

助成番号

2022-04

災害画像を用いた被害領域の自動検出に関する研究

香川大学 創造工学部 教授 吉田秀典

1. はじめに

近年、地球規模の気候変動に起因して、大規模な豪雨災害が日本各地で頻発しており、治水構造物などの能力を上回るものが増加している。日本の平均気温は100年あたり1.19℃の割合で上昇し、猛烈な雨（1時間降水量80mm以上の雨）の年間発生回数も増加しているため、今後、さらに大規模な水災害が発生する可能性が高い。こうしたことを受け、風水害について事前の治水対策を行うことも重要であるが、被害が起きた後の治水構造物や企業・施設などの復旧・復興を迅速に進めていくことも重要であると言える。

豪雨災害の中でも広範囲におよぶ被害をもたらした平成30年7月豪雨では、豪雨の影響によって内水氾濫や土砂・洪水氾濫等の複合的な要因による被害が発生した。これより、災害把握に時間を要し、復旧・復興が難航したという課題が挙げられている¹⁾。したがって、災害後において広域にわたる被災箇所を把握することが重要であると言える。

広域におよぶ被災箇所の把握には、リモートセンシングにより得られた衛星画像が使用されることが多くなっている。特に、豪雨災害に関しては、災害直後、雲が多く発生するという点から、全天候型で昼夜観測が可能である合成開口レーダ（SAR: Synthetic Aperture Radar）を使用した研究が多く行われている。しかし、合成開口レーダは、処理が複雑かつ高価であるという課題があり、専門的な知識を持たないユーザーにとっては敷居が高い。一方で、光学衛星画像は、豪雨による雨雲や台風通過後の晴天を狙った日中でしか観測が行えないが、可視光・近赤外など多くのバンド情報の取得が可能であり、合成開口レーダと比較して判読が容易であるという利点がある。

衛星画像からの被災箇所抽出の手法については、金城ら²⁾や本田ら³⁾のように合成開口レーダを用いて浸水域を評価するなどの手法が多く提案されている。しかし、光学衛星画像に関しては、前述した撮影条件の課題から豪雨災害における被災箇所抽出手法が少ないのが現状である。作野ら⁴⁾や洲濱ら⁵⁾のように光学衛星画像やドローン画像を使用した豪雨災害の災害観測も行われているが、速報レベルの研究に留まっているものが多い。本技術開発では、処理が容易で安価な光学衛星画像に着目し、機械学習と画像処理技術を組み合わせて被災箇所の抽出を行い、災害復旧・復興に有用な情報の取得を目指す。なお、概要では、紙面の関係より、光学画像についてのみ示す。

なお、本技術開発は、一般社団法人四国クリエイティブ協会の「2022年度建設事業に関する技術開発支援制度」による助成を受けて実施したものである。

2. 分析手法

本技術開発では、被災地域の推定を行うにあたり、まず、教師あり分類を用いた土地被覆分類を行う。分類手法としては、スペクトル空間における教師スペクトルと分類対象スペクトルの角度を類似点として最近傍法により分類を行う（Spectral Angle Mapping SAM）を使用している。次に、加色混合法を用いて災害前後における土地被覆変化の把握を行う。加色混合法とはレッドスケールならびにシアンスケールの2画像を加色混合することで、2時期における変化を抽出する手法である。

3. 光学衛星画像を用いた土地被覆分類

3.1 衛星画像データ

平成30年7月豪雨が発生した際に甚大な被害を受けた岡山県倉敷市真備町を対象とした被災地域の推定を行う。本技術開発では、産業技術総合研究所が提供するLandBrowserという衛星データプラットフォームより災害前後に撮影された計2枚の光学衛星画像を取得する。Fig.1分析にあたり使用する衛星画像の詳細をTable.1に示す。

3.2 教師データ

「教師あり」の分類をするため Fig.2 内の赤枠で示す領域をそれぞれ教師データとして登録する。分類したカテゴリは図に黄色に黒文字で示す計 8 か所とする。

3.3 土地被覆分類結果

災害前後の光学衛星画像に対し、それぞれ土地被覆分類を行った結果を Fig.3, 4 に示す。植生や建物、田畑など、本技術開発で使用した光学衛星画像の解像度 30m×30m 以上にわたる領域については、適切に分類されていることがわかる。しかし、河川や道路など、本技術開発で使用した光学衛星画像の解像度を下回る大きさの領域については、分類が適切に行われていない箇所が散見される。また、分析対象地域の中央部を東西に流れる小田川の北側の地域について、光学衛星画像 (Fig.1) においては、土地被覆の変化が目視で判別できないものの、分類結果においては、災害前に広域にわたって存在していた建物を示す赤色の領域が (Fig.3) 災害後には減少し道路や田畑を示す薄茶色の領域が増加していることがわかる (Fig.4)。

以上より、解像度が 30m 程度の光学衛星画像を用いた場合、植生や建物といった広範囲にわたる領域の変化については把握できるものの、道路などの詳細な変化については、把握が困難であることが判明した。

3.4 被災領域推定結果

土地被覆分類結果 Fig.3, 4 より、任意のカテゴリを抽出し、それぞれのカテゴリに対して加色混合することにより、災害前後の変化領域の把握を行う。紙面が限られるため、前節で明確に変化があった建物、田畑の 2 カテゴリについて、加色混合法を用いた変化領域の抽出を行い、その結果を Fig.5, 6 にそれぞれ示す。なお、災害前の分類画像を レッドスケール、災害後の分類画像をシアンスケールに変更しているため、Fig.5, 6 において、災害によって減少したカテゴリは赤、増加したカテゴリはシアンで示される。このとき、変化のない領域についてはすべて黒で示すこととする。

Table.1 Detail of satellite data

Satellite	Landsat 8
Target area	Ma bi T own of Kurashiki City Okayama Prefecture
Date of shooting	Before the disaster 2018/4/20 After the disaster 2019/5/20
Resolution	30m
Cloudiness	10%
Band	1~7



Fig.1 Optical satellite image s of before (right) and after (left) disaster

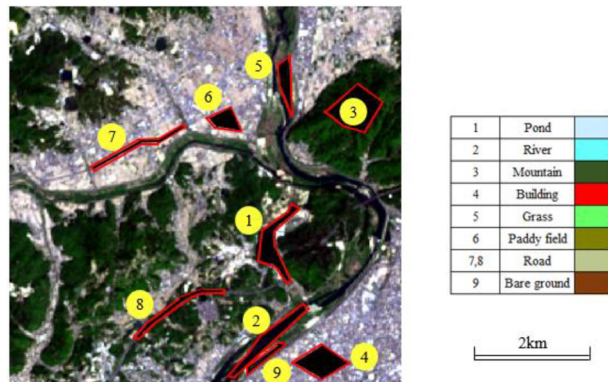


Fig.2 Training data of each category

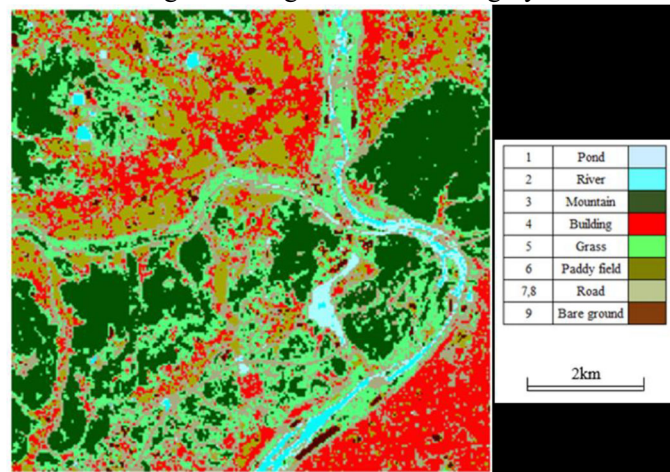


Fig.3 Result of l and cover classification Before the disaster

建物領域に関する加色混合の結果 (Fig.5) より, 前節で示した通り, 対象地域の中央部を東西に流れる小田川の北側においては, 広範囲にわたって赤く示されており, 災害後に建物が減少しているといえる. また, シアンで示されている領域が非常に少なく, 小田川の北側と同様, 他の地域においても赤く示されている地域が多いことから, 災害によって建物が損傷や倒壊していること 推定される. また, 田畑領域に関する加色混合の結果, Fig.6 より, 赤く示されている領域, つまり, 災害後に建物が減少した領域と同領域がシアンで示されており, 災害後に田畑が増加したといえる. しかし, 災害後に田畑が作られたとは考え難いことから実際には田畑と類似した傾向をもつ裸地であると考えられる. 一部の現地調査の結果, 上記の領域においては, 浸水被害を受けたことで多くの家屋が解体され, 更地となっている土地やリフォームなどを行っている家屋が多く存在することが判明している. そのため, 建物が減少し, 田畑などの地域が増加したという推定は, 実際と遠からずと考えられる.

4. まとめ

本技術開発では, まず, 豪雨災害等により被災した箇所を把握するため, 2 時期の衛星画像を用いて被災箇所の抽出を行った. 被災箇所を抽出するにあたり, まずオープンソースの地理情報システムである QGIS を使用して土地被覆分類を行った. 土地被覆分類では, 教師データとして分類するカテゴリを, 河川, 建物というように土地用途に合わせて設定した. 衛星画像の解像度が 30m であることから, 山や草木といった植生や建物, 田畑など解像度以上の領域を持つ場合は適切なカテゴリに分類されるが, 河川や道路など解像度を下回る領域を持つ場合は分類が適切に行われていない箇所があった. このことから, 解像度 30m の衛星画像を用いることでおおむね土地被覆分類は可能であるが, 衛星画像の解像度を下回る大きさの地物は適切な分類を行うのは困難であることが分かった.

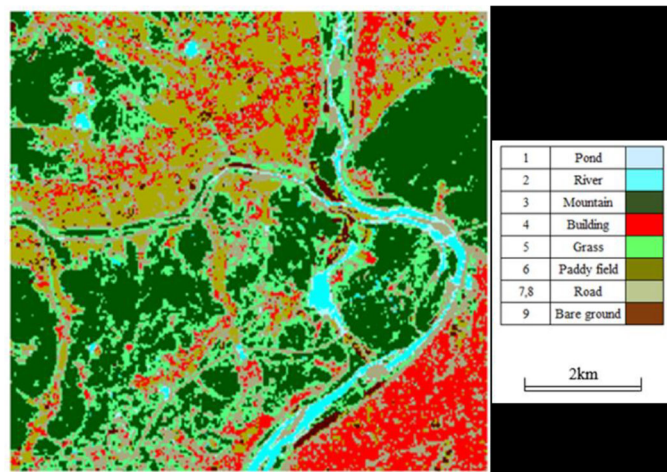


Fig. 4 Result of land cover classification
After the disaster

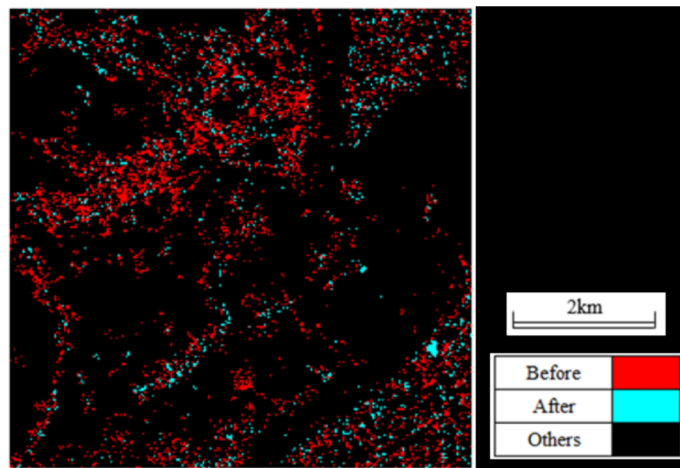


Fig.5 Result of additive color mixing (Building)

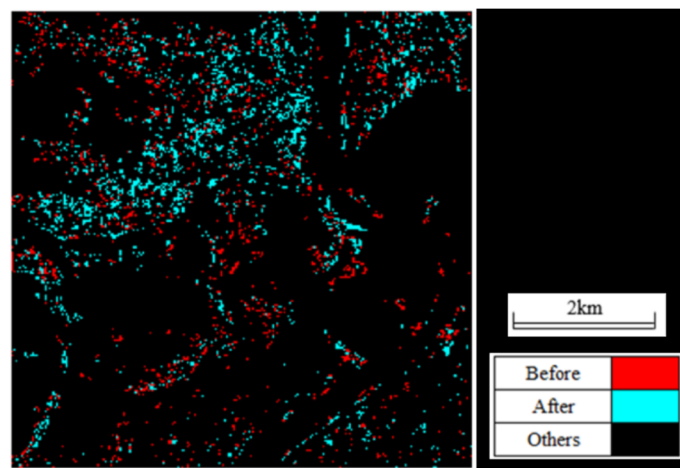


Fig.6 Result of additive color mixing (Paddy field)

そのため、土地被覆分類の精度を向上させるためには、解像度の高い衛星画像を用いることが望まれる。

さらに、カテゴリごとに抽出した画像について、加色混合法を用い、被災箇所を抽出した。被災地域においては建物域の加色混合結果より、建物は減少していると分かり、一方で、田畑域や地面域の加色混合結果より、田畑・地面が増加していると分かる。これらを照らし合わせることで、建物が被災し、田畑や地面といった別のカテゴリとして認識されていると判断できる。このことから、加色混合を行うことで、被災箇所だけでなく、カテゴリの2 時期における変化まで読み取ることが可能となることが分かった。

最後に、本概要では紙面の関係上省いているが、本技術開発では、上記のような光学衛星画像に加え、ドローンと AI を組み合わせて、災害時における復旧・復興ならびに適切な避難等のために樞法となる道路状況（例えば、避難経路状況）の把握を試みた。ドローンによって撮影された画像・映像に対して、A の一つである CNN を用いた物体検出モデルである YOLO を採用して車両検出を行い、その結果を地図に落とし込むことで実現を目指した。車両検出の結果、作成した車両検出モデルによって、ドローン画像内に写る車両を台数に関係なく概ね検出することが可能となった。車両の種類・色・形・サイズで検出結果に大きな偏りは生じなかったが、教師データの少ない黄色の車両の検出は困難であった。したがって、災害時にどのような車両が撮影されたとしても、確実に検出することができるようにするために、想定される様々なパターンの教師データを用いた検出モデルを作成する必要がある。また、検出結果画像を OpenStreetMap に落とし込んだ結果、マップ上のどの位置で車両が検出されたかを視覚的に確認できる道路閉塞マップを半自動的に作成することが可能となった。マップ上に重ね合わせる画像のサイズが小さくなってしまふなどの課題はあるものの、災害時において通行可能な道路を判断することに利用できると考える。

このように、本技術開発を通して、災害前後の衛星画像を用いることで被災箇所の抽出が可能であることが示された。ただし、衛星画像の解像度が 30m であってもおおむね適切に被災箇所を抽出することが可能であるが、土地被覆分類の際には、解像度より小さな地物は認識することができず、適切な分類が困難であるという課題が残っている。そのため、解像度の高い衛星画像を用いて、被災箇所の抽出を行うことが求められ、そうすることで土地被覆分類や被災箇所の抽出に関して精度は向上するであろう。他方、人工知能を援用したドローンによる避難経路等の状況把握に関しては、一定の精度で車両を検出できていることや、道路閉塞マップの作成も半自動的に行えていることから、実用が可能なレベルに達していると考えている。

参考文献

- 1) 国土交通省：大規模広域豪雨を踏まえた水災害対策のあり方について、
https://www.mlit.go.jp/river/shinngikai_blog/shaseishin/kasenbunkakai/shouiinkai/daikibokouikigouu/pdf/daikibokouikigouu_toushin_honbun.pdf
- 2) 金城海輝，白水元，朝位孝二：SAR 画像を用いた岡山県真備町の浸水状況解析，自然災害研究協議会 中国地区部会 研究論文集 第 5 号 pp.31-34, 2019
- 3) 本田謙一，泉祐輔，引地慶多，虫明成生，浅田典親，津野浩一：衛星 SAR を用いた豪災害時の迅速な浸水範囲および浸水深抽出の試み，日本リモートセンシング学会誌, Vol.40, No.3, pp.159-162, 2019
- 4) 作野裕司：西日本豪雨災害時における Landsat-8 と Sentinel-1 を使った新水域の推定，日本リモートセンシング学会誌, Vol.3, No.5, pp.435-437, 2018
- 5) 洲濱智幸，福島雄也，石垣昭寿，古藤智行，早川智洋：Airbus DS 社および MDA 社による平成 30 年 7 月豪雨災害の観測対応，日本リモートセンシング学会誌, pp.431-434, 2018