



リモートセンシングによる広域被害把握

<http://www.regid.irides.tohoku.ac.jp/response/>

Bruno Adriano

Yanbing Bai

Hideomi Gokon (The Univ. of Tokyo)

Erick Mas

Shunichi Koshimura

東北大学災害科学国際研究所
広域被害把握研究分野



合成開口レーダによる広域被害把握



ドイツ航空宇宙センター

リモートセンシングによる広域被害把握の意義

- 広域で把握が可能
 - 地殻変動
 - 地滑り
 - 津波・洪水の浸水域
- 「被害」に関する量的な情報の取得が課題
 - 建物・構造物被害
 - 道路被害
 - 重要施設被害

JAXA ALOS-2/PALSAR-2 のカバレッジ



広域被害把握に向けての画像解析アプローチ

1. 変化抽出法 (Change Detection)

被災前後の画像ペアを用いて、画像のピクセル単位での変化(画素値の差分と相関係数)に着目して被害を抽出する。画素の「変化」と被害程度の関連づけがポイント。被災前後で同条件での撮像データが必要。季節変化も考慮する必要あり。

2. 機械学習法 (Machine Learning)

被災後の画像だけを用いて被害を、学習理論による抽出する。そのために、建物被害を判読するための教師データが必要。現地での情報が得られない場合には別の災害での被害データを流用して教師データを作成する(今回はネパール・ゴルカ地震の建物被害データを教師データとして利用した)。

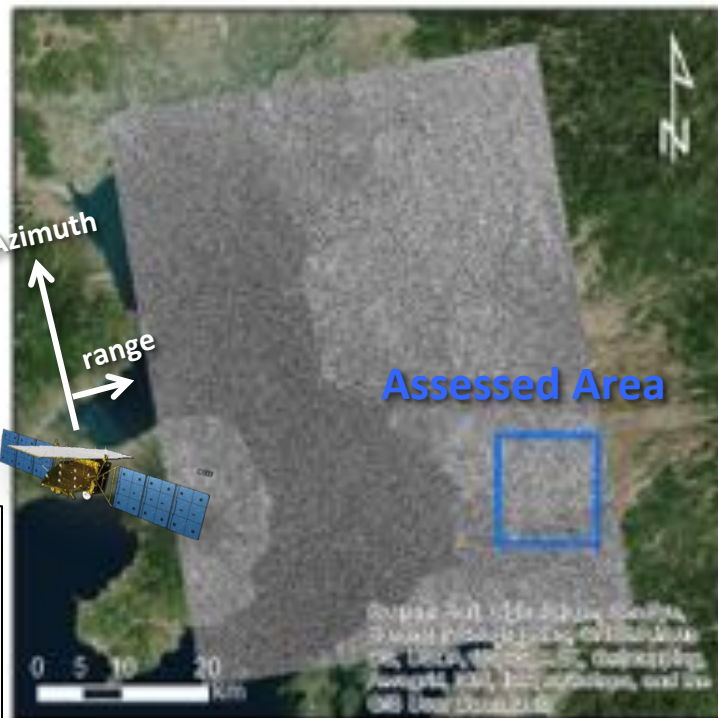
変化抽出アプローチ (Change Detection Approach)

PALSAR-2 画像 (被災前後ペア)

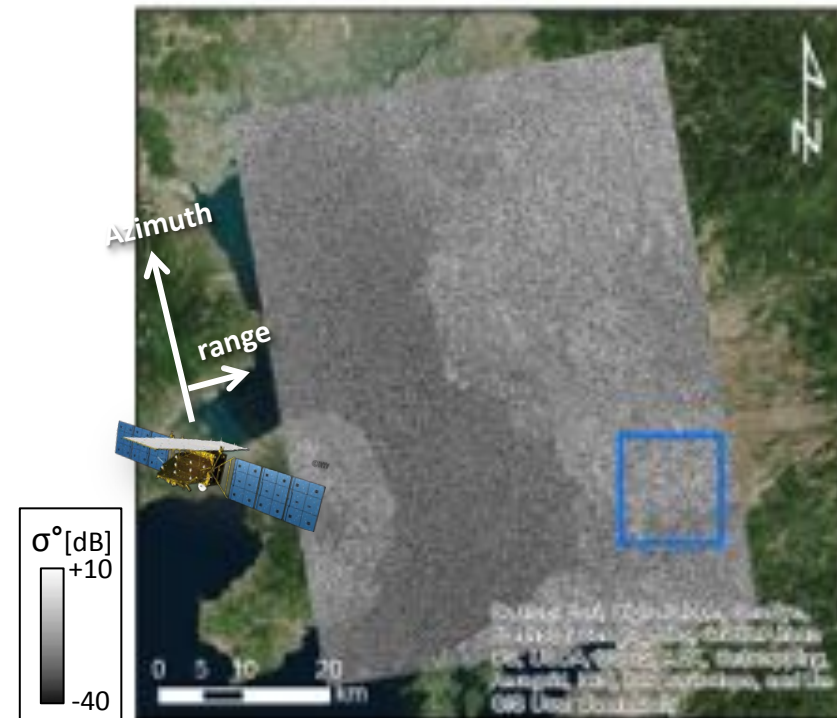
Sigma-naught (σ°) images

- Acquisition mode: StripMap (SM1)
- Ascending Orbit direction (azimuth)/ Right side observation (range)
- VH- and VV-polarizations
- Data format Level 1.5 / Pixel Spacing: 2.5 m

2015-05-17

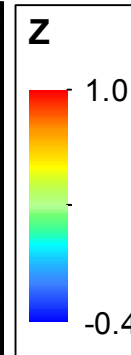
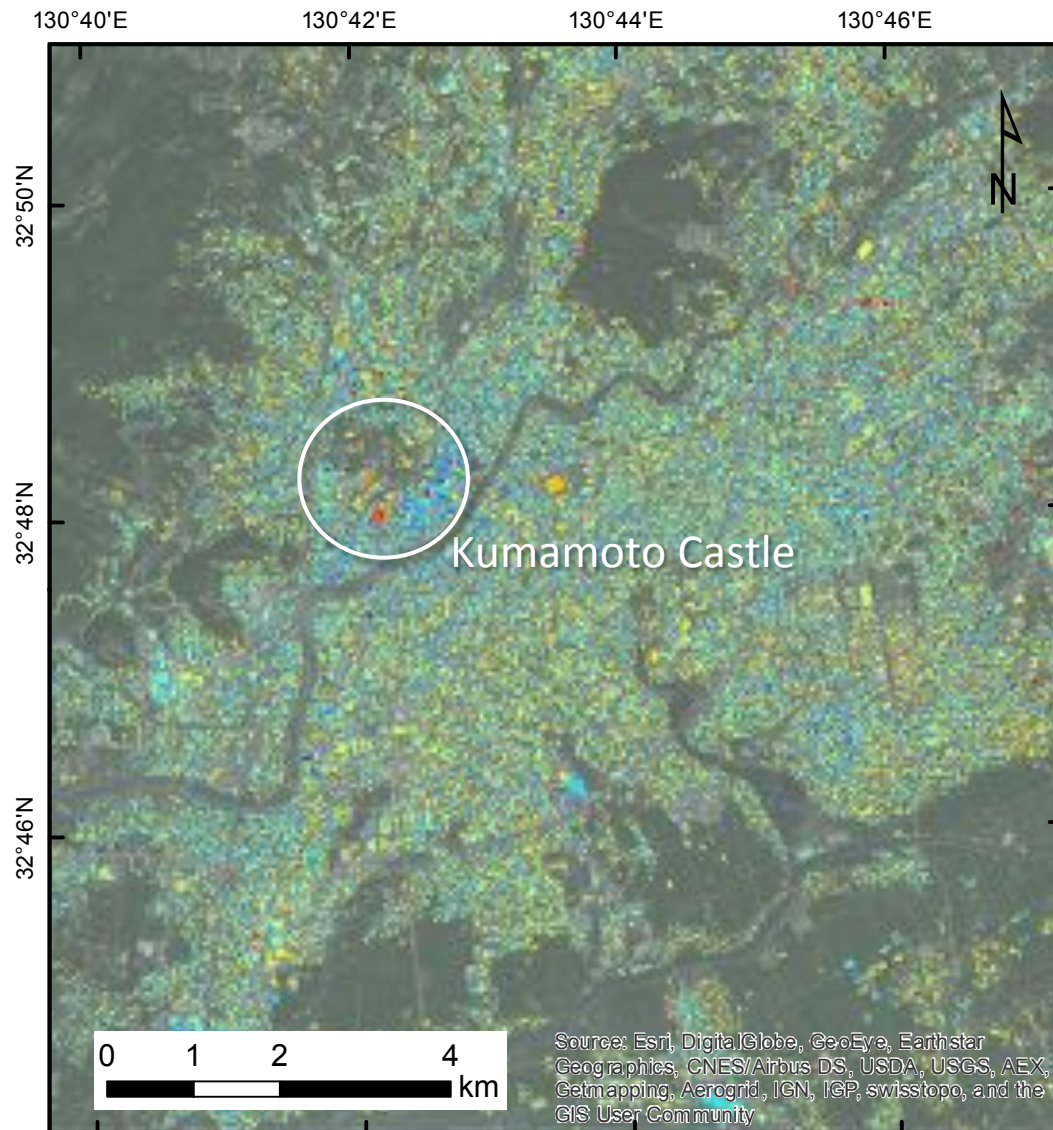


2016-04-17



被害抽出結果

Kumamoto city (熊本市)



変化抽出スコア (Liu et al., 2013)

$$z = \left| \frac{d}{\max |d|} \right| - 0.5 \cdot r$$

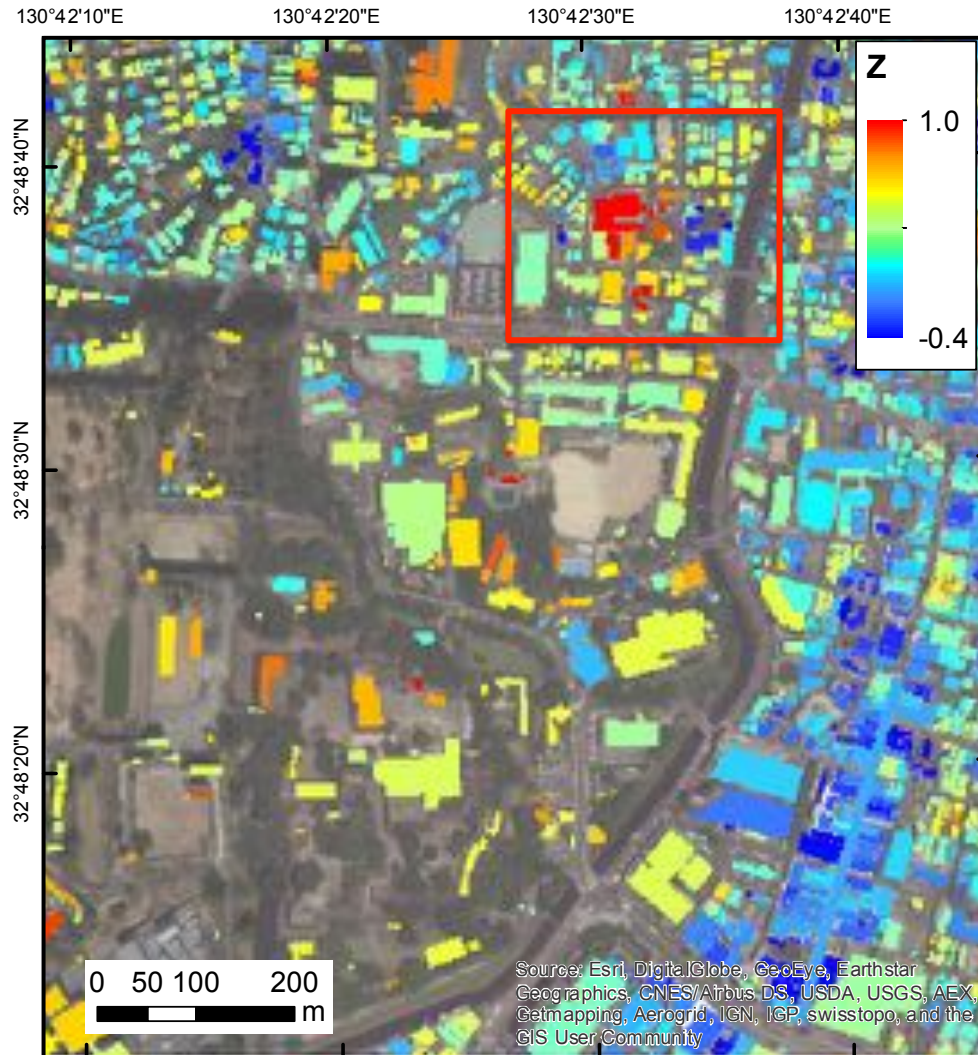
d = ピクセル値の差分

r = ピクセル間の相関係数

Liu, W., F. Yamazaki, H. Gokon and S. Koshimura, Extraction of Tsunami-Flooded Areas and Damaged Buildings in the 2011 Tohoku-Oki Earthquake from TerraSAR-X Intensity Images, Earthquake Spectra, Vol. 29, No. S1, pp. S183-S200, 2013. doi: 10.1193/1.4000120

建物被害マッピング

Kumamoto Castle (熊本城)



Pre-event Image (GSI)



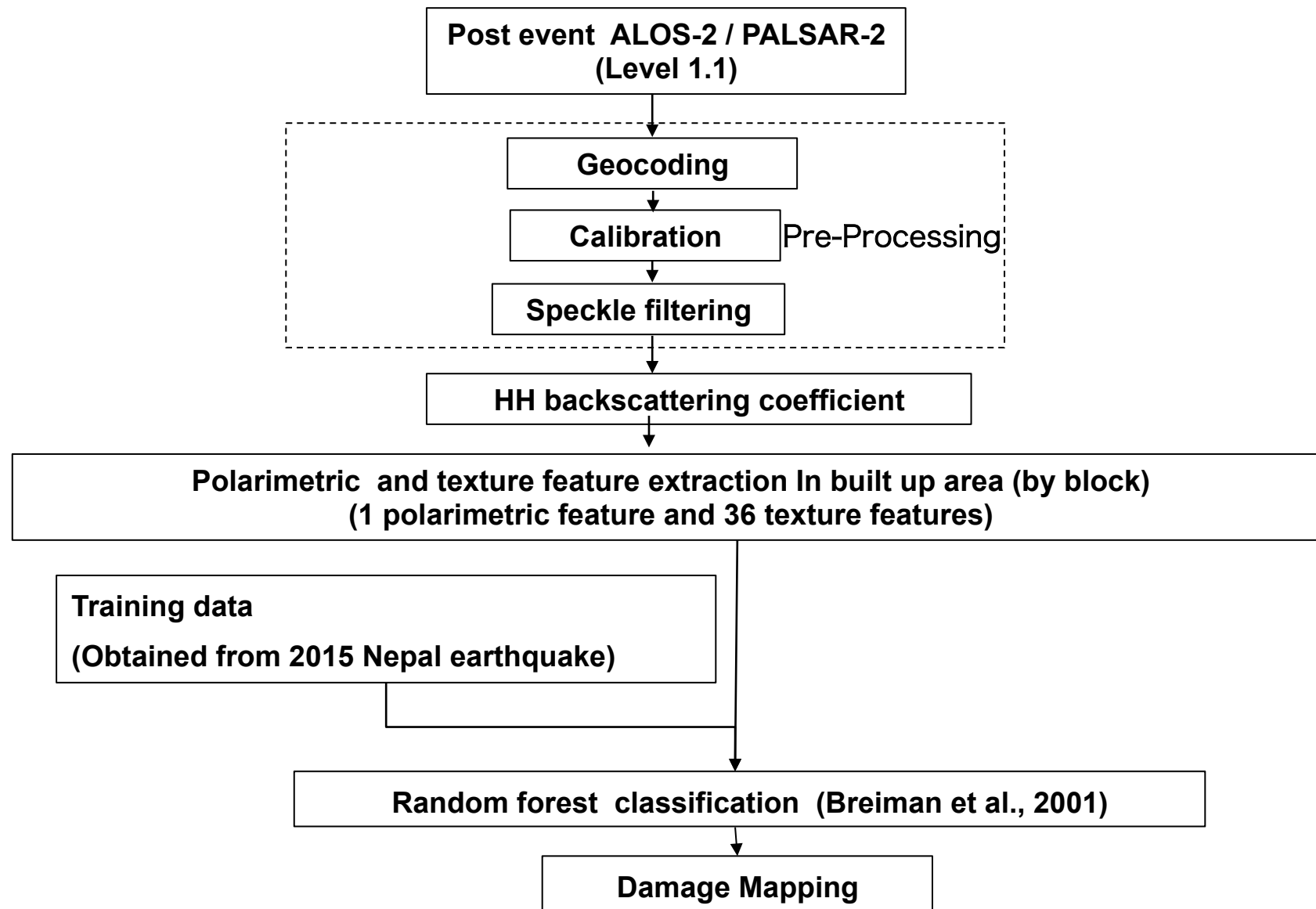
Post-event Image (GSI)

機械学習によるアプローチ

(Machine Learning Approach)

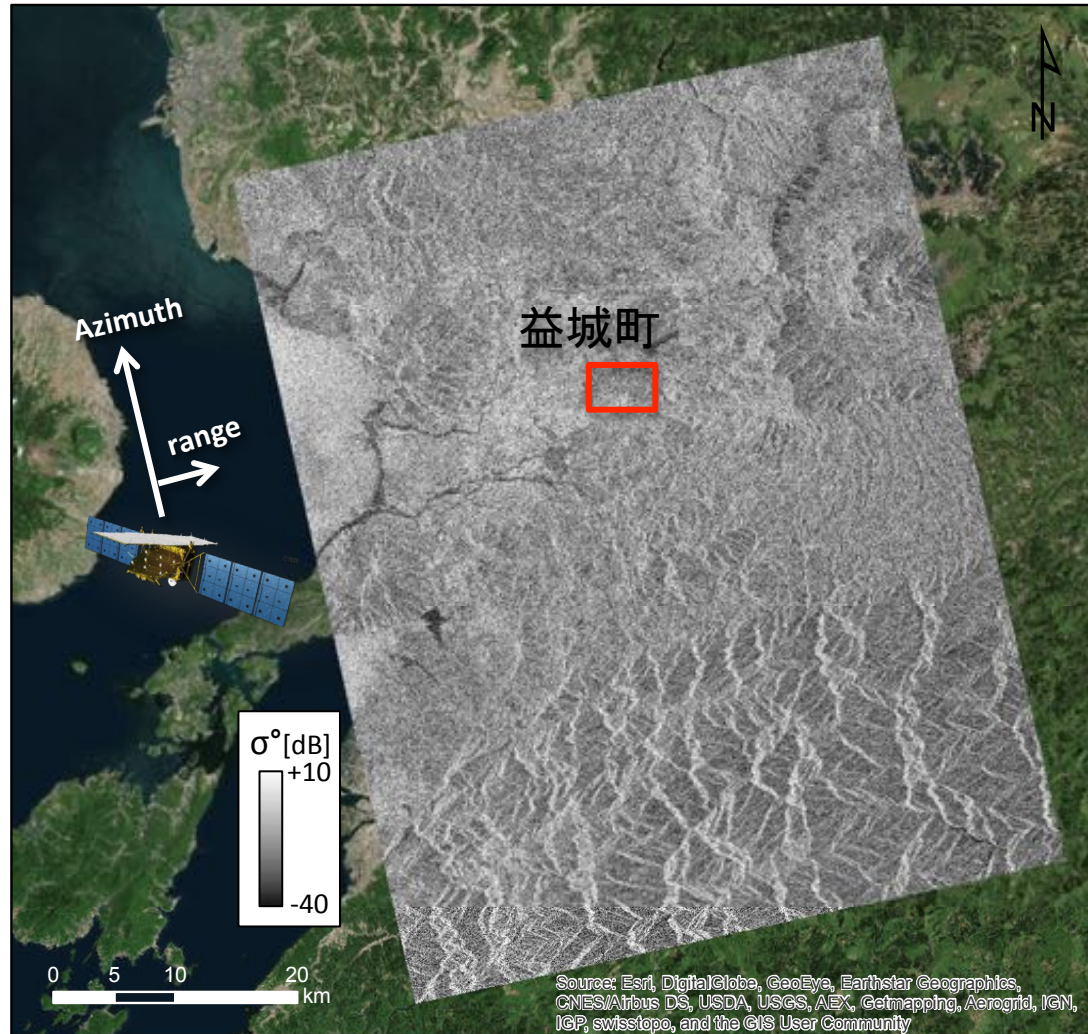
センシング情報や現地調査のデータなどから、ある程度の数のサンプルデータ集合を入力して解析を行い、そのデータから有用な規則・ルール・特徴・判断基準などを抽出してアルゴリズムを構築する。

フロー (Bai et al., 2015)



PALSAR-2 画像(2016/04/16)

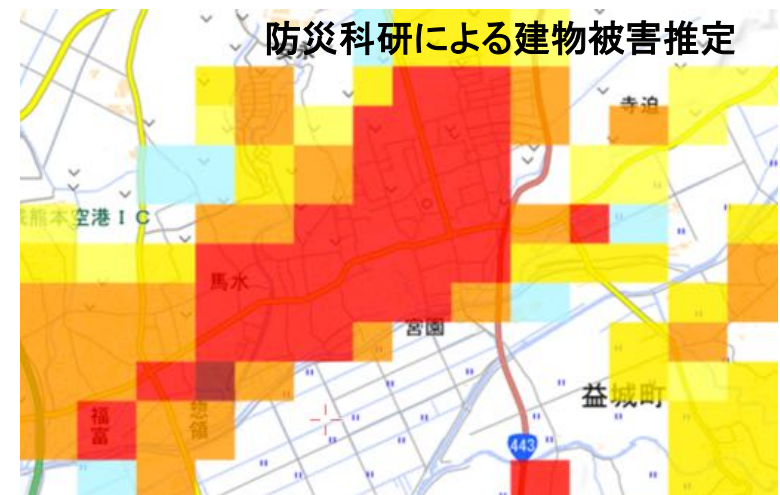
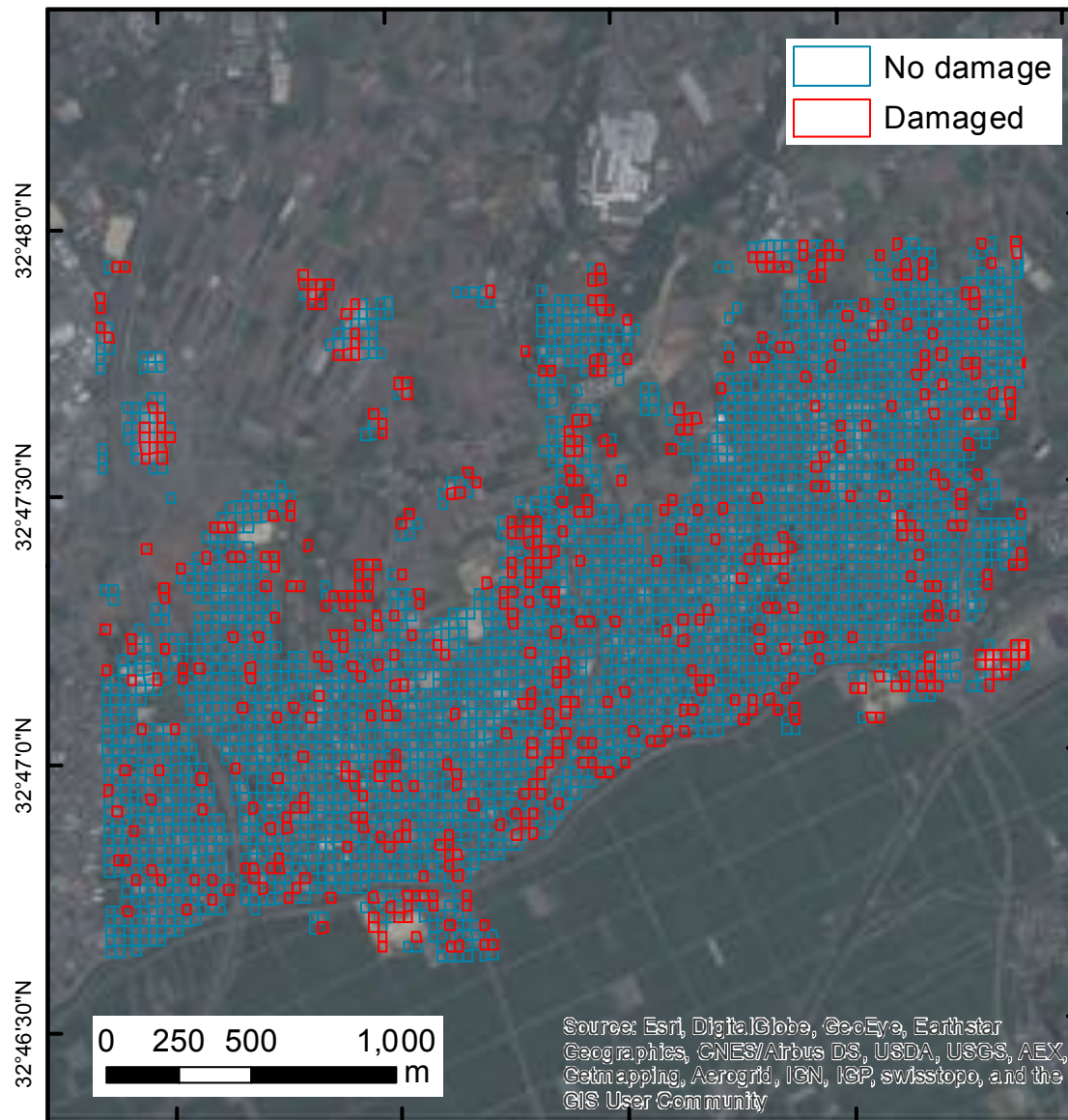
Sigma-naught (σ°) image



- Acquisition mode: StripMap (SM1)
- Ascending Orbit direction (azimuth)
- Right side observation (range)
- HH-polarization
- Data format Level 1.1
- Pixel Spacing: 2.5 m

建物被害マッピング(益城町)

130°47'30"E 130°48'0"E 130°48'30"E 130°49'0"E 130°49'30"E



まとめ

- ❖ 合成開口レーダによる広域被害把握手法のケーススタディを実施した。
 - 変化抽出法と機械学習法の2通りで実証を行っている(それぞれメリット・デメリットあり)
 - 層破壊のような、マイクロ波の散乱特性に大きく影響を与える被害に対しては、現地データと調和的な結果が得られているが、注意深い検証が必要。
- ❖ 津波災害では極めてうまくいっていた手法が通じないことが分かった。発災直後に建物被害地図として活用できる段階ではない。
 - 変化抽出法の場合、レーダー波の散乱特性の変化と被害程度の関係性が災害によって、建物によって、撮像条件によって大きく異なる。標準的な閾値の設定はまだ手探り状態。
 - 機械学習法の場合、よい学習データ、たとえば先遣隊チームが限られた地域でも良いから良質の被害データ(被害有りだけでなく「無し」の情報も)を得て、それを学習できれば推定精度が上がる可能性はある。
 - 今回はネパール地震のデータを学習データとした。層破壊のような、明確な被害はマッピング可能。それ以外の被害特性をどうやって抽出するかが課題。