

SAR 衛星と異常検知 AI を用いた防災拠点のモニタリング手法の検討

(株)新日本技術コンサルタント 正会員 西内 浩二, 平田 洋士, 非会員 中島 溪
大日本コンサルタント(株) 正会員 ○龍田 斉, 徳橋 亮治, 宮田 秀太, 吉田 敬宏, 森田 大成
鹿児島県商工労働水産部産業立地課新産業創出室 非会員 西村 元一, 清水 雅子

1. 目的

近年、地球温暖化に伴う線状降水帯の発生増加により、各地で豪雨による甚大な災害が頻発している。これに対し、各地方自治体は地域防災計画等を策定し、発災に備えると共に被災時の救助活動や物資輸送等について方針を規定している。一方、合成開口レーダーを搭載した人工衛星（以下、SAR 衛星）の活用が様々な分野で盛んに行われている。SAR 衛星はマイクロ波を地表に向けて発射し、その散乱波を受信して映像化する。マイクロ波は雲を透過するため全天候で観測できる。また、観測に太陽光を必要としないため、夜間の観測も可能である。そこで、本検討では鹿児島県における災害時の受援活動や救助活動等の効率化を目的として、SAR 衛星と異常検知 AI を用いて防災拠点施設の被災有無をモニタリングする手法を検討した。

2. 検討の流れ

まず、全国の災害事例から防災拠点の被災把握に適した SAR 衛星を選定する。その後、SAR 衛星の時系列履歴と異常検知 AI を用いて、防災拠点の被災有無の推定が可能か確認する。最後に、SAR 画像で識別可能な鹿児島県内の防災拠点を抽出する。

3. SAR 衛星の選定

表-1 に、現在運用されている SAR 衛星の例を示す。本検討では、打ち上げから時間が経過しており履歴画像が豊富で無償または条件付き無償（データを提供するプラットフォーム内での利用に限定）である Sentinel-1 と ALOS-2 を候補として抽出した。

4. 過去の被災地域データによる検証

被災地域における過去の SAR 衛星画像を用いて、防災拠点の識別が可能か検証した。検証対象地域は、近年豪雨災害が発生した地域のうち、洪水被害範囲内に防災拠点が含まれる愛媛県大洲市と岡山県倉敷市真備町とした。図-1 に大洲市の Sentinel-1 による SAR 画像と対応する範囲の航空写真を示す。図より、SAR 画像から河道部や山地等の大まかな地形は判別できるが、拠点等の建物の識別は困難であることが確認できる。図-2 上段に、真備町の ALOS-2 による SAR 画像²⁾と対応する範囲の航空写真を示す。当該 SAR 画像から、図中の赤点線部に示すような敷地面積が 200m×200m 以上の施設であれば識別可能であることを確認した。

表-1 SAR 衛星の例

SAR衛星名	Sentinel-1	ALOS-2	ASNARO-2	TerraSAR-X
打ち上げ年	2014年	2014年	2018年	2007年
回帰日数	12	14	14	11
分解能	20m	3m	1m	1m
無償/有償	無償	条件付き無償	条件付き無償	有償

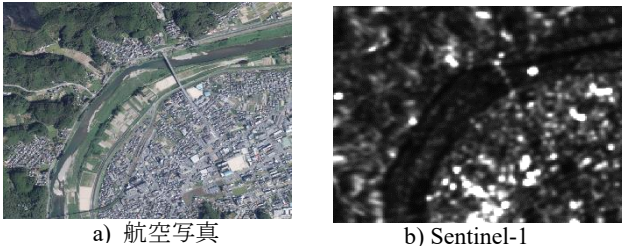


図-1 航空写真と Sentinel-1 の SAR 画像

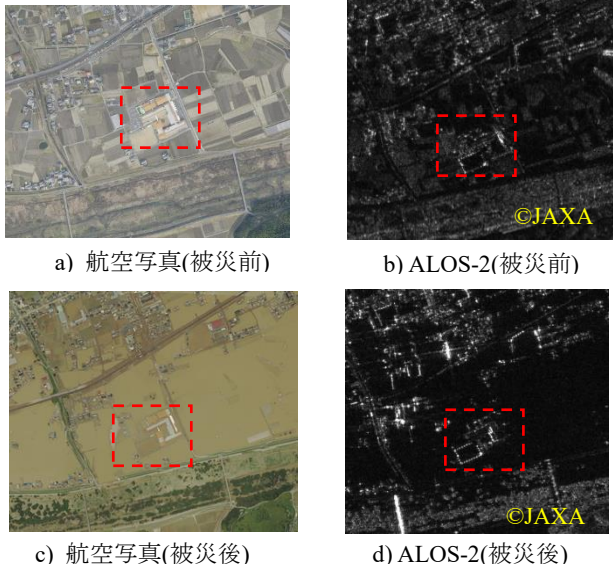


図-2 航空写真と ALOS-2 の SAR 画像

キーワード 防災減災, SAR, 鹿児島県, モニタリング, 異常検知
連絡先 〒102-0075 東京都千代田区三番町 6-3 三番町 UF ビル 4F TEL03-6850-0065

また、図-2 下段に示すように、ALOS-2 の SAR 画像であれば、先述の敷地面積規模の施設であれば周辺の浸水有無が識別できることを確認した。

5. 異常検知 AI による被災推定

画像を扱う AI 手法として、画像分類でよく用いられる畳み込みニューラルネットワークや画素単位でより詳細な領域分割を行うセマンティックセグメンテーションがある。これらの手法は、画像と画像に対する正解を明示したアノテーションデータを大量に用意する必要がある。しかし、豪雨発生後の浸水直後に撮影された SAR 画像は少なく、また浸水部も農耕地であることが多い。このため前述の AI 手法で必要となるアノテーションデータを十分に用意することが難しい。本問題を解決するために、異常検知 AI の導入を試みた。異常検知 AI は少量の正常画像から正常である状態を学習し、異常を含むデータを入力した際は異常箇所を明示することが特徴のモデルである。本ケースにおいては、真備町の拠点施設を対象に被災前の SAR 画像で異常検知 AI を学習させ、被災後の SAR 画像で被災を検知できるか検証を実施した。学習データは ALOS-2 が撮影した SAR 画像のうち、2014 年から 2018 年の被災直前までの昇交軌道の画像 25 件を用いた。異常検知モデルは DifferNet³⁾を用いた。図-3 に学習後のモデルで被災前後の SAR 画像を入力したモデルの出力を示す。AI 出力中の明色部分が異常である確率が高い箇所である。図から被災前の画像については明色部分が無く、被災後の画像に対しては浸水部分の周辺に明色部が出力されていることを確認できる。以上より、SAR 画像と異常検知モデルによりモニタリング対象施設周辺の被災を検知できる可能性は十分にあると判断した。



a) AI 出力(被災前)

b) AI 出力(被災後)

図-3 DifferNet の出力画像

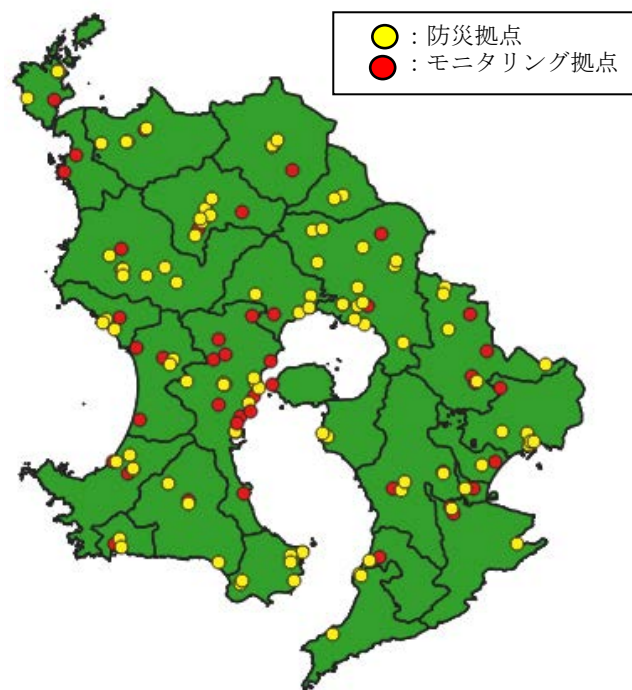


図-4 鹿児島県内のモニタリング拠点

6. SAR 画像で識別可能な鹿児島県内の防災拠点

ALOS-2 の SAR 画像から識別可能な防災拠点（以下、モニタリング拠点）を抽出した。対象の防災拠点は鹿児島県災害時受援計画⁴⁾に活動拠点等として明記されている施設のうち、敷地面積が 200m×200m 以上のものをモニタリング拠点として抽出した。図-4 は鹿児島県内（離島部除く）における防災拠点およびモニタリング拠点を地図上に示したものである。図から 3 割程度の施設が SAR 画像で識別可能であることが確認できる。

7. まとめ

本検討では、防災拠点の識別に適した SAR 衛星を選定し、異常検知 AI と組み合わせることで、防災拠点の被災有無を遠隔からモニタリングする手法について検討した。

謝辞 本検討は、鹿児島県令和 4 年度鹿児島県衛星データ利活用実証事業として取り組んだものである。

参考文献 1)国土地理院 HP: <https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H30.taihuu7gou.html>, 2) ALOS-2 PALSAR-2 サンプルプロダクト: https://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/jp/alos-2/datause/a2_sample_j.htm, 3) Marco Rudolph, Bastian Wandt, and Bodo Rosenhahn.: Same same but differnet: Semi-supervised defect detection with normalizing flows. arXiv preprint arXiv:2008.12577, 2020. , 4) 鹿児島県危機管理防災局危機管理課: 鹿児島県災害時受援計画, 2018.