

## 合成開口レーダ衛星画像と機械学習を用いた流出橋梁の検出

千葉大学 正会員 ○リュウ・ウエン  
 防災科学技術研究所 正会員 山崎 文雄  
 千葉大学 正会員 丸山 喜久

## 1. はじめに

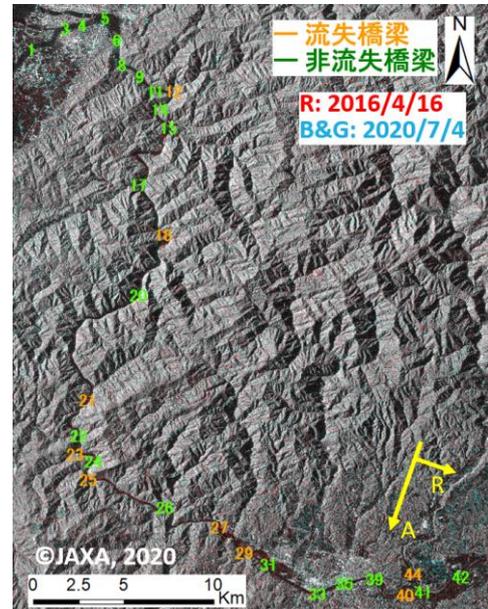
道路・鉄道などの橋梁は交通ネットワークの一部であり、地震・台風などの災害後の緊急対応や被災者支援において重要な役割を果たす。2011年東北地方太平洋沖地震のように被災範囲が広域にわたる場合や、2016年熊本地震のように落橋等で交通網が寸断される場合には、橋梁被害の把握までに時間を要する。リモートセンシング画像は、アクセス困難時の情報収集に有効である。とくに、合成開口レーダ（SAR）センサは天候に影響されず昼夜撮影できるため、近年防災分野への応用が盛んである。

著者らは、2時期の TerraSAR-X 衛星 SAR 画像を用いて、2011年東日本大震災の津波による被害橋梁の抽出を試みた<sup>1)</sup>。さらに、2020年7月豪雨前後の ALOS-2 衛星 SAR 画像を用いて、球磨川での流出橋梁の分析を行った<sup>2,3)</sup>。流出橋梁の事例が少なかったため、単独災害による被害検出の検討に限界があった。本研究では、この2つ災害事例で抽出された SAR 画像における橋梁の特徴量を用いて、機械学習による流出橋梁の自動検出を試みた。

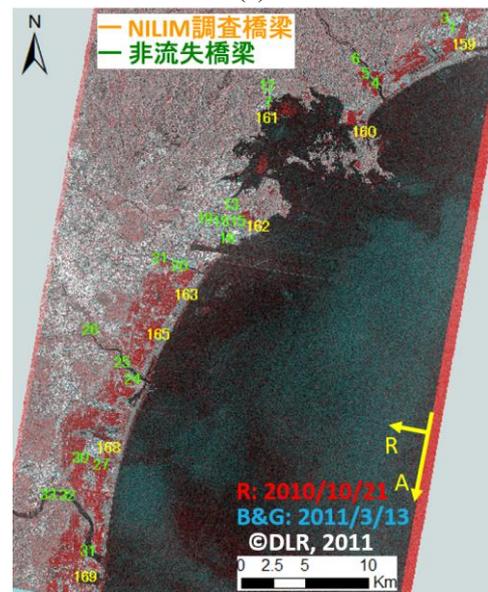
## 2. 使用するデータ

機械学習に使用する橋梁データは、図1に示す熊本県球磨川の44本と宮城県沿岸部の44本、計88本の橋梁である。熊本県では、2020年7月豪雨による河川の増水で、10本の道路橋と4本の鉄道橋が流失した。宮城県沿岸部では、東日本大震災の津波によって7本の橋梁の橋桁が流出した。

既往研究では、既に橋梁輪郭の作成と輪郭内の後方散乱係数の特徴量の抽出を行った<sup>1-3)</sup>。橋梁の輪郭は国土院が公開した道路と水域データから作成した。SAR 画像における橋梁の倒れ込み、2回反射と3回反射を含むように、輪郭からセンサ観測方向に沿って10m拡張した。熊本県では、2016年4月16日と2020年7月4日に撮影した下降軌道の左観測の ALOS-2 強度画像を用いて、橋梁の特徴量を抽出した。宮城県沿岸部では、2010年10月21日と2011年3月13日に撮影した下降軌道の右観測の TerraSAR-X 強度画像を使用した。河川の水位変化や地殻変動によって橋梁反射域の位置ずれがあったため、橋梁ごとに位置合わせを行った。拡張



(a)



(b)

図1 対象となる橋梁：(a) ALOS-2 衛星が撮影した熊本県球磨川にかかる44橋梁、うち14橋が流失した；(b) TerraSAR-X 衛星が撮影した宮城県沿岸部の浸水域に位置する44橋梁、うち7橋梁が流失した。

した輪郭内における2時期 SAR 強度画像の相関係数、差分の平均値・標準偏差を特徴量として抽出した。抽出した特徴量の散布図を図2に示す。

異なる SAR 画像における対象橋梁は同様な傾向が見られた。流出橋梁は非流出橋梁に比べて、相関係数が低く、差分値が低いマイナス数値であり、さ

キーワード ALOS-2 強度画像, TerraSAR-X 強度画像, 東日本大震災, 令和2年7月豪雨, 橋梁被害  
 連絡先 〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町1-33 千葉大学大学院工学研究院 TEL: 043-290-3557

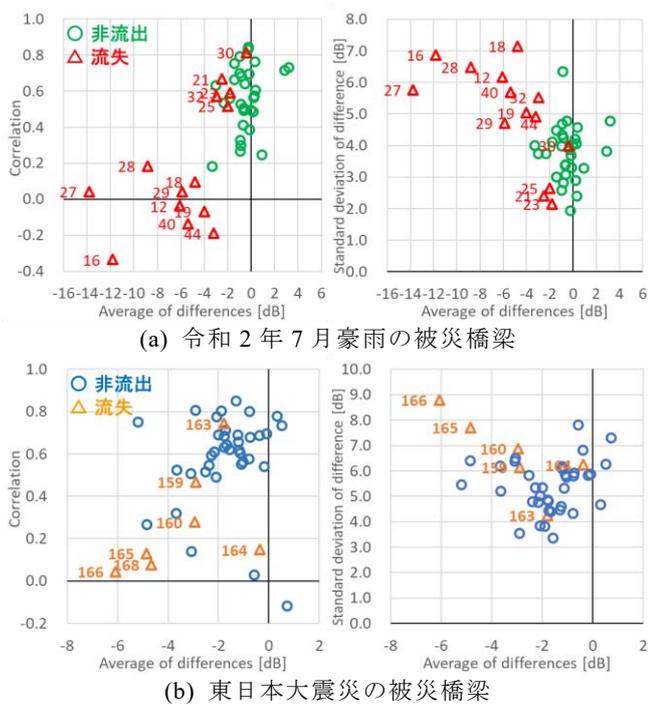


図2 橋梁輪郭内における災害前後 SAR 画像の後方散乱強度の相関係数, 差分平均値, 差分標準偏差の分布図

らに差分の標準偏差も大きかった。一方, ALOS-2 画像は TerraSAR-X 画像に比べて, 後方散乱係数の差分値が大きかった。

### 3. 検出モデルの構築と検証

対象橋梁を2つのケースに分けて, 機械学習による検出モデルの構築を行った。1つ目は, 流出橋梁の多い熊本県のデータを学習データとテストデータに使用し, 作成されたモデルを宮城県へ適用する。2つ目はすべての対象橋梁を学習データとテストデータに分けて, モデルの構築を行う。学習データとテストデータの構成比を7:3とし, ケース1の学習データが30本, うち流出橋梁11本である。ケース2の学習データが61本, うち流出橋梁13本である。

機械学習手法は線形のロジスティックス回帰(LR)と非線形のランダムフォレスト(RF)を使用した。プログラム言語 Python のライブラリ scikit-learn を用いて, モデルの学習と予測を行った<sup>4)</sup>。3分割のクロスバリデーションを行い, ハイパーパラメータの調整を行った。

2つのケースに2種類の学習手法を適用して, 作成したモデルの学習精度, テスト精度を表1に示す。全データにおける流出橋梁の割合が24%であり, 偏りがあったため, Kappa係数を用いて評価を行った。学習段階において, ケース2のRFモデルの精度が最も高かった。テストデータの予測では, ケース1のLRモデルが最も高い精度を示した。また, 本研究の目的は被害橋梁の検出であるため, テストデー

表1 作成した検出モデルの精度比較

	Case 1			Case 2	
	学習	テスト	検証	学習	テスト
ロジスティックス回帰	再現率	0.82	0.67	0.57	0.77
	適合率	0.90	0.50	0.36	0.91
	正解率	0.90	0.79	0.77	0.93
	Kappa値	0.78	0.43	0.31	0.79
ランダムフォレスト	再現率	0.91	0.33	0.86	0.85
	適合率	1.00	0.50	0.40	1.00
	正解率	0.97	0.79	0.77	0.97
	Kappa値	0.93	0.28	0.42	0.90

タと検証データの再現率に着目すると, ケース1のRFモデルが最も有効と考えられる。熊本県のテストデータの再現率は33%であったが, 宮城県の橋梁を適用し精度を検証すると, 86%の被害橋梁が検出できた。学習データ以外の再現率が70%であった。

学習データの多いケース2の精度がケース1より劣る原因は, 宮城県の流出橋梁数と複雑な被災環境と考えられる。熊本県の流出橋梁が全橋梁の3割に対し, 宮城県の流出橋梁が2割未満であった。また, 宮城県の橋梁では津波による瓦礫の散乱が多く見られ, SAR画像における後方散乱係数の変化が不明確であった。

### 4. まとめ

本研究では東日本大震災による宮城県沿岸部の橋梁データと2020年7月豪雨による熊本県球磨川の橋梁データを用いて, 2時期のSAR画像から抽出した橋梁特徴量による機械学習を行った。4つのモデルを作成し, 被害橋梁の予測精度がすべて70%を超えていた。再現率を考慮し, 熊本県の橋梁データを用いたランダムフォレストモデルが最も流出橋梁の検出に適していた。今後は被害橋梁データを追加し, モデル精度の向上を目指す。

謝辞: 本研究に使用した TerraSAR-X 画像はドイツ航空宇宙センター(DLR)に所有権があり, 株式会社パスコとの共同研究を通じて貸与された。ALOS-2画像は宇宙航空研究開発機構(JAXA)に所有権があり, ALOS-2研究公募(RA-6)に基づく研究(PI No. 3243)を通じて貸与されたものである。

### 参考文献

- 1) 井上和樹, リュウ・ウェン, 山崎文雄: 高分解能衛星 SAR 画像の変化抽出に基づく津波による橋梁被害把握, 日本地震工学会論文集, 17(5), pp.48-59, 2017.
- 2) 劉ウェン, 山崎文雄: ALOS-2 強度画像を用いた2020年7月豪雨による橋梁被害の把握, 日本リモートセンシング学会第69回学術講演会, pp. 163-166, 2020.
- 3) W. Liu, Y. Maruyama, F. Yamazaki: Damage assessment of bridges of the 2020 July flood in Japan using ALOS-2 intensity images, The IEEE 2021 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2021. (in press)
- 4) Scikit-learn Machine Learning in Python: <https://scikit-learn.org/stable/>