

2021年度
JST-理研 合同AIP公開シンポジウム

データ融合とAIによる地球観測の高度化

横矢 直人

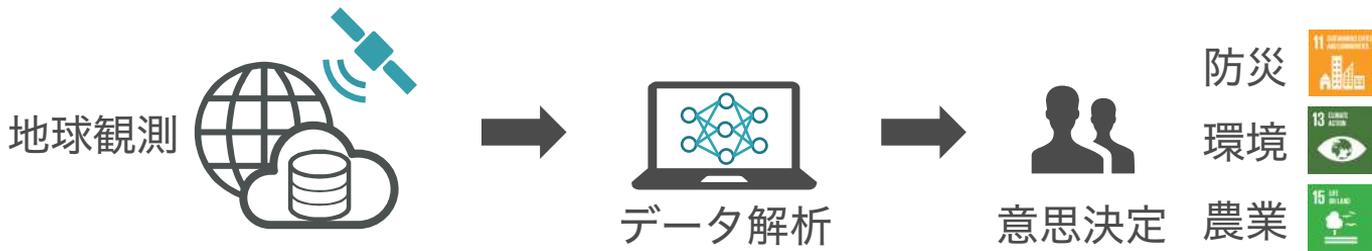
理化学研究所 革新知能統合研究センター 空間情報学ユニット



Geoinformatics Unit

2021年12月1日

地球観測衛星データ解析の課題



データの不完全性

- ▶ 地球観測衛星は各種性能にトレードオフが存在
- ▶ センサの多様化；個別解析が主流で情報の連携が不十分

学習データの不足

- ▶ 観測データの膨大化に追いつかない学習データの整備
- ▶ 異なる地域・時期・センサ間での汎化能力の不足



空間情報学ユニットの取り組み

AI（深層学習）の役割

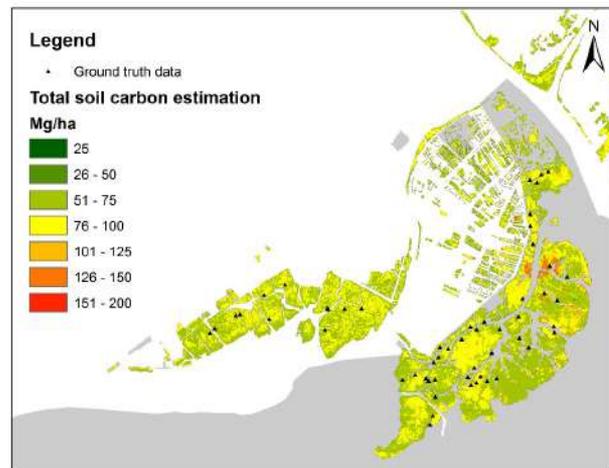
- 処理手順の設計やパラメータ設定の簡略化
- 解析結果の精度向上
- 従来技術では困難なタスクの実現 

我々の狙い

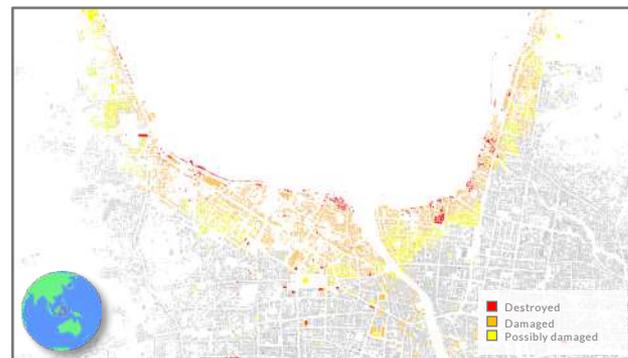
応用：災害状況把握、環境評価、農業

技術：画像の取得と理解の両面で、
学習データ不足とデータ不完全性に対応

方針：データ融合



マングローブの炭素蓄積量推定



建物被害マッピング

本日のトピック

- ▶ 学習データの不足
- ▶ データの不完全性



画像の理解



画像の
取得・生成



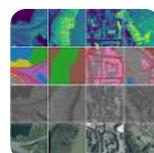
3D変化認識

シミュレーション x 計測



全天候型建物被害把握

光学センサ x 合成開口レーダ



仮想世界の画像生成

ラベル x 標高



計測の限界を超える 計算イメージング

光学センサ x 光学センサ

本日のトピック

- ▶ 学習データの不足
- ▶ データの不完全性



画像の理解



3D変化認識

シミュレーション x 計測



全天候型建物被害把握

光学センサ x 合成開口レーダ



仮想世界の画像生成

ラベル x 標高



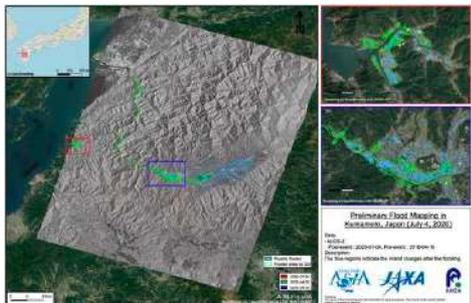
計測の限界を超える 計算イメージング

光学センサ x 光学センサ

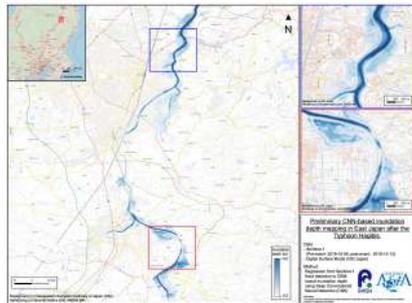


画像の
取得・生成

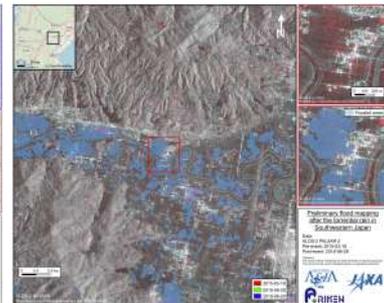
空間情報学ユニットの災害状況把握



Flood mapping after
torrential rain in Japan, on
July 6, 2020



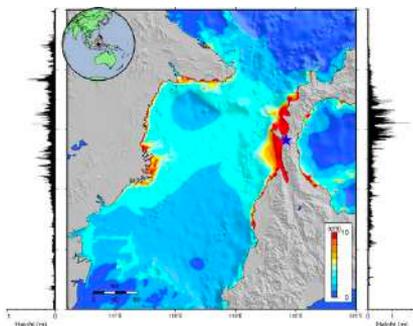
Flood mapping after
Hagibis in Japan, on
October 13, 2019



Flood mapping following
torrential rain in Saga, Japan
on August 28, 2019



Flood mapping after torrential
rain in Iran in late March 2019



Tsunami height mapping and building damage mapping after
the M7.5 earthquake in Indonesia on Sep 28, 2018



Landslide mapping after the
M6.7 earthquake in Japan
on Sep 6, 2018



Landslide mapping after the
torrential rain in Japan on July
6, 2018

空間情報学ユニットの災害状況把握

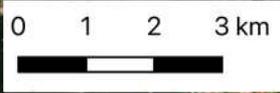
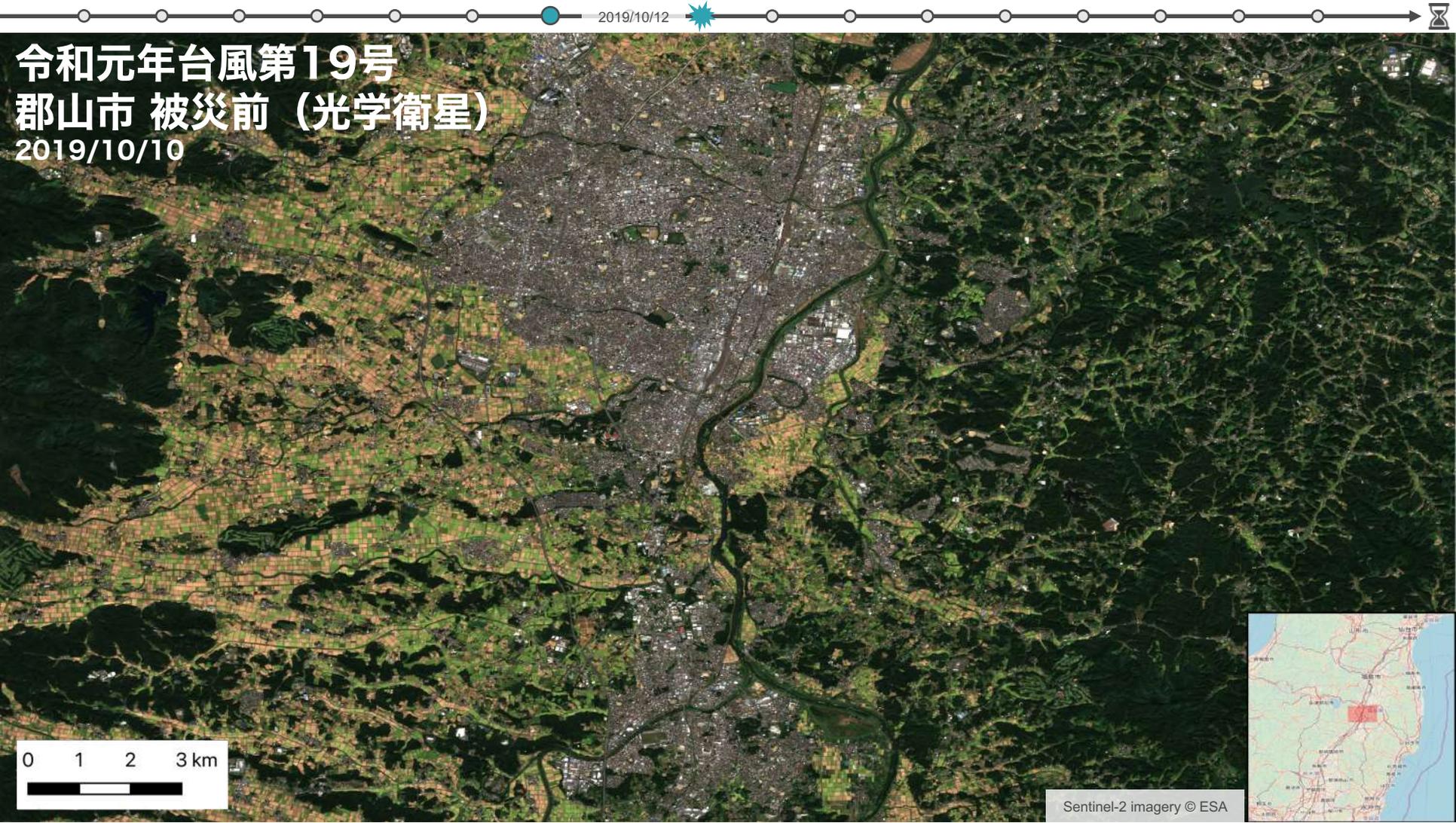
- **Earthquake**
Japan, 2018/9/8
ASA Philippines, 2019/4/22
Peru, 2019/5/26
USA, 2019/7/4
- **Flood**
Iran, 2019/3
ASA India, 2019/5
ASA Myanmar, 2019/8
ASA Japan, 2019/8
ASA Laos, 2019/8
ASA **Japan, 2019/10**, 2020/7
2021/7
- **Tsunami**
ASA **Indonesia, 2018/9/28**
Indonesia, 2018/12/22
- **Landslides**
Japan, 2018/7/6
ASA Turkey, 2019/5/16
- **Dam Collapse**
Myanmar, 2018/8/25
Brazil, 2019/1/25
- **Volcano**
Papua New Guinea,
2019/6/26



2019年5月～文科省とJAXAが主導するセンチネルアジア（災害把握の国際協カプロジェクト）にデータ解析機関として加盟

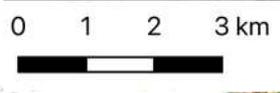
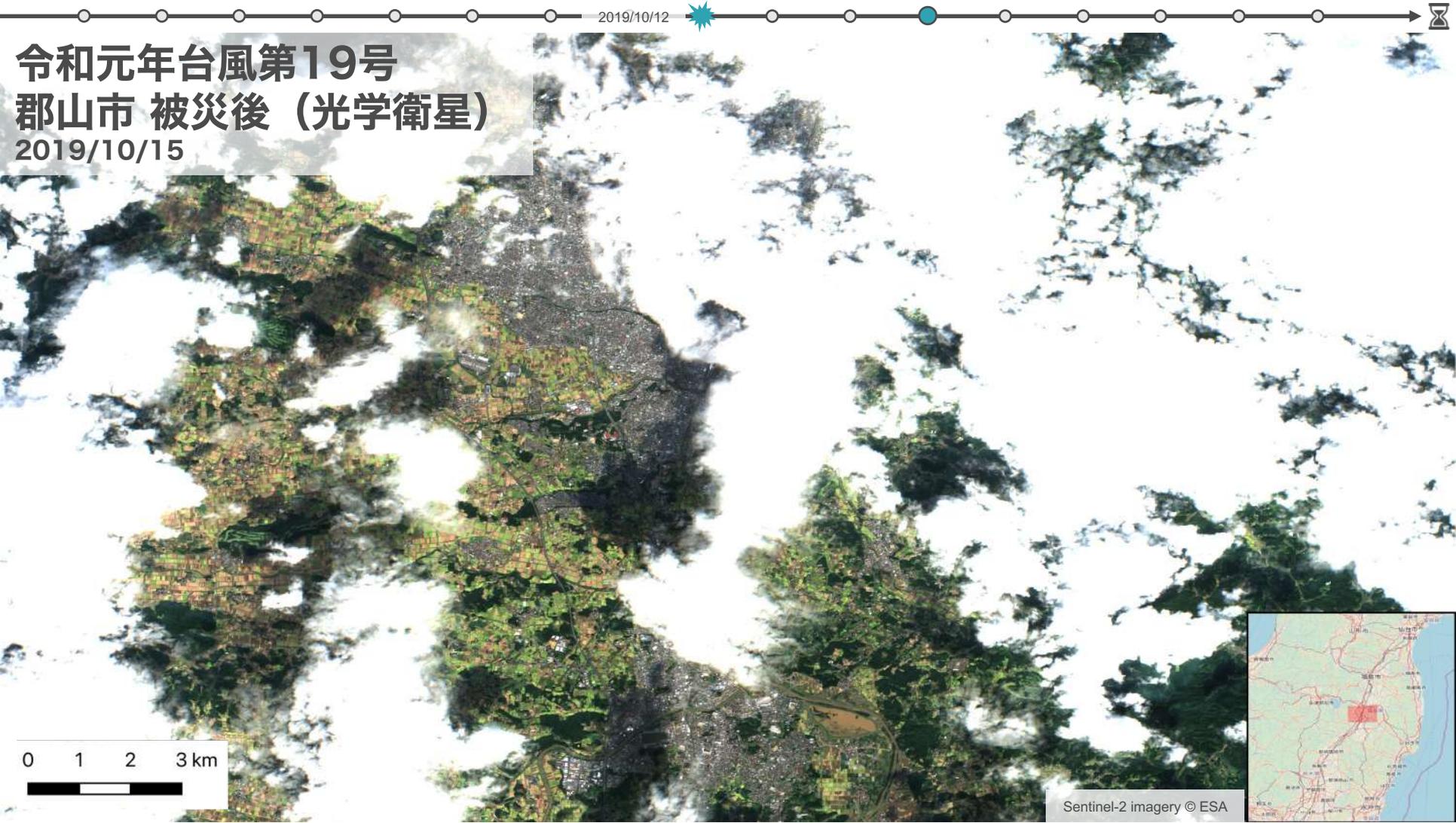


令和元年台風第19号 郡山市 被災前 (光学衛星) 2019/10/10





令和元年台風第19号 郡山市 被災後 (光学衛星) 2019/10/15

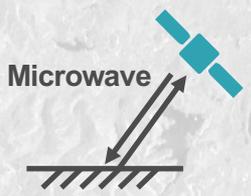




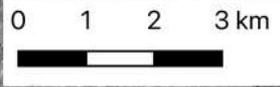
令和元年台風第19号 郡山市 被災前 (SAR衛星)

2019/10/6

SAR: 合成開口レーダ



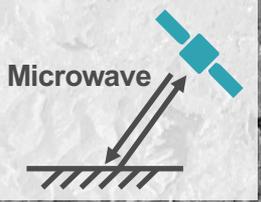
全天候下で観測可能



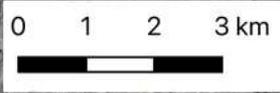


令和元年台風第19号 郡山市 被災後 (SAR衛星)

2019/10/13
SAR: 合成開口レーダ



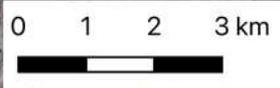
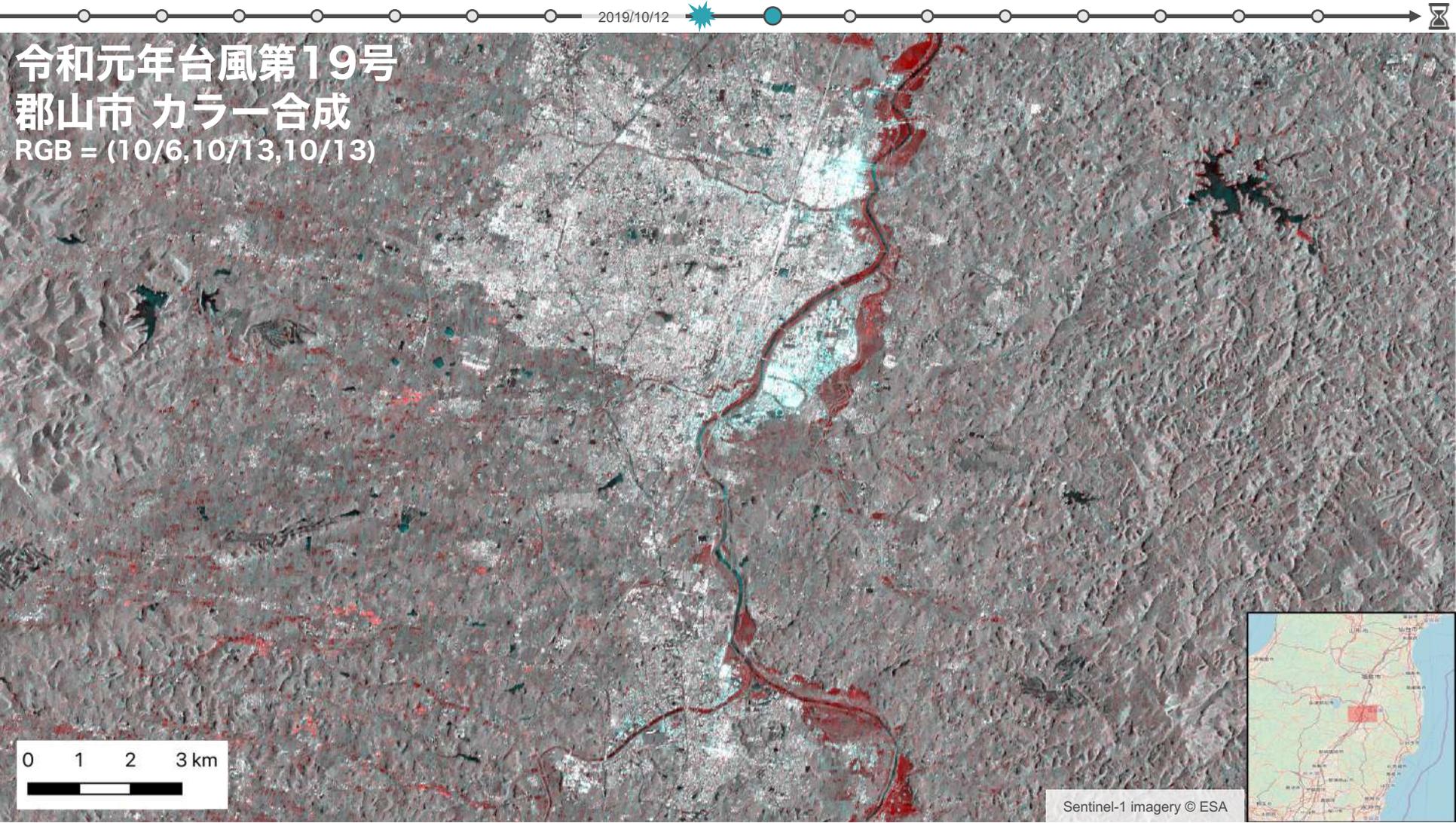
全天候下で観測可能





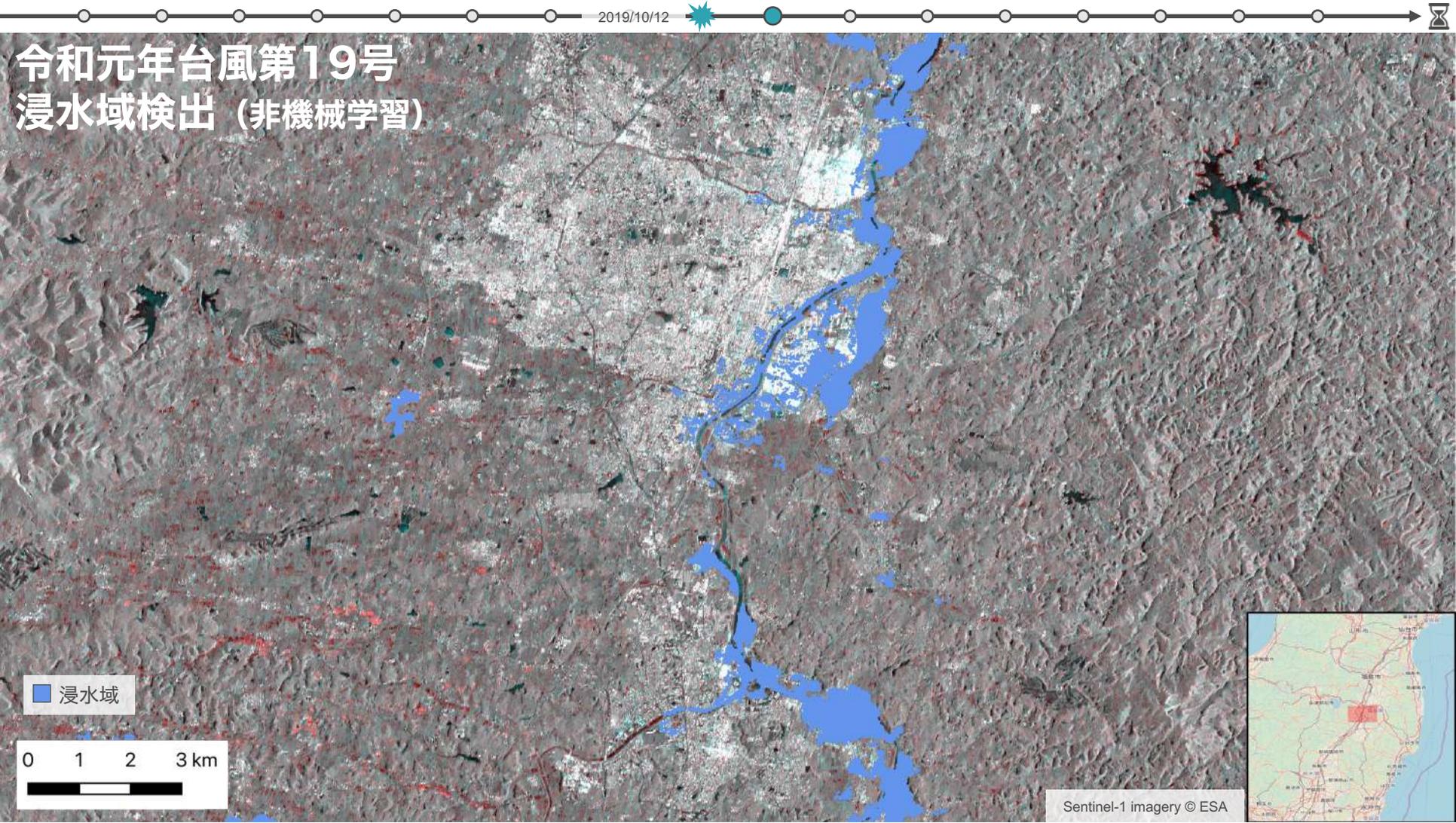
令和元年台風第19号 郡山市 カラー合成

RGB = (10/6,10/13,10/13)





令和元年台風第19号 浸水域検出 (非機械学習)



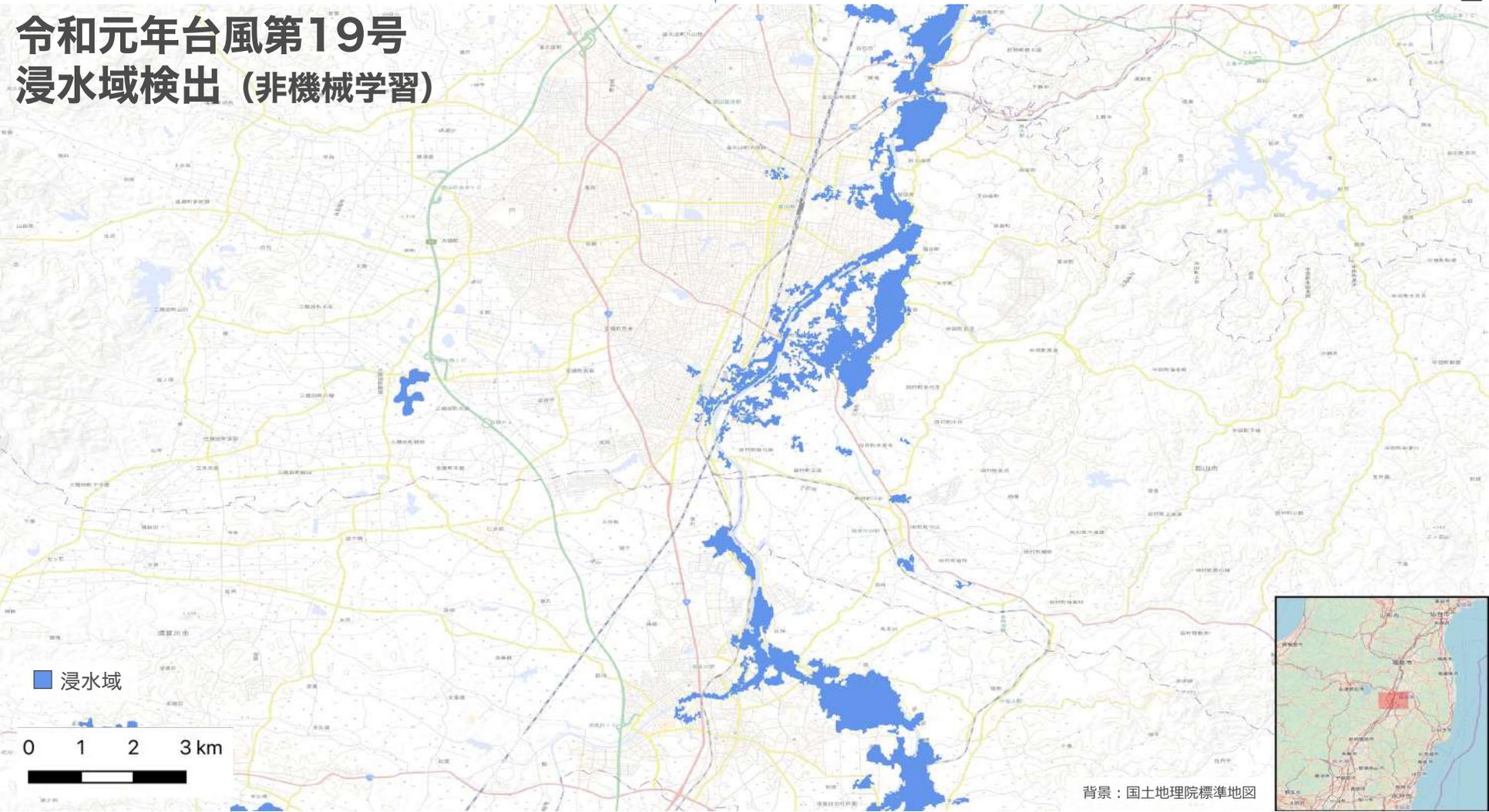
■ 浸水域

0 1 2 3 km





令和元年台風第19号 浸水域検出 (非機械学習)



■ 浸水域

0 1 2 3 km



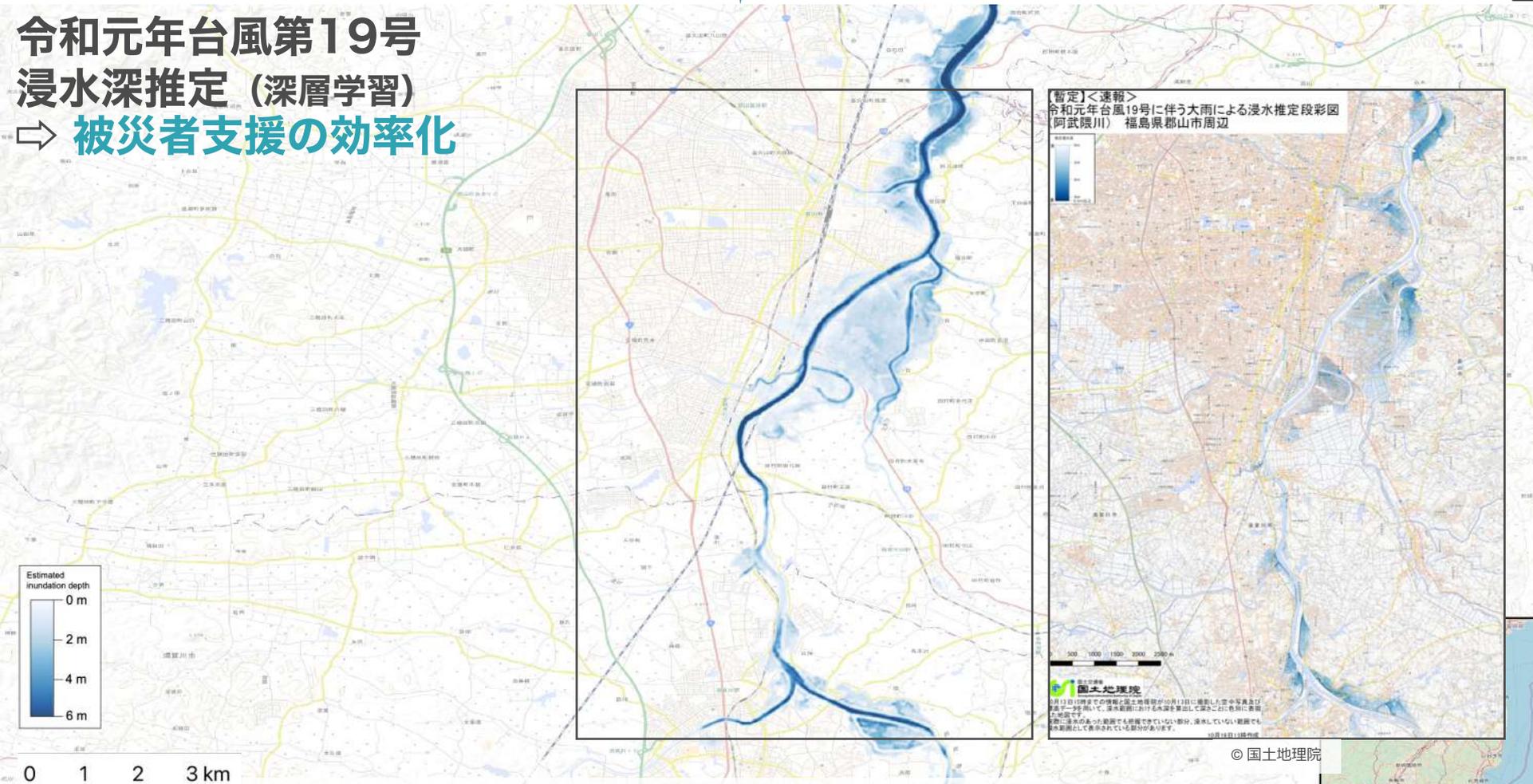
背景：国土地理院標準地図



令和元年台風第19号

浸水深推定 (深層学習)

⇒ 被災者支援の効率化



【暫定】<速報>
 令和元年台風19号に伴う大雨による浸水深推定段彩図
 (阿武隈川) 福島県郡山市周辺

国土院
 国土地理院
 10月13日15時までの情報に基づく国土地理院が10月13日に編成した浸水深推定図は、浸水深推定図として表示されています。浸水深推定図は、浸水深推定図として表示されています。浸水深推定図は、浸水深推定図として表示されています。

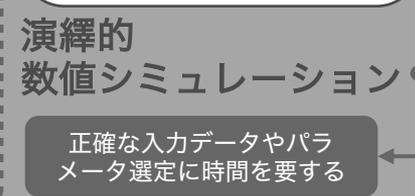
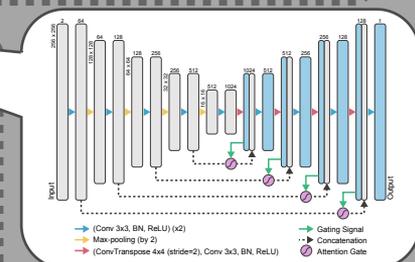
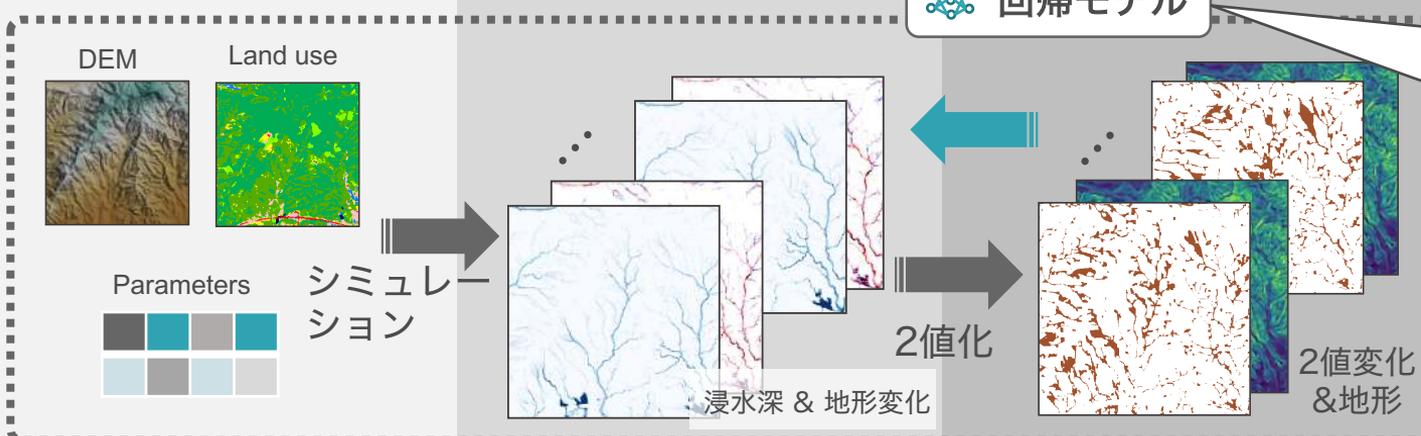
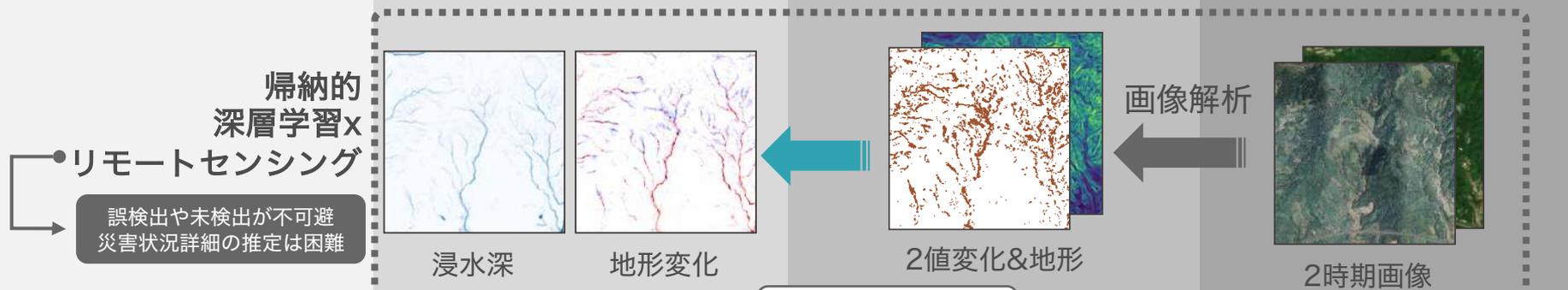
© 国土地理院

N. Yokoya, K. Yamanoi, et al., "Breaking limits of remote sensing by deep learning from simulated data for flood and debris flow mapping," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020.

背景：国土地理院標準地図

AI x HPC x 計測による災害把握の高度化

理研RCCS・京大
防災研との共同研究



シミュレーションの入力
とパラメータ (原因)

災害状況の詳細
(3D変化)

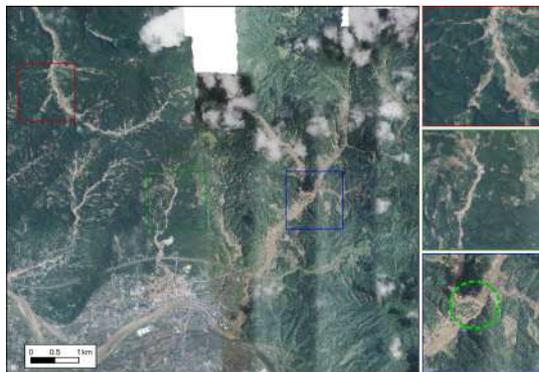
2値の変化情報

リモートセンシング
(観測結果)

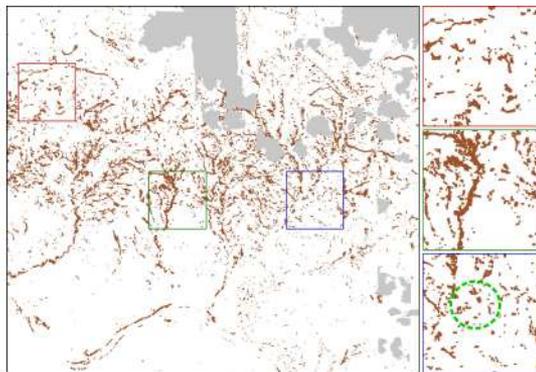
土石流マッピングの実験結果

平成29年7月九州北部豪雨

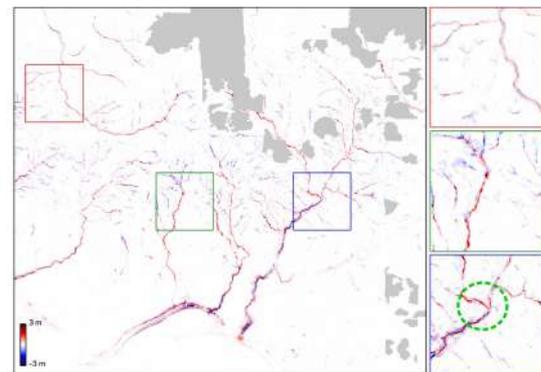
災害後の空撮画像



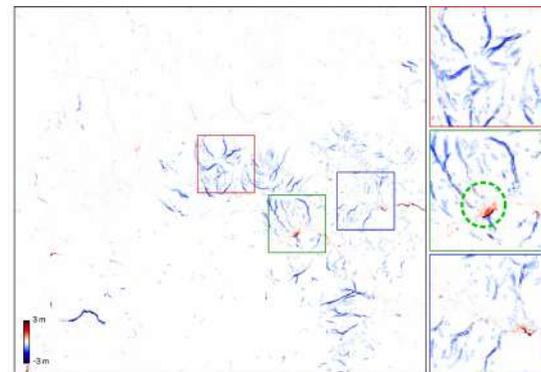
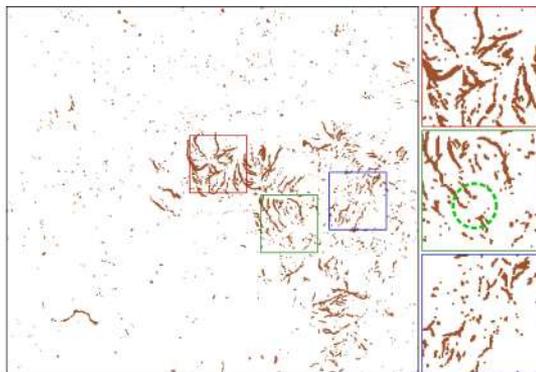
2値変化検出 (既存手法)



地形変化 (提案手法)



平成30年7月豪雨



本日のトピック

- ▶ 学習データの不足
- ▶ データの不完全性



画像の理解



3D変化認識

シミュレーション x 計測



全天候型建物被害把握

光学センサ x 合成開口レーダ



画像の
取得・生成



仮想世界の画像生成

ラベル x 標高



**計測の限界を超える
計算イメージング**

光学センサ x 光学センサ



2018年スラウェシ島地震 Palu被災前 (光学衛星)

2018/9/17



0 1 2 km

Sentinel-2 imagery © ESA





2018年スラウェシ島地震 Palu被災後（光学衛星）

2018/10/2



0 1 2 km

Sentinel-2 imagery © ESA

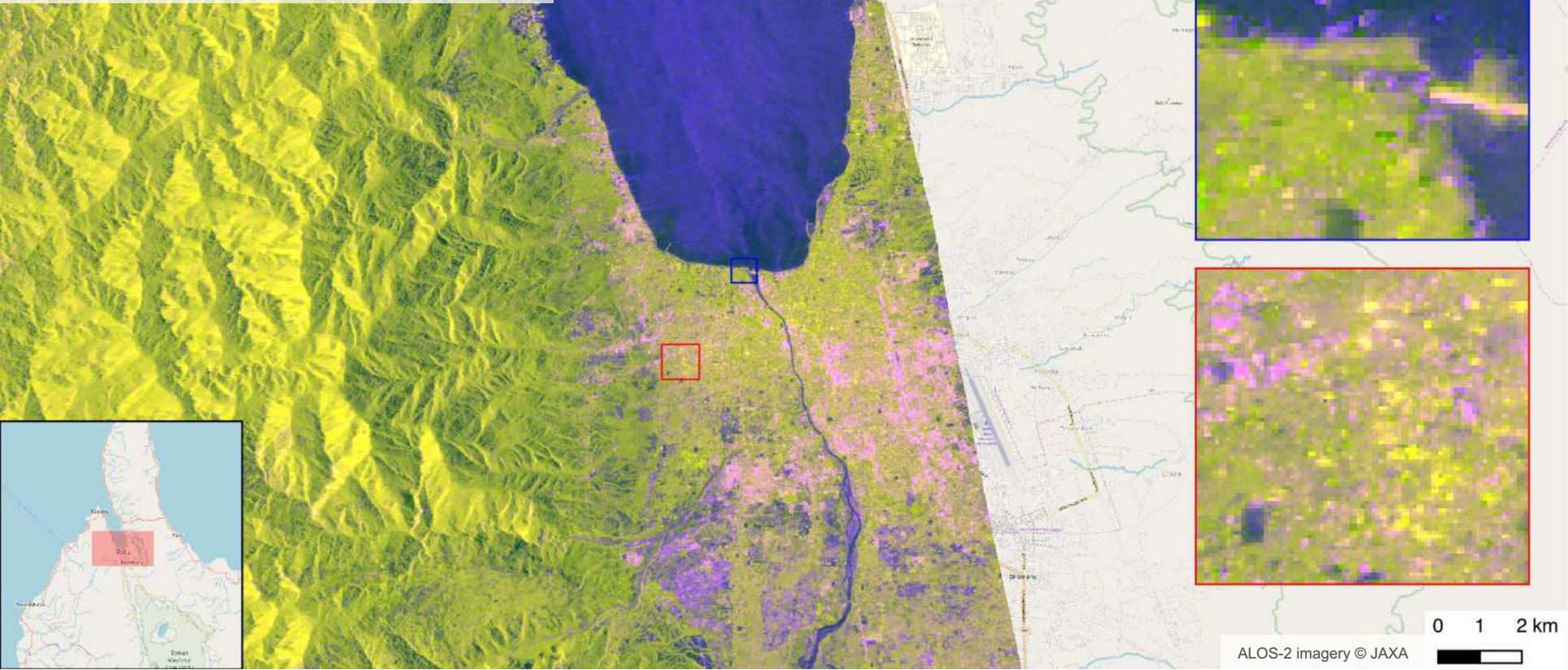




2018年スラウェシ島地震 Palu被災前 (SAR衛星)

2018/8/8

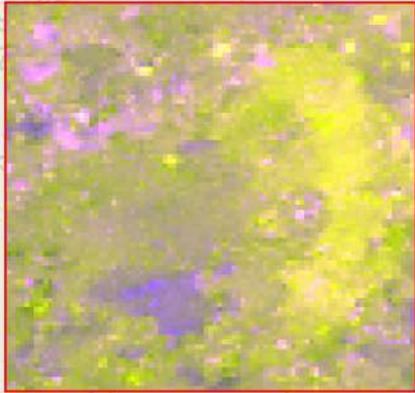
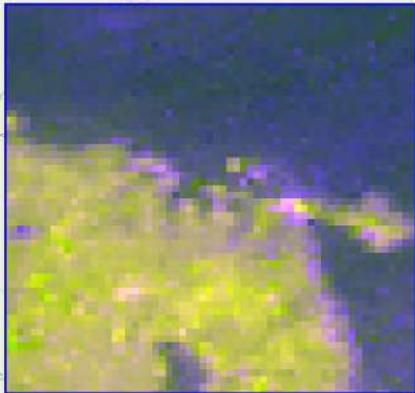
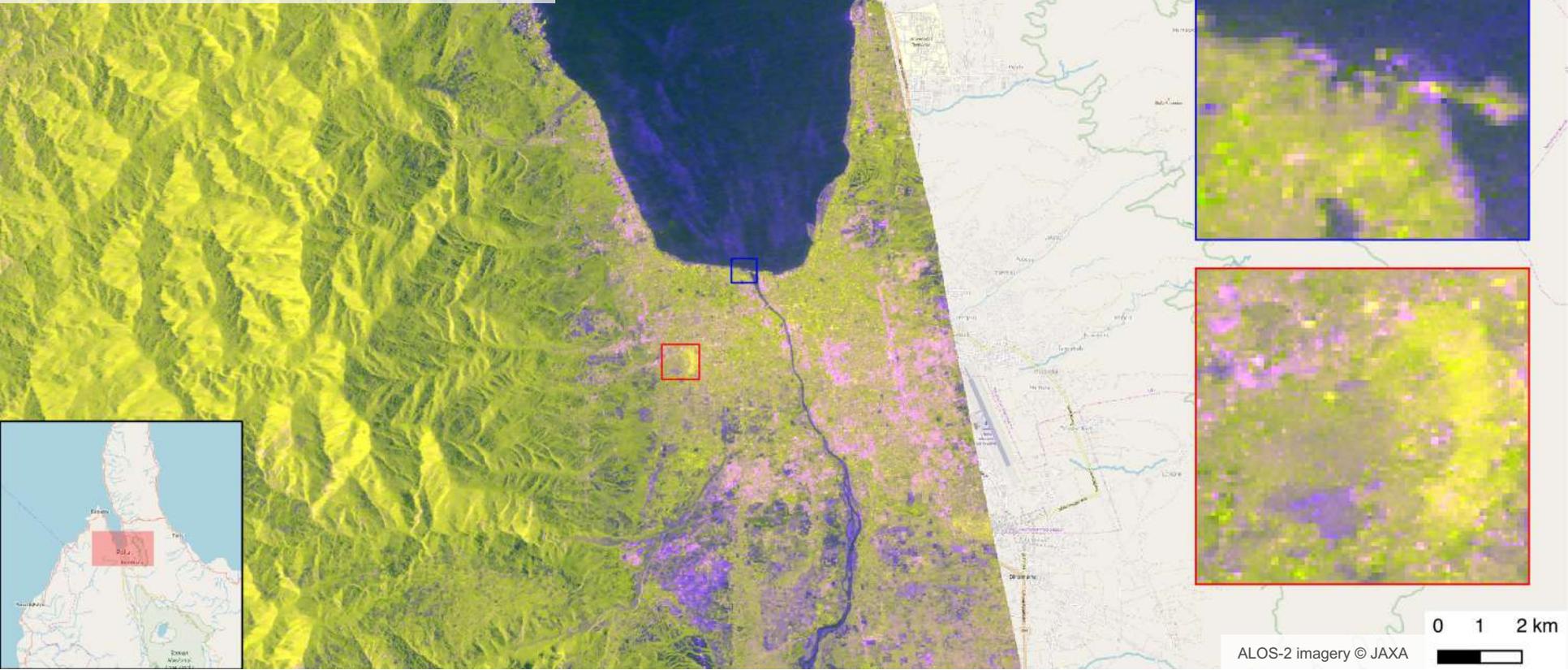
RGB = (HH, HV, HH/HV)





2018年スラウェシ島地震 Palu被災後 (SAR衛星)

2018/10/3
RGB = (HH, HV, HH/HV)



0 1 2 km



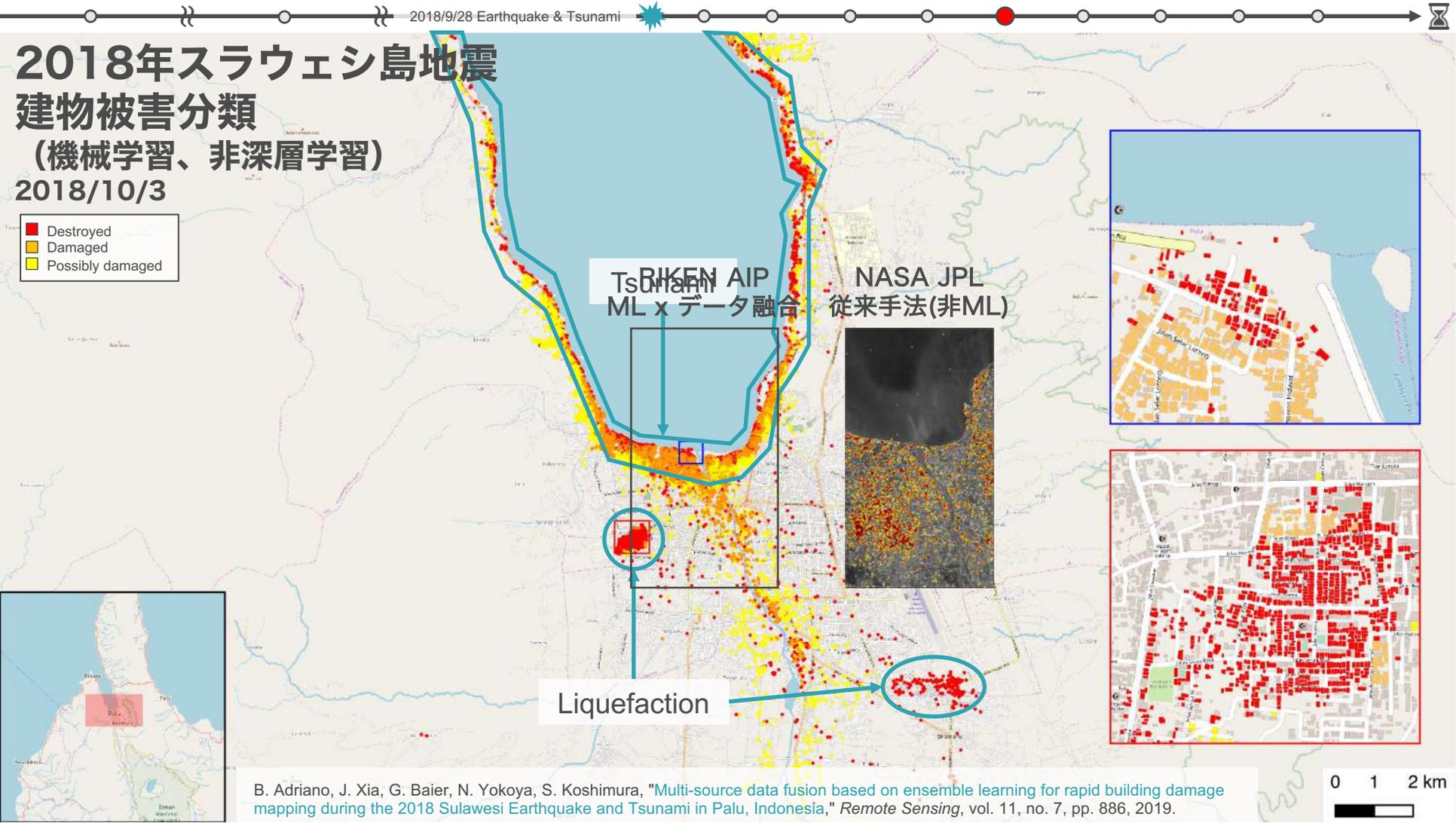
2018年スラウェシ島地震

建物被害分類

(機械学習、非深層学習)

2018/10/3

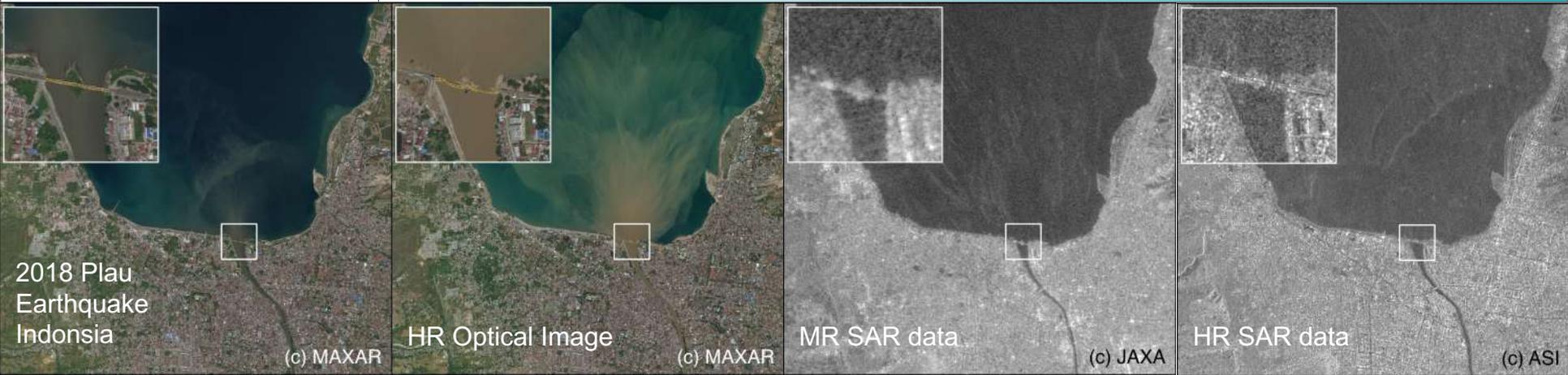
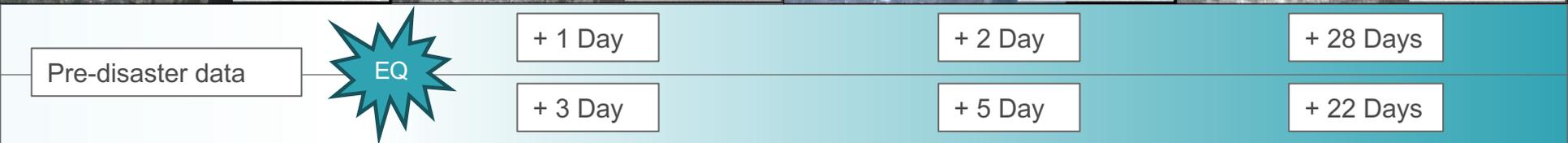
- Destroyed
- Damaged
- Possibly damaged



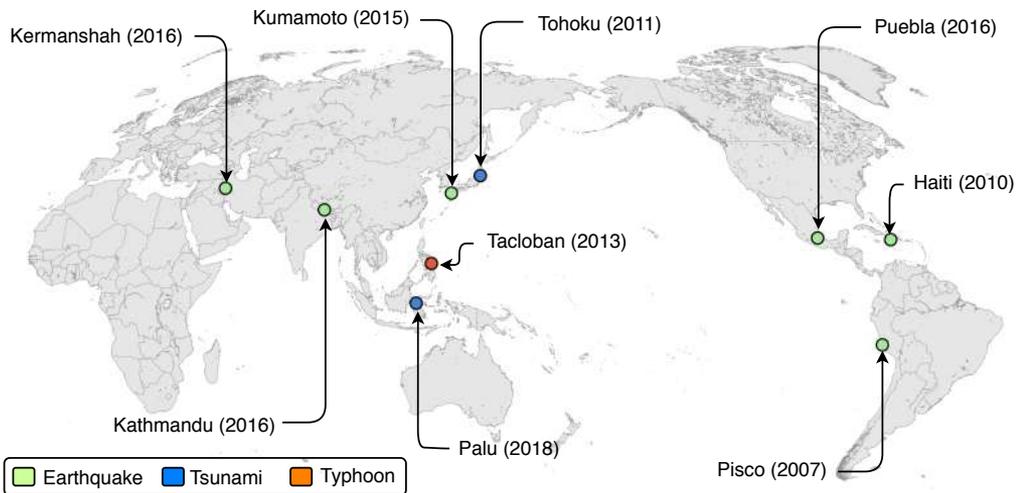
B. Adriano, J. Xia, G. Baier, N. Yokoya, S. Koshimura, "Multi-source data fusion based on ensemble learning for rapid building damage mapping during the 2018 Sulawesi Earthquake and Tsunami in Palu, Indonesia," *Remote Sensing*, vol. 11, no. 7, pp. 886, 2019.

0 1 2 km





全天候型建物被害把握



| Damage level | Buildings | Description |
|--------------------|-----------|--|
| Destroyed | 16,542 | Completely collapsed or washed away |
| Moderately Damaged | 28,112 | Visible changes in and around the building |
| Survived | 78,799 | The building appears undisturbed |



全天候型建物被害把握

❖ 災害対応時のデータ利用シナリオ

| Case | 災害前 | 災害後 | 概要 |
|------|---|---|-------------|
| 1 |  +  |  +  | 理想的シナリオ |
| 2 |  +  |  +  | CNNに適したシナリオ |
| 3 |  +  |  +  | 現実的シナリオ |

- 世界初の建物被害把握のための光学・SAR衛星データを構築
→ 全天候下での建物被害把握を実現
- 現実的シナリオに適したCNNを設計
→ 大幅に分類精度向上



本日のトピック

- ▶ 学習データの不足
- ▶ データの不完全性



画像の理解



3D変化認識

シミュレーション x 計測

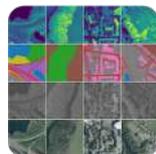


全天候型建物被害把握

光学センサ x 合成開口レーダ



画像の
取得・生成



仮想世界の画像生成

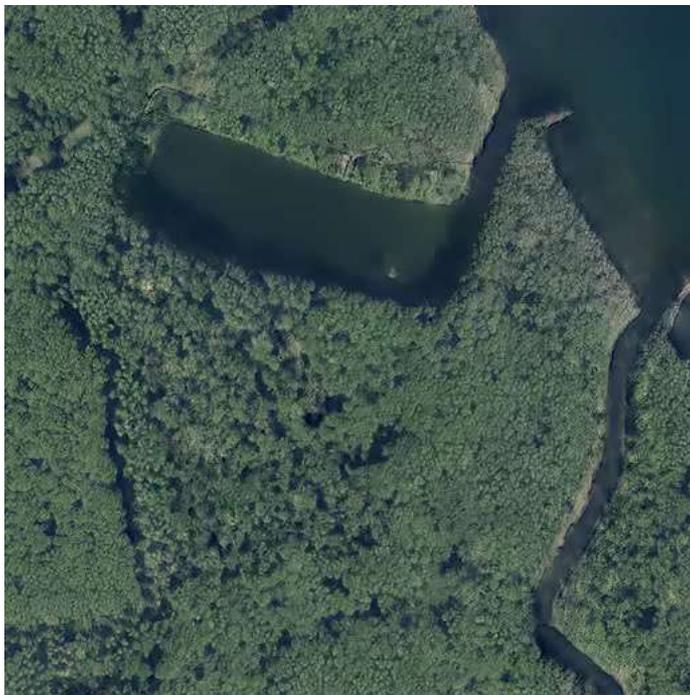
ラベル x 標高



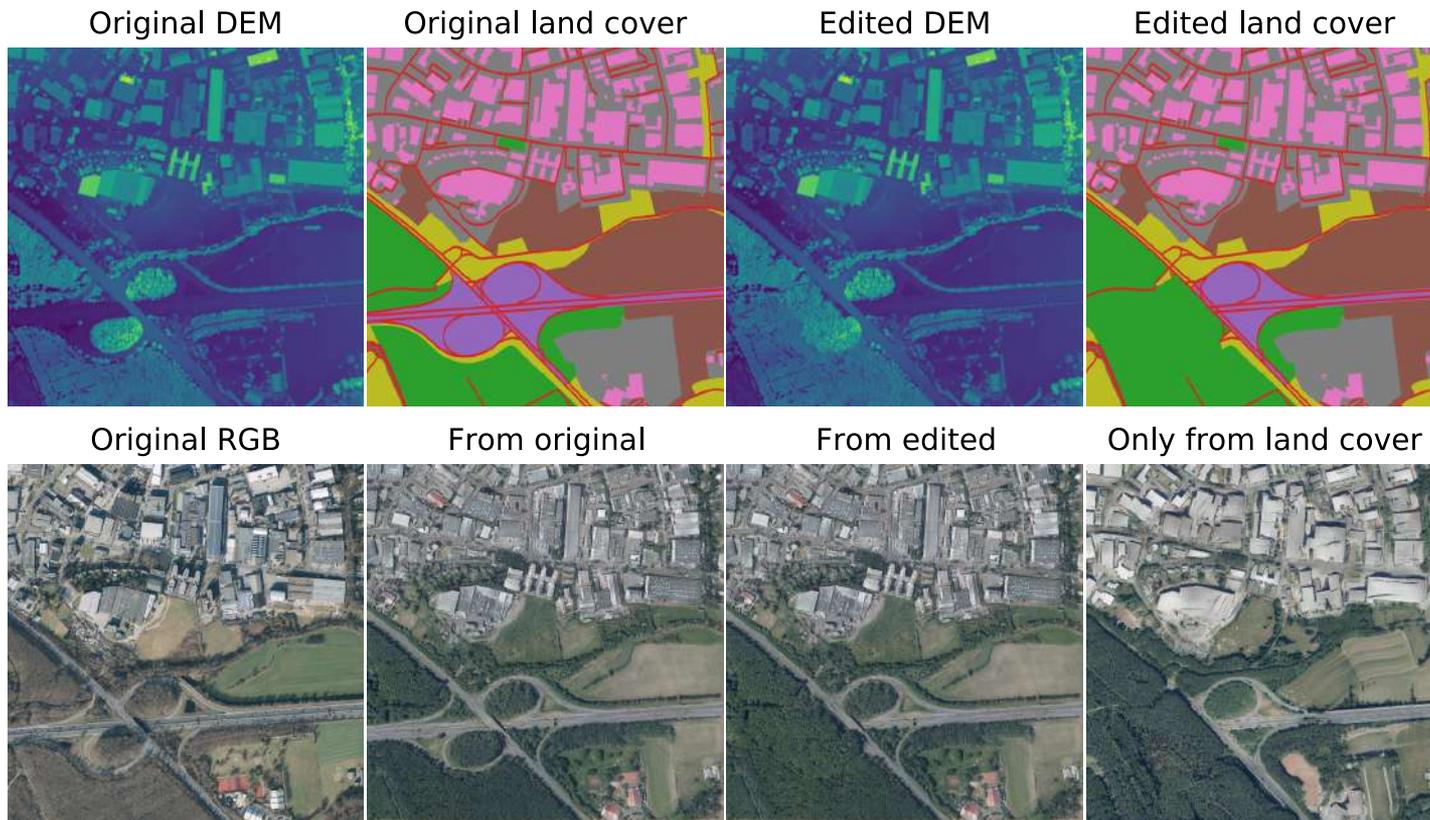
計測の限界を超える 計算イメージング

光学センサ x 光学センサ

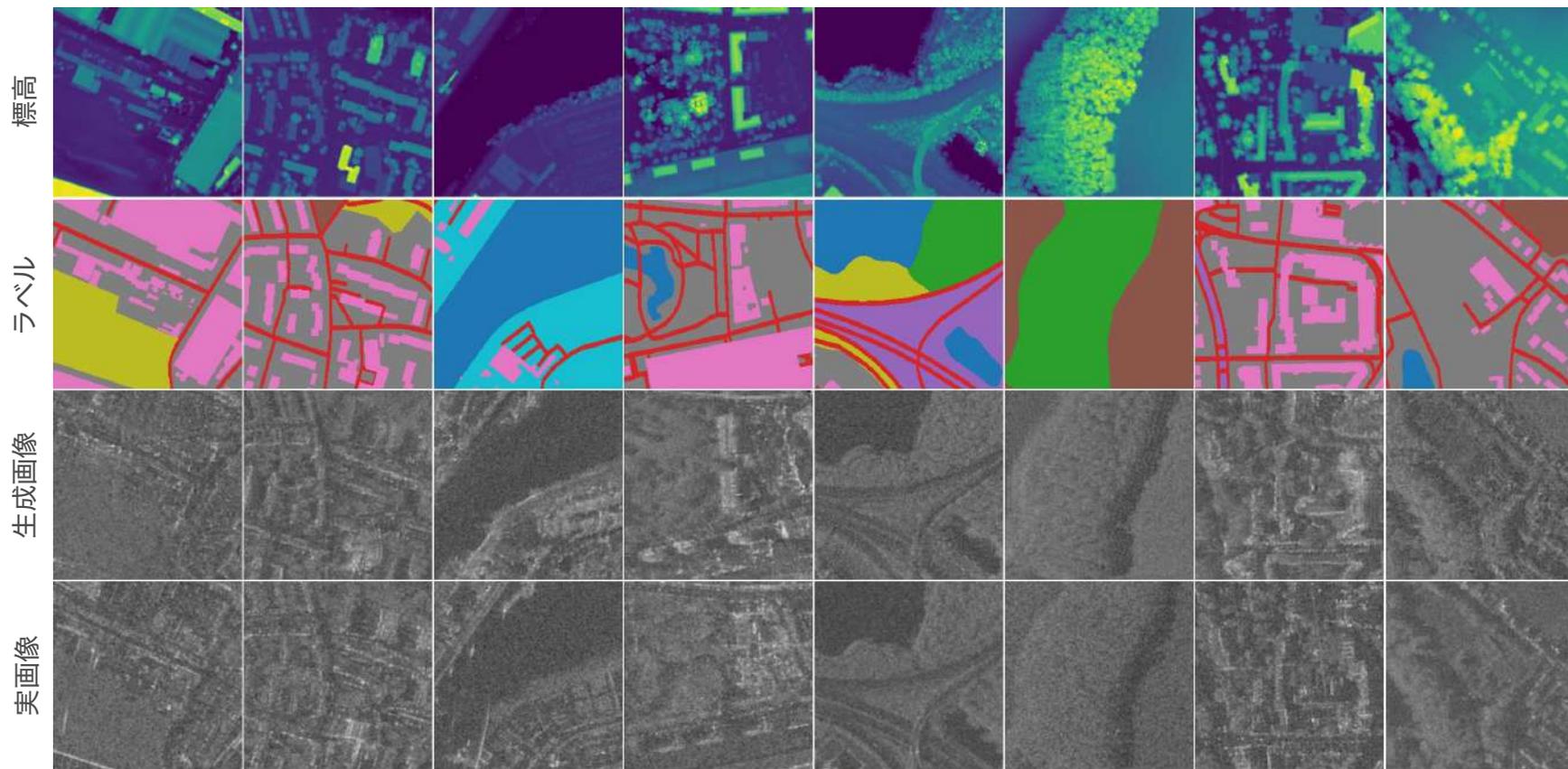
仮想世界の画像生成



標高と土地被覆ラベルを用いた画像生成



標高と土地被覆ラベルを用いたSAR画像生成

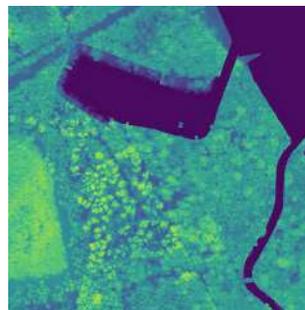


画像生成の用途

- 仮想世界のシミュレータ
(シミュレーション x 深層学習)
- データ拡張
- 異種センサ画像変換
 - ラベル + SAR → 光学
 - ラベル + 光学 → SAR



土地被覆ラベル + SAR画像 → 光学画像



標高



土地被覆ラベル



実画像



生成画像

本日のトピック

- ▶ 学習データの不足
- ▶ データの不完全性



画像の理解



3D変化認識

シミュレーション x 計測



全天候型建物被害把握

光学センサ x 合成開口レーダ

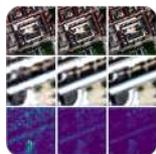


画像の
取得・生成



仮想世界の画像生成

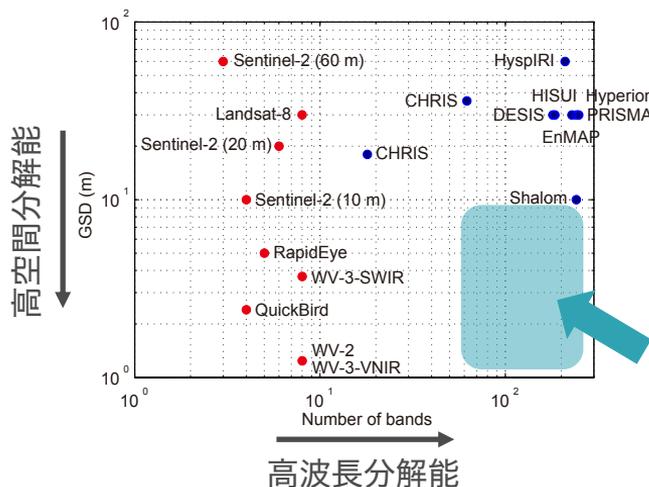
ラベル x 標高



計測の限界を超える 計算イメージング

光学センサ x 光学センサ

次世代地球観測のための計算イメージング



光学衛星の空間・波長分解能のトレードオフ

- 地球観測衛星は各種性能にトレードオフが存在
- 計算イメージング（計算を前提とした撮像）は地球観測において重要な役割を果たしてきた
 - 合成開口レーダ
 - パンシャープニング
- 光学画像融合の逆問題を精度良く解くことで、ハードウェアの限界を超えた画像取得が可能
 - 画像融合に基づく超解像
 - 圧縮スペクトルイメージング

画像融合に基づく超解像

高空間・
低波長分解能画像 **G**

低空間・
高波長分解能画像 **Y**

融合画像 **X**

パンシャープニング



+



=



パンクロマティック画像

低解像度マルチスペクトル画像

高解像度マルチスペクトル画像

ハイパースペクトル
超解像



+



=



マルチスペクトル画像

低解像度ハイパースペクトル画像

高解像度ハイパースペクトル画像

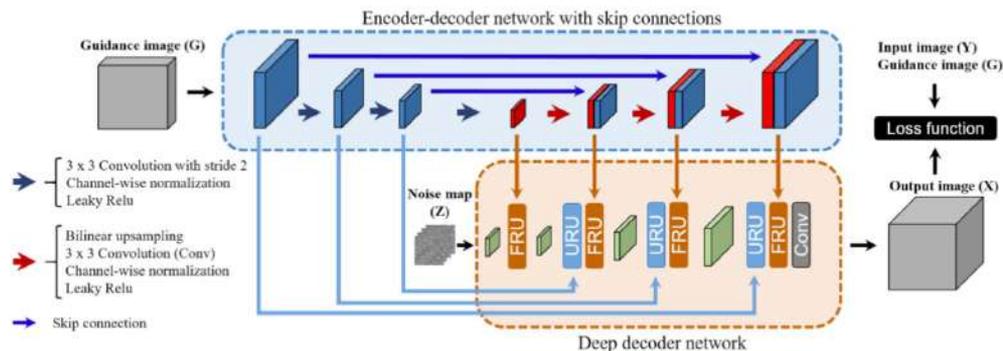
- 劣化画像 $Y \cdot G$ から原画像 X を求める逆問題
- 従来手法ではタスク毎に正則化項を人が設計： $\min_X \mathcal{L}(X, Y, G) + \mathcal{R}(X)$
- CNNによる教師あり学習は高性能を実現；学習データの収集が困難

学習データ不要な深層学習画像融合

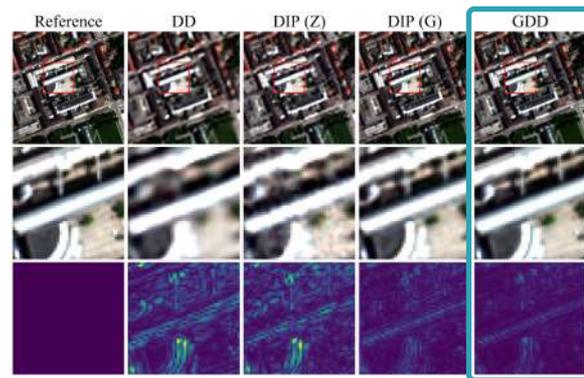
- 提案手法ではネットワークアーキテクチャの特性を活用

$$\min_{\theta} \mathcal{L}(f_{\theta}(\mathbf{Z}), \mathbf{Y}, \mathbf{G})$$

- 学習データなしで汎用性の高い画像融合を実現
- 複数の画像融合タスクで世界最高性能を達成



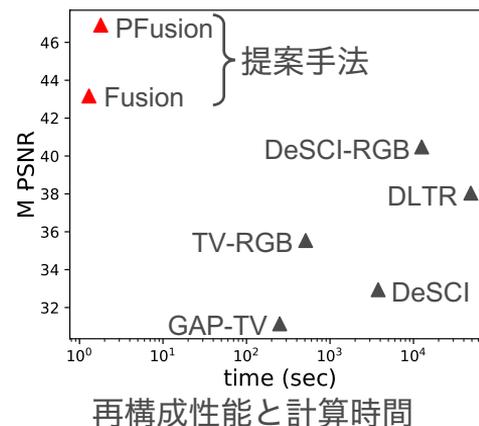
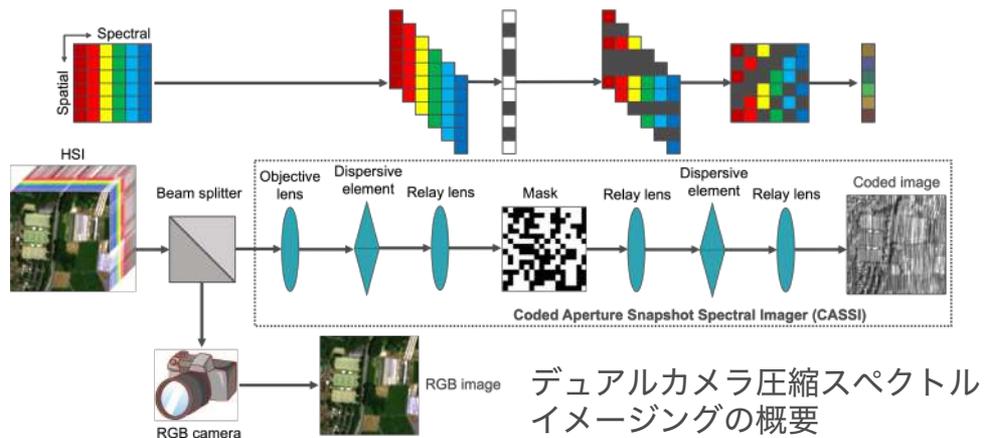
提案手法 (GDD: Guided Deep Decoder) の概要



提案手法と既存手法の比較

高精細高速圧縮スペクトルイメージング

- 圧縮スペクトルイメージングは次世代地球観測センサの候補
(例：EUのSURPRISEプロジェクト)
- 画像再構成の精度が課題 → 補助画像（RGB）との融合が有効
- 波長方向の部分空間を活用し、世界最高の再構成精度と処理速度を達成
(既存手法より100倍高速)



今後の展望

地球観測 x データ融合 x AI → 社会問題解決支援

応用：災害状況把握、環境評価、農業

技術：低コストな教示情報の活用 → スケーラビリティの向上

連携：国際コンペ・ワークショップの開催 (EarthVision@CVPR)



THANKS FOR LISTENING!

Contact us:

 5-1-5 Kashiwanoha, Kashiwa, Chiba-ken 277-8561, Japan

 naoto.yokoya@riken.jp

