に対するアプローチは大規模には行われてこなかった。しかし、このハイチ地震クライスマッピングをきっかけに、その重要性和防災・減災に草の根の地図作成ボランティア活動であるクライスマッピングが役に立つことを理解したマッパーと呼ばれる地図作成者が増え、世界中の仲間と地理空間情報を共有することによって、誰もが自由に使える世界地図が実現できるのではないかと、という大きなゴールを目標に、2019年現在のべ約500万人以上のボランティアマッパーと呼ばれる人々が地図を更新し続けている。歴史的にみて、地図は軍事機密情報であり、その取扱はしばしばシールド事件のような問題を引き起こしてきた。しかし、2005年以降のウェブ地図技術の劇的な発展と、市民レベルでの地図の共有が一般化することによって前述のネオジオグラファーが「地図の民主化」を実現したといえる (図4-1)。

4.3 Digital Humanitarian といううねり

2010年のハイチ地震クライスマッピングを踏まえて、OSM コミュニティは Humanitarian OpenStreetMap Team (以下 HOT) と呼ばれるクライスマッピング活動を主導的に行う実働部隊が組織化し、英国に本拠地を置く OpenStreetMap Foundation (以下 OSMF) とは別組織として機能するようになった⁵⁾。この HOT は世界銀行等の国際機関や mapbox などの企業スポンサーリングを受け、開発途上国を中心とした有給スタッフを雇用するなど独自予算で活動を続けながら、複数人

⁷ 地理情報の細かさのこと



図4-1 2010年ハイチ地震前後での OpenStreetMap データの変化 (左:発災前, 右:発災後),
© OpenStreetMap, CC BY-SA

で同時に OSM のマッピング活動を効率良く行う作業分担支援ツール「Tasking Manager」⁶⁾や、入力された OSM 地物データの分析ツール「OSM Analytics」⁷⁾、またドローンによる空撮画像を共有するための「OpenAerialMap」⁸⁾など、多くのツール開発と運営、そしてクライスマッピングコミュニティの活動支援を行っている。また HOT 以外にも、Google は Crisis Response プロジェクトとして社内ボランティアチームを組織化し、安否確認のための Person Finder や Google Maps 上に被災地情報を共有するマップサービスを運営⁹⁾。更に多くの国際的なクライスマッピングに関わる組織を束ねる Crisis Mappers Network という組織も存在する¹⁰⁾。日本国内においても古くから活動実績のある京都大学防災研究所の Emergency Mapping Team (以下 EMT)¹¹⁾や、防災科学研究所のクライシスレスポンスサイト (NIED-CRS)¹²⁾、N2EM の他に、NPO としてクライスマッピング活動を組織的に行うクライスマッパーズ・ジャパンやクライスマッピング活動も含めて包括的に被災地の IT 支援を行う IT DART、大手自動車会社からの通行実績を地図上に展開する ITS-Japan 乗用車・トラック通行実績情報など、2011年の東日本大震災以降は、日本国内においてもクライスマッピング活動に関わる組織やプロジェクトが相互に連携し、その活動の幅を広げ、デジタル技術を駆使した人道支援活動として重要な役割を担い始めてきている¹³⁾。

4.4 具体的なクライスマッピング作業例

具体的にクライスマッピングとは何をすればよいのか、OpenStreetMap を用いた例で紹介する。基本的には OSM データベースを直接更新する一般図作成としてのクライスマッピングと、OSM を背景に主題レイヤを重ねて特定の情報に重きをおいた主題図作成としてのクライスマッピングの2種類がある。前者の場合、可能な限り最新の、できるならば発災後の衛星画像・航空写真を入手し、その情報を元にトレース作業を行う。対象となる地物は建物と道路のケースが多く、まずはどこに人が生活していたのか、道路の状況はどうなっているのか、助けるべき人々の状況と、助けるために現地で行動する方々にとって必要な地物情報の粒度をできるかぎり細かく充実させていくことが何よりも重要となる。この場合、多くは被災地の状況のある程度把握している地元マッパーと現地救援活動を担う赤十字や国境なき医師団などの組織から HOT Tasking Manager に活動要請のプロジェクトが投稿される。その要請内容で指定された領域で対象となる地物を、同時多発的に地図に入力開始する。参加するボランティア数によっても変わるが、早ければ1日以内、通常でも数日以内には投稿されたプロジェクトが終わる程の規模にボランティアコミュニティも成長してきている。後者の主題図作成クライスマッピングは、よりインタラクティブに被災地や被災地へ向かう救援チームとのやりとりから生まれてきている。2018年夏の西日本豪雨災害では、岡山県

倉敷市真備町の現地ボランティアから最初に来たリクエストは、真備町に向けて移動中の支援車両が南側の川辺橋に集中して大渋滞が起きている現状と回避方法を伝えるための北側、総社大橋経由ルートを推奨するための案内図の作成だった。これらの地図を日毎に更新しながら、外国人の支援者にも受け渡せるように英語版の作成なども実施。また避難所に設置された仮設トイレなどの日々位置や数が変化する要素を主題図として展開する作業も同時並行で行った。日に日に行政から提供される情報や現地ボランティアから提供される情報も含めて、カテゴリを整理し、わかりやすい方法で地図に重ね、umapといった、主題レイヤをオーバーレイすることのできるツールを駆使することで、次はどんな地図が必要なのか、臨機応変に考え対応してきた。2018年の西日本豪雨災害では、現地ボランティアや、仮設トイレを提供する非営利団体、日本赤十字などの現地救援チームなど多くの組織とのやり取りの中で、彼らが必要とする地図を一緒に考え共有する、そんな実質

的なクライスマッピングのやりかたが出来上がってきた(図4-2)。

4.5 災害ドローン救援隊 DRONEBIRD が目指す未来

これまでのクライスマッピング活動の主役は人間であった。被災地の情報を収集し、得られた情報を人間が判断し地図へと入力してきた。具体的には航空写真に写っている道路や建物などの地物を目視で判読し、形状をトレースするなど人海戦術の為せる技が主であった。しかし、使用する航空写真や衛星画像の分解能が粗いことや、撮影時期が古いケースが散見され、発災後の撮影データがベストであるがそれが迅速に提供できる世の中にはまだ到達できていない。また、地図入力のアプローチとしても徐々に機械学習などのコンピューターとの協働作業は確立されつつあるものの、現時点では人間が担う部分が圧倒的に多い。このような状況を解決するために、ロボティクスとAI技術を段階的にクライスマッピングに取



図4-2 2016年熊本地震でのクライスマッピング作業, ©OpenStreetMap, ODbL

り入れ、作業の効率化を行う試みが進められている。災害ドローン救援隊 DRONEBIRD は、発災後の航空写真を市民レベルですばやく撮影し公開する迅速性に重きをおいた草の根の情報ボランティアである。特に運用する空撮用ドローンは原則オートパイロットで、広範囲を自動飛行し撮影する。プロフェッショナルな用途でのドローン運用では経験豊富なパイロットが手動操作で扱うことが多いが、ロボティクス技術の進化によって、一般市民でも手の届く技術となっている。また、経験豊富なメンバーが平時に飛行実験を行い、安全が確認された航路データを共有することで、誰もが同様の飛行ルートを自動制御で再現することができる。このように、ドローンをはじめとするロボティクス技術の一般化によって、高度な訓練と経験を積まなくても、危険な場所に人間が直接アプローチしなくても、ロボットが情報収集してくれる時代はやってきている。また撮影された航空写真画像の分析も機械学習を中心とする人工知能 (AI) 技術発展の恩恵を受け、全てではないものの、かなりの地物認識と地図編集をコンピューターに託す未来が見え始めている (図4-3)。

4.6 機械学習による地図の半自動作成

2019年3月に発表された、日本国内における Google Maps 地図データが旧来のゼンリン社製地図データから Google 独自のグランドトゥールズ地図に差し替わったことが大々的に報じられた。ナビゲーションにも用いられるトポロジカルにも正確なベクトルデータ作成を Google はどこまで自動化しているのか、その品質が様々な形で評価され、機械学習による航空写真画像誤判読や、ユーザーの移動軌跡を辿ることのできるプローブデータからの道路判定で、私有地や業務管理用施設、歩道を一般車両向けナビの経路として選択してしまうなど、地図の自動作成の課題は山積している。これらの取り組みの中で比較的成果が出始めている事例を紹介する。効果的に用いることで、災害時の迅速な地図情報の作成を強力に支援する可能性を秘めている。

4.6.1 Facebook の事例

2017年より、Facebook は Digital Globe (現 MAXAR) 社の高分解能衛星画像をベースに、タイ国全域の OSM 道路データを整備するため、画像の自動判読技術を投入し始めた。あくまで道路



図4-3 2018年西日本豪雨災害後のドローン空撮画像 ©OpenAerialMap, CC BY 4.0

の中心線として抽出し、既存の OSM データと比較することで、未入力であった道路のみを OSM データベースへマージする。このプロセスのうち道路抽出までは自動化できるものの、抽出した道路への属性付与や、既存データとの整合性確認は人間側が中心となって行われている。いずれにしても約1年間で75万本の道路データを入力することができ、現在はインドネシアやメキシコ等途上国を中心に実施されており、この作業を実施する Facebook 独自改良を加えたウェブ地図エディタ RapiD も公開されている。今後は道路中心線だけでなく、建物外形など他の地物判読も進んでいくものと推測される。

4.6.2 Mapillary の事例

画像の自動判読で技術が進んでいるものとして地上からの目線で街の景色を撮影し共有する Mapillary¹⁴⁾も災害時には有効であろう。同様の技術は2007年より Google StreetView が先行していたが、撮影データの公開に1年程度かかる状況と、写真データの二次利用については許諾されていないライセンスの問題で、自由に使える状況ではなかった。しかし2014年から世界中の Ground Level Imagery をスマートフォンや360°カメラで気軽に撮影し、クラウドソーシング手法で収集・共有しはじめた Mapillary の登場によって現場の情報収集は大きく変わった。まずデータライセンスが CC BY-SA と許諾不要で二次利用可能な写真として、ユーザーコミュニティだけでなく多くの企業とも連携して、そのサービスを強化している。更に、画像の自動判読と SfM (Structure from Motion) 技術による都市景観の分析が高度となり、撮影された写真内の顔や自動車ナンバープレート自動ぼかしは勿論、建物、道路、交通標識、マンホール、街灯など地物の自動判別と、SfM 処理から生成された三次元点群データと組み合わせ、都市の三次元地物モデルの自動生成が OSM データ作成の現場を大きく変えようとしている。2019年6月現在共有された写真の枚数は5億枚を突破。これからの災害時は、災害ボランティアがドロカキや、片付けを手伝うだけでなく、現地の

様子を正確な位置情報とセットですばやく正確に伝えることが当たり前の時代へと突入するであろう。

4.6.3 Picterra の事例

先述の DRONEBIRD のように広域を効率良くドローンで空撮し、空間解像度数 cm という高分解能画像から地図を作成する上で機械学習の手法をベースに地物判別を行うサービスも選択肢がでてきている。例えばスイスで開発された Picterra¹⁵⁾は、地理空間情報に特化して深層学習による画像分類を行う商用サービスである。地理空間情報としてジオリファレンスされた航空写真や衛星画像から建物フットプリントやシェルターなど、一般的な地物だけでなく、それぞれの目的に合わせた判読オブジェクトが用意され、検出地物を簡単に GeoJSON などのベクトル GIS データとして容易に出力することができる。このようなワンストップサービスのような使い勝手の良い AI 技術が実装されることによって防災・減災の各場面で、特に迅速性を求められる現場では、人間とコンピューターの協働はより進んでいくであろう(図4-4)。

4.7 未来のクライシスマッピング

まず、現状でのクライシスマッピングの課題を共有する。発災後の被災地の情報をすばやく入手するための情報収集はまだ不完全である。地球観測衛星からドローンまで空からの情報とモバイル端末によって得られる地上からの情報をいかに迅速に受け取るか、トップダウンとボトムアップの双方の視点から情報をできるかぎり自動化して集約していくことが重要である。クライシスマッピングに参加する技術的な壁もまだまだ大きい。特にコンピューターとの協働が大きな課題である。画像の判読能力が年々向上している機械学習を中心としたコンピューターの能力を活かしながら、単純な建物や道路の入力は人間から作業を移譲すべきタイミングはいくつか実装が進んでいる。これらの運用と作成された地図情報の受け渡し方法もまた、現場で活躍する多くの方々との接



図4-4 Picterra がデフォルトで提供しているサンプル Detection ©Picterra

点を作っていく必要もある。

これからのクライシスマッピングはこれらのことを一歩一歩解決しながらも、平時からのドローンを代表とするロボット技術や、機械学習を中心とした AI 技術に触れ、普段遣いする仕組みが重要となる。

同時に、クライシスマッピング活動によって作られたデジタルコンテンツの持続可能な共有プラットフォーム維持は必要不可欠である。地図情報であれば OSM, オルソモザイク航空写真であれば OpenAerialMap が、エンジニア向けの様々なデータやソースコードは GitHub などオープンなプラットフォームも現在は目的に合わせて使い分けができる。このようなツールを普段から当たり前前に使いこなし、ロボティクス技術と AI 技術

と最先端のマッピング技術を横断的に活用できる人材育成という点で教育現場でもその未来の方向性をあわせていく必要があると考える。例えば自動運転カーや人工衛星が誰でも当たり前使える時代がやってきたとき、それらを使って何ができるか、そのための準備も始めていかなければならない。

参考文献

- 1) Turner, Andrew (2006), "Introduction to Neogeography", Short Cuts. O'Reilly Media. p.2.
- 2) Goodchild, M.F. (2007), "Citizens as sensors: the world of volunteered geography", GeoJournal 69 (4): p.211-221.
- 3) 確井照子, 1997, 「阪神・淡路大震災復興過程の

- GIS 分析と空間データ基盤整備事業」『奈良大地理』(3) : 20-35.
- 4) WikiProject Haiti, 2010, OpenStreetMap Wiki. https://wiki.openstreetmap.org/wiki/WikiProject_Haiti
 - 5) HOT-Humanitarian OpenStreetMap <https://www.hotosm.org/>
 - 6) Tasking Manager <http://tasks.hotosm.org/>
 - 7) OSM Analytics <http://osm-analytics.org/>
 - 8) OpenAerialMap <https://openaerialmap.org/>
 - 9) Google Crisis Response <https://www.google.org/crisisresponse/japan>
 - 10) Crisis Mappers Network <http://crisismapping.ning.com/>
 - 11) 京都大学防災研究所 Emergency Mapping Team <http://www.drs.dpri.kyoto-u.ac.jp/emt/>
 - 12) 防災科学研究所クライシスレスポンスサイト (NIED-CRS) <http://crs.bosai.go.jp/>
 - 13) 「クラウド型技術」が大震災に呼応する【前編】——災害情報を瞬時に共有する「sinsai.info」の力, 2011, DIAMOND ONLINE, <https://diamond.jp/articles/-/11847>
 - 14) Mapillary <https://www.mapillary.com/>
 - 15) Picterra <https://picterra.ch/>

5. ドローンと AI を用いた建物被害把握

畑山満則⁸・藤田翔乃⁹

5.1 はじめに

地震や風水害等の災害が起こった際、自治体は地域内の被害の程度を調査し、復旧や生活再建への道筋を示していく。被害の把握は、現地調査によって行われてきたが、阪神・淡路大震災以降、リモートセンシング技術の高度化に相まって、衛星写真や航空写真から被害を推定する手法の研究が注目を浴びた。しかしながら、個別の建物被害を完全に判読することは難しく、現状では大局的な被害度を示すにとどまっている。一方、平成10年に施行された被災者生活再建支援法に住家の罹災度に応じた被災者生活再建支援金の支給が明記されたことにより、建物被害の程度を証明する罹

災証明書の重要性が再認識された。罹災証明書は、被災者生活再建支援金を含む被災者への支援策の判断材料として活用されるため¹⁾、被災者生活再建支援法の適応とともに、そのニーズが急速に高まる傾向にある。このニーズに対応するため、自治体は迅速に被害認定業務（現地調査による罹災度判定と依頼者との合意）を行い、罹災証明書を発行しなければならないが、これまでの地震災害ではこの業務の体制の不備や人員不足などが原因で多くの時間を要している。

2016年4月に発生した熊本地震では罹災証明書発行に多くの時間を要したため、被災者の支援実施に大幅な遅れをもたらした。このことから、内閣府は平成30年3月に「住家の被害認定基準運用指針」と「実施体制の手引き」の改訂を行った²⁾。平成30年6月に発生した大阪北部地震では、この改定内容の一つである「写真を活用した判定の効率化・迅速化」を利用し、比較的被害の小さい建物に限り、被災者が持参した写真から被害認定が行われた³⁾。平成30年9月に発生した北海道胆振東部地震では、改定内容の一つである「航空写真等を活用して『全壊』の判定が可能」を利用し、航空写真から被害認定調査が行われた⁴⁾。これらの手法は、罹災証明書の発行の迅速化に大きく寄与したが、その一方で、比較的判定の単純な「全壊」と被災者本人の合意が得やすい「半壊に至らない」の判定にのみしか寄与できていない。本稿では、「写真を活用した判定の効率化・迅速化」に着目し、近年、活用が期待されるドローンやAIの技術を用いた新たな可能性について考察する。

5.2 研究の目的と先行研究

本研究では、被害認定調査が簡略化の傾向にあり、更なる効率的な仕組みを必要としていること、広範囲の家屋の画像データを取得できる航空写真が積極的に利用されつつあること、画像認識の技術が近年大幅に進歩していることを踏まえて、地震災害時に航空写真と画像認識技術を用いて被害認定業務を迅速化させることを目的とする。

人工知能 (AI) に関わる分析技術である機械学習は、画像認識との相性がよく、多くの実践応

⁸ 京都大学 防災研究所教授/滋賀大学 データサイエンス学部

⁹ 京都大学大学院 情報学研究科

用がなされている。中でも機械学習の1つの手法である深層学習 (Deep Learning) は、特徴量の抽出を自動で行うことができる手法であり、2012年の画像認識の世界コンテスト ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) で深層学習を用いたモデルの AlexNet が優勝したこと⁵⁾をきっかけに、深層学習でのアルゴリズムが画像認識分野の主流となり、認識の精度が大幅に向上した。そして、ImageNet などの大規模かつ高品質な画像データセットの公開や GPU などによるコンピュータの計算能力の向上から、今後、深層学習を用いた画像認識のレベルはより進歩していくことが予想されている。

深層学習や機械学習を用いた地震災害時の被害家屋の把握に関する研究は今までにいくつか行われてきた。松岡ら⁶⁾の研究では、赤外線カメラを搭載したドローンにより被災建物の撮影を行い、その赤外線画像における色の特徴により屋根被害箇所と無被害箇所の判別を行った。釜ヶ谷ら⁷⁾の研究では、ラインセンサと呼ばれる航空カメラで真上から撮影した航空写真と斜めから撮影した航空写真から建物が写っている部分を切り出し、深層学習を用いて被害の程度のカテゴリ予測を行った。坂田⁸⁾の研究では、発災後の空撮画像や映像からモデリング技術の一種である SfM (Structure from Motion) により3次元化したデータと発災前の建物等の地理空間情報に基づいて、それらの高さの差分計算から被害を検出している。

本研究では、空撮画像から得られるオルソ画像そのものから屋根被害を検出することを試みる。この手法は、上記の手法に比べて、深層学習のための教師データを多く確保できる特徴があるが、赤外線カメラなどの追加情報を利用していないことから、上記の方法では検知できる情報を検知できない可能性も持つ。本研究と上記の先行研究とは相互補完の関係にあると考えられるため実務的には、併用することでその価値を増すと考えられる。

罹災証明書発行に関する研究に関しては、堀江らが公的機関による建物被害調査の効率化を目的として、木造建物について、より最適な調

査項目の設定についての研究を行った⁹⁾。また、堀江らは新潟県中越沖地震において、Damage Assessment Training System を開発・検証し、事前訓練から調査員の視点を統一することで、公平性を確保できることを示した¹⁰⁾。これらの研究成果は「住家の被害認定基準運用指針」に反映されたが、これらの研究以降、建物被害認定に活用可能な技術が提案・開発され、社会実装を可能にするための社会活動も行われていることから、さらなる迅速化への検討が求められている。

5.3 屋根損傷家屋把握システム

被害認定業務迅速化を目的とし、空撮画像から深層学習を用いて地震災害時の被害状況を把握するシステムを屋根損傷家屋把握システムと定義する。

(1) システムの構成

発災から時間が経つと屋根被害があった建物の被害部分はブルーシートで覆われる。航空写真を撮影するまで時間がかかる場合や、余震などによって再度撮影する場合には、多くの家屋にブルーシートがかかっている状態で航空写真が撮影されることになる。つまり、被災家屋の損傷部分はブルーシートで覆われている状態であり、この状態では、罹災度判定に活用できる屋根の損傷率の推定は困難である。そこで、本システムでは、このブルーシートの有無を判別することとする。ブルーシートの有無は、罹災度判定には直接利用することはできないが、建物被害の概要をつかみ、罹災度調査の人員確保や外観調査のための地区ごとの日程調整の基礎資料として役立つことが期待できる。

本システムは、図5-1のように被害を判別するための深層学習モデルである DCNN (Deep Convolution Neural Network) を作る (パラメータを決める) 学習ステップと、その DCNN を使って実際に判別を行う運用ステップから構成される。

学習ステップでは、まず、学習のためデータ作成を行う。元となるデータ航空写真など複数の建物の屋根 (被災したもの、被災していないものを

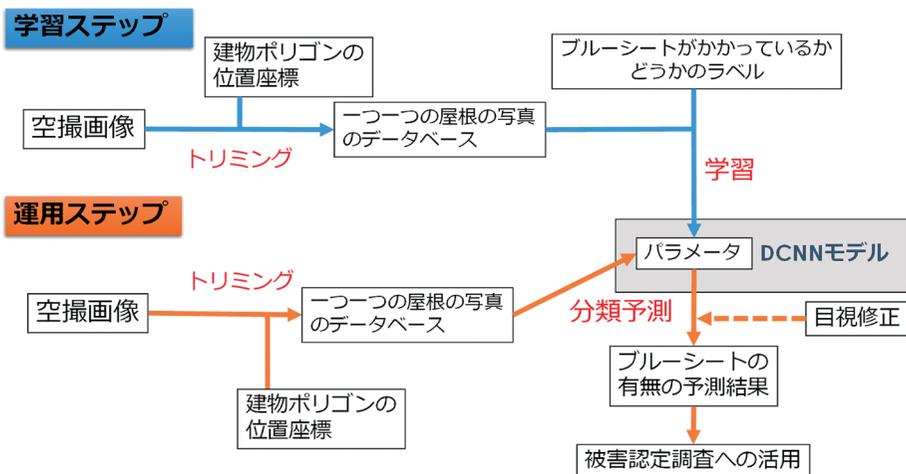


図5-1 屋根損傷家屋把握システムの構成

含めて)が含まれるオルソ画像である。この画像から、建物部分をトリミングすることで建物個別の屋根画像を作成する。この屋根画像に対しブルーシートの有無を目視で判定し、データベース化を行う。次に、このデータベースを用いて学習と検証実験を行い、DCNNのパラメータを設定することでモデルを構築する。

運用ステップでは、地震発生後の空撮画像から得られるオルソ画像からトリミング作業を行い、画像のデータベースを作った後、学習ステップで作ったDCNNモデルからブルーシートの有無で屋根損傷がある家屋を把握し、被害認定業務迅速化へとつなげる。

5.4 オープンな地理空間情報を用いた画像加工

屋根画像データベースを構築するための画像は、これまで航空写真や衛星写真から取得することが考えられていたが、近年、急速に普及したドローンを用いた災害協力がドローン関連企業と行政の間で結ばれる事例が増えたことを受けて、ドローンによる空撮画像からも取得が期待できるようになった。そこで、本研究では、地震災害時のドローンからの空撮画像を主に用いることとした。これにより、モデルの学習時に用いるデータを容易に増やすことができることに加え、実際の

災害時にデータを取得することが期待できる。また、余震により被害の程度が変化することにも、対応できる可能性がある。ドローンは150 m以下の高度で飛行するため、狭い範囲であるが高解像度の空撮画像が取得できるため被害の判定にはメリットがある。

空撮画像から一つの建物のデータを取得する際、これまでの研究ではデータ作成を簡易化するために建物の外接四角形によるトリミングを行っている。この方法では、ほとんどの場合、屋根以外の部分の情報も画像に残ってしまい、誤学習につながる可能性がある。そこで、本研究では建物形状のポリゴンデータを用いたトリミングを行うこととした。この建物形状データは、従来は一般には取得が難しかったが、2007年に施行された地理空間情報活用推進基本法を受け、2008年から国土院がサービスを開始した基盤地図情報ダウンロードサービスにより、容易に手に行うことができるようになった。しかしながら、データ更新頻度の関係から、災害発生時のデータを取得することは困難であった。これに対し、自然災害、政治的混乱等の危機的状況下で、地図情報を迅速に提供し、世界中に発信・活用することを目的とするクライシスマップーズ・ジャパンは、自由に利用でき、なおかつ編集機能のある世界地図を作



図5-2 空撮画像のトリミング作業

る共同作業プロジェクトである Open Street Map (OSM) を利用し、大規模災害発生時に、被災地の地理空間情報作成・編集をボランティアに行っている。日本においては、東日本大震災に活発化し、2013年の伊豆大島土砂災害の際には、国土地理院よりも最新の地理空間情報を被災地に提供するに至っている。その後も災害に応じて活動は続けられており、被災後、空撮画像の提供があれば、数日の間に建物形状を含む地理空間情報の提供が可能としている。これらの社会背景を勘案して、本稿では、クライシスマッパー・ジャパンが作成した建物形状ポリゴンを活用したトリミングを行うものとした（実際に活用する際には、国土地理院をはじめとする他の地理空間情報のうち最新に近いものを利用するものとする）。建物形状ポリゴンを用いたトリミング作業は GIS により自動化できるので、学習データを迅速に大量に作成することが可能となる。トリミングにより除外された部分は黒塗りすることで特徴を消し、建物のみを画像分析対象となるようにした（図5-2）。

5.5 深層学習モデルの構築

(1) 深層学習のための DCNN モデル

DCNN モデルは重みや閾値などの学習ステップの更新対象となるパラメータとは別に、層の幅や深さ、パラメータの数などのそのモデルの構造や学習方法を決定するハイパーパラメータがある。画像認識において対象に依存せず最も精度の高いモデルは存在しない、つまり、どのような画像認識タスクを行うかによって、精度

の高い予測ができるモデルは異なってくる。また、各タスクに適したモデル構造の決め方、つまりハイパーパラメータの決定の方法は現時点では解明されておらず、モデルを作ってはその精度を確認するという試行錯誤を繰り返すことで精度の高いモデルが作られてきた^{11,12)}。モデルの構造の種類は多数存在することから、すべてのモデルの精度を検証することは不可能であるため、本稿では、ILSVRC で用いられた AlexNet¹³⁾ を用いて精度を評価し、本システムに適したモデルを構築する。AlexNet は2012年の ILSVRC で優勝し、深層学習により従来の機械学習のアルゴリズムの精度を超えた初めてのモデルである。2013年以降の ILSVRC では、AlexNet より層数が多くなり、複雑となった深層学習のモデルが優勝しているが¹⁴⁾、本システムでは、ブルーシートの有無の2クラス分類となるため、過学習¹⁵⁾や無駄な計算時間がかかる可能性を踏まえて、ILSVRC で優勝した DCNN モデルのうち最も層数が少なく単純な構造である AlexNet を用いることとした。

(2) 使用するデータ

データセットには、学習ステップでパラメータを更新する際に用いる「学習用データ」、学習回数を設定するための「検証用データ」、モデルの精度を評価する「評価用データ」の3種を用いる。一般的に学習回数が多すぎると過学習を引き起こす可能性があり¹⁶⁾、これを抑制するために、検証用データで精度が落ちていないかを確認し、過学

習が起き始めた時点で学習を止めた。

空撮画像として、平成30年6月に発生した大阪北部地震で被害を受けた阪急茨木市駅周辺のドローンによる航空写真2枚(約6cm解像度)(京都大学防災研究所山田真澄助教らのグループによる撮影)を利用した。また、建物形状ポリゴンは、大阪北部地震時にクライシスマップパズ・ジャパンが作成したOSMの建物形状データを利用した。

本システムでは、建物の屋根やブルーシートのかかり方などに地域特性がないと仮定し、評価用データにも学習用データ、検証用データと同じ地域の茨木市の航空写真を用いた。また、実際の災害時ではドローンの位置精度が正確でなかったり、地図を描く人によってマッピング技術に差があったりすることから、OSMの建物形状ポリゴンと空撮画像の建物が完全に一致することは困難であり、多少のずれが生じることが予想される。このことから、本稿で用いる建物形状ポリゴンのデータも多少ずれが生じているが、修正せずにそのまま学習を進めていくこととした。

(3) 学習効果を高めるためのデータ準備

学習に用いる2枚の航空写真を航空写真A、航空写真Bとし、航空写真Aは学習用データと検証用データに、航空写真Bは評価用データに用いるものとする。航空写真Aからはブルーシートのかかった屋根画像(以下、「ブルーシート有」とする)を383枚、かかっていない屋根画像(以下、「ブルーシート無」とする)を2732枚、航空写真Bからは「ブルーシート有」を169枚、「ブルーシート無」を2702枚取得することができた。そこで、学習用データとしては航空写真Aから「ブルーシート有」を306枚、「ブルーシート無」を2186枚、検証用データとしては航空写真Aから「ブルーシート有」を77枚、「ブルーシート無」を546枚、評価用データとしては航空写真Bから「ブルーシート有」を169枚、「ブルーシート無」を2702枚使用した。しかし、このままでは、学習用データと検証用データの「ブルーシート有」、「ブルーシート無」のデータ数に大きな隔たり(約1:7)が

ある。学習用データのクラス間でデータ数に偏りがあると、モデルがデータ数の多いほうに分類予測を行う傾向に陥ってしまい、予測精度が低下する(不均衡データ問題)¹⁶⁾。この不均衡データ問題を解消するために、航空写真Aの画像を左右反転、90度、180度、270度回転することでデータ拡張を行い、学習用データの「ブルーシート有」を2448枚(306×8)、「ブルーシート無」を2450枚、検証用データの「ブルーシート有」を616枚(77×8)、「ブルーシート無」を611枚とした。さらに、精度をより向上させるため、航空写真Aの画像データのコントラストを変換したものを作り、学習用データと検証用データの量をデータ拡張した。これにより、学習用データの「ブルーシート有」4896枚(306×8×2)、「ブルーシート無」4900枚、検証用データの「ブルーシート有」1232枚(77×2×8)、「ブルーシート無」1180枚とした。

5.6 構築したシステムの評価と考察

(1) 評価基準

分類結果を評価するために表5-1のような混同行列を考える。運用ステップにおいて、DCNNモデルで予測した分類に多少の誤差が生じていた場合、図5-1のように人の目視点検による修正が可能であればより正解率が高くなる。表5-1の混同行列で示されるA、Dは正しく推定された正解のデータであり、修正されるのは不正解のB、Cのデータである。地震災害時、本システムを活用したい領域は、「ブルーシート有」の屋根(A+C)より「ブルーシート無」の屋根(B+D)の方が多いと考えられる。このような場合には、「ブルーシート有」と予測するデータ(A+B)より「ブルーシート無」と予測するデータ(C+D)の方が、数

表5-1 分類予測の混同行列

	ブルーシートがかかっている	ブルーシートがかかっていない	合計データ数
ブルーシートがかかっていると予測	A(正)	B(誤) DCNNで予測 分類後人の手によって修正	少ない
ブルーシートがかかっていないと予測	C(誤) できるだけ少なくする	D(正)	多い
合計データ数	少ない	多い	

が多いと予想される。よって、「ブルーシート無」と予測したデータ (C+D) の中から C のデータを見つけ出し、修正することに比べると、「ブルーシート有」と予測したデータ (A+B) の中から B のデータを見つけ出し、修正するほうが時間や労力の面から実行しやすい。このことから、目視作業による修正が困難な C のデータの数をできるだけ減らすことが求められる。加えて、修正を行う B のデータが少ないことがより望ましいと考えられる。

本研究では、評価基準として全体のデータに対する正解データの割合である正解率ではなく、ブルーシートかかっている屋根をブルーシートがかかっていると予測できた割合である再現率を用いる。A, B, C, D のデータ数を a, b, c, d とすると正解率 Accuracy と再現率 Recall は以下ようになる。

$$\text{Accuracy} = (a + d) / (a + b + c + d)$$

$$\text{Recall} = a / (a + c)$$

「ブルーシート有」のデータ数の方が多い場合、「ブルーシート有」と予測する傾向を高めて A のデータ数を増やすより、「ブルーシート無」と予測する傾向を高めて D のデータ数を増やすほうが、正解率は上昇する。つまり、正解率を用いると、「ブルーシート無」と予測する傾向が高いモデルが高く評価されることになるが、D のデータと同時に C のデータも増え上記の意図に反することとなる。このことから、評価基準として再現率を用いることとする。

また、「ブルーシート無」を「ブルーシート有」と予測できた割合を特異度 Specificity とし、以下のように定義する。

$$\text{Specificity} = b / (b + d)$$

(2) DCNN モデルの層数に関する考察

一般的に深層学習において、層数が多いモデルは複雑な表現力を持ちうるが、パラメータが増えすぎると過学習を起こす可能性があるため、適切

な層数を選択しなければならない。適切な層数に関する考察を行うため畳み込み層を 5 層、全結合層 3 の計 8 層からなる AlexNet の構造 (畳み込み層の数) を 5 から 12 まで変化させ、同じ条件で評価実験を行った。ただし、11, 12 層は、入力層から数えて 1 層目の畳み込み層のある重みの値が変化しない現象を起こしたため、これを回避する技術として shortcut connections を付け加えたものを利用している (shortcut connections は、2015 年の ILSVRC で優勝した ResNet が持つ特徴であり、より多い層を持った DCNN モデルを作ることが可能にした¹⁷⁾)。この実験結果では、8 層と 10 層の再現率が最も高く、この特異度を比較すると 8 層の方が高い値を示した。このことから、本システムに適した層数は 8 層 (もともとの層数) であることがわかった。

(3) DCNN モデルのハイパーパラメータに関する考察

1 回の学習に用いる画像のデータ数をバッチサイズといい、精度に影響を与えるハイパーパラメータの一つである。また、AlexNet は過学習抑制のため Drop Out 層というものを用いており、そこで使用される Drop 率もその一つである。このバッチサイズと Drop 率を変化させ、評価実験を行ったところ、バッチサイズ 80、Drop 率 0.2 のとき最も精度が良くなり、その結果は表 5-2 のように再現率 97.04 %、特異度 94.93 % となった。は DCNN で予測分類した結果を空撮画像上に可視化したものを図 5-3 に示す。

(4) 予測結果に関する考察

最も精度が高かった場合、表 5-2 のように再現

表 5-2 バッチサイズ 80、Drop 率 0.2 のときの混同行列

		実際分類	
		ブルーシート有	ブルーシート無
予測分類	ブルーシート有	164	137
	ブルーシート無	5	2565

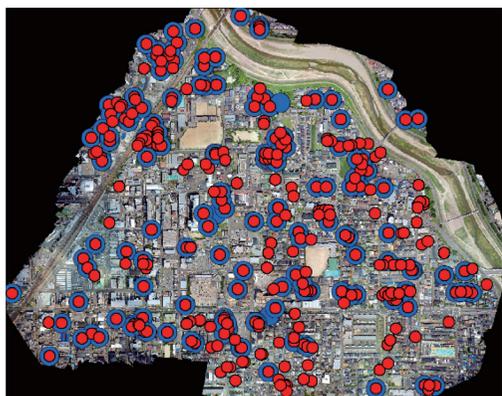


図5-3 分類予測結果可視化(青:実際の「ブルーシート有」、赤:予測の「ブルーシート有」)

率97.04%, 特異度94.93%となったが、「ブルーシート有」を「ブルーシート有」と予測できる割合である適合率は54.49% (164/301) と低く、DCNNモデルで予測分類後に人の目視作業による修正が必要であると考えられる。全体の10.48%にあたる301枚の「ブルーシート有」と予測分類した画像を、人の目視修正を行うことで、正解率を99.82%まで上昇させることができる。図5-4は「ブルーシート無」なのに「ブルーシート有」と間違っただけで予測した画像データであり、青い屋根や青い自動車が見えたものなどが多かった。

図5-5は「ブルーシート有」だが、「ブルーシート無」と間違っただけで予測した画像であり、比較的ブルーシートの面積が小さいものがほとんどであった。

(5) トリミング手法に建物形状ポリゴンを利用した効果に関する考察

外接矩形によるトリミングのみを行い、建物以外の部分を残した建物画像データで同様に学習・予測を行った結果、再現率は86.39%, 特異度は93.60%となり、ともに低下することがわかった。建物形状トリミングを行わなかった場合、図5-6の右の画像のように、学習・分類対象ではない隣の屋根のブルーシートが写ることで、画像内にはブルーシートがあるがラベルは「ブルーシート無」

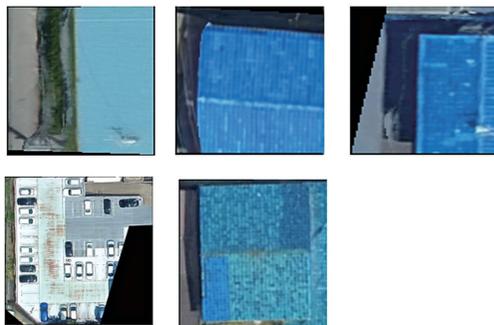


図5-4 「ブルーシート無」だが、「ブルーシート有」と間違っただけで予測した画像



図5-5 「ブルーシート有」だが、「ブルーシート無」と間違っただけで予測した画像

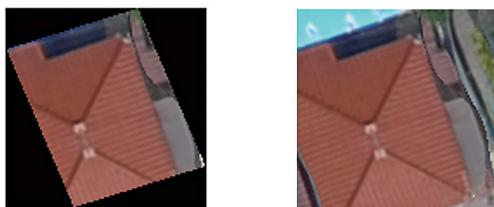


図5-6 建物形状トリミングを行った画像(左)と外接矩形トリミングのみ画像(右)

がつけられる。このようなデータにより誤った学習・予測が行われ、精度が低下したと考えられる。

5.7 今後の課題

今後は、分類予測の精度をさらに向上させるため、DCNNモデル、学習データに改良を加えることが求められる。DCNNモデルを開発する際、

交差検証などを行い、より正当性の高い精度の検証を行わなければならない。学習データは量を増やすことに加えて、DCNNモデルが間違えやすいブルーシートの面積が小さい画像や青い屋根画像を多く入れたり、ずれを小さくしたりして、精度を高めなければならないと考えている。また、他の地域でも分類予測の精度を調べ、DCNNモデルの汎用性についても考察する必要がある。

さらに、より現場で求められる成果とするためには、ブルーシートの有無だけでなく、屋根の損傷度合いを推定する必要がある。日本の建物は瓦屋根が多く、地震災害には多くの建物の屋根が被害を受ける。被災判定においても、屋根は、壁や基礎と並んで1次調査である外観調査の項目となっている。しかしながら、罹災度判定を行う調査員は、現地調査にて屋根の被害については、詳細に確認することができないという問題がある。今後は、より直接的に被害判定にも活用できるよう、データの整備、有効なDCNNモデルの構築に取り組む予定である。

参考文献

- 1) 内閣府：罹災証明書の概要 http://www.bousai.go.jp/taisaku/hisaisiyagyousei/pdf/risaisyoumeisyo_gaiyou.pdf, 最終アクセス日：2019/7/20
- 2) 内閣府：平成30年3月改訂の概要, < <http://www.bousai.go.jp/taisaku/pdf/h3003kaitei.pdf> > 最終アクセス日：2019/7/20
- 3) 産経新聞：【大阪北部地震】罹災証明に必須の家屋調査進まず 窓口に住民殺到、調査まで2カ月待ちも… (1/2ページ) -産経ニュース < <https://www.sankei.com/west/news/180627/wst1806270061-n1.html> >, 最終アクセス日：2019/7/20
- 4) 北海道新聞：罹災証明発行に 航空写真を活用 厚真町、認定迅速に：どうしん電子版(北海道新聞) https://www.hokkaido-np.co.jp/article/237773?rct=n_hokkaido, 最終アクセス日：2019/7/20
- 5) IMAGENET Large Scale Visual Recognition Challenge: ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition 2012 (ILSVRC2012) <<http://image-net.org/challenges/>
- 6) LSVRC/2012/results.html>, (最終アクセス日：2019/7/20)
- 6) 松岡・藤生・高山・中山・須田・坂口：小型無人機に搭載した赤外線カメラにより取得される被災地画像データを用いた地震災害直後の建物被害把握, 第55回土木計画学研究発表会・講演集, 27-19, pp.1-4, 2017.
- 7) 釜ヶ谷・松岡：2016年熊本地震後の空中写真を用いた深層学習による建物被害分類, 東濃地震科学研究所報告「防災研究委員会2017年度報告書」No.41, pp.49-57, 2017.
- 8) 坂田・岩見：SfMによる大地震時における建築物被害図の迅速な作成方法の実用化に向けた検証, 地理情報システム学会研究発表会論文集, Vol.26, 2017 (CDROM)
- 9) 堀江・牧・重川・田中・林：震災時における木造建物の被害調査手法の開発 - 調査目的と調査項目 -, 地域安全学会論文集, No.2, pp.139-144, 2000.
- 10) 堀江・重川・牧・田中・林：新潟県中越地震における被害認定調査・訓練システムの実践的検証 - 小千谷市のり災証明書発行業務への適用 -, 地域安全学会論文集, No.2, pp.123-132, 2005.
- 11) 麻生：多層ニューラルネットワークによる深層表現の学習 「Deep Learning (深層学習)」[第2回] 人工知能学会誌 vol.28, 4, 2013, pp.649-659
- 12) 岡谷：画像認識のための深層学習の研究動向 - 畳み込みニューラルネットワークとその利用法の発展 -, 特集「ニューラルネットワーク研究のフロンティア」, pp.171
- 13) Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton: ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, Proc. Of Advances in Neural Information Processing Systems 25 (NIPS 2012), 2012.
- 14) ILSVRC: ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition (ILSVRC) <<http://image-net.org/challenges/LSVRC/>> (最終アクセス日：2019/7/20)
- 15) 斎藤：ゼロから作る Deep Learning python で学ぶディープラーニングの理論と実装, pp.167, pp.189, pp.195pp.190-191, オライリージャパン, 2016
- 16) Lutz Prechelt: Automatic early stopping using cross validation: quantifying the criteria, Neural

- Networks, vol.11, issue 4, pp.761-767, 1998.
- 17) Haibo He, Member, IEEE, and Edwardo A. Garcia: Learning from Imbalanced Data, IEEE TRANSACTIONS ON KNOWLEDGE AND DATA ENGINEERING, vol.21, No.9, pp.1263-1284, 2009.9
 - 18) Kaiming He Xiangyu Zhang Shaoqing Ren Jian Sun: Deep Residual Learning for Image Recognition, The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 770-778, 2016.