

ALOS-2による地震建物被害抽出アルゴリズムの 改良と評価

大木真人¹, 川北史朗², 本木 保², 磯口 治³, 平野晴也³, 田殿武雄¹

¹(国研)宇宙航空研究開発機構 地球観測研究センター

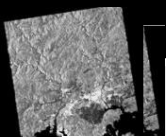
²(国研)宇宙航空研究開発機構 衛星利用運用センター

³(一財)リモート・センシング技術センター

1. 背景:ALOS-2による災害被害把握の現状

- ALOS-2:LバンドSARによる昼夜・天候を問わない観測(特に夜の観測が防災上重要)
- 災害時は**自動解析によりユーザに迅速に被害情報を提供**、災害対応に活用中(2022年度-)

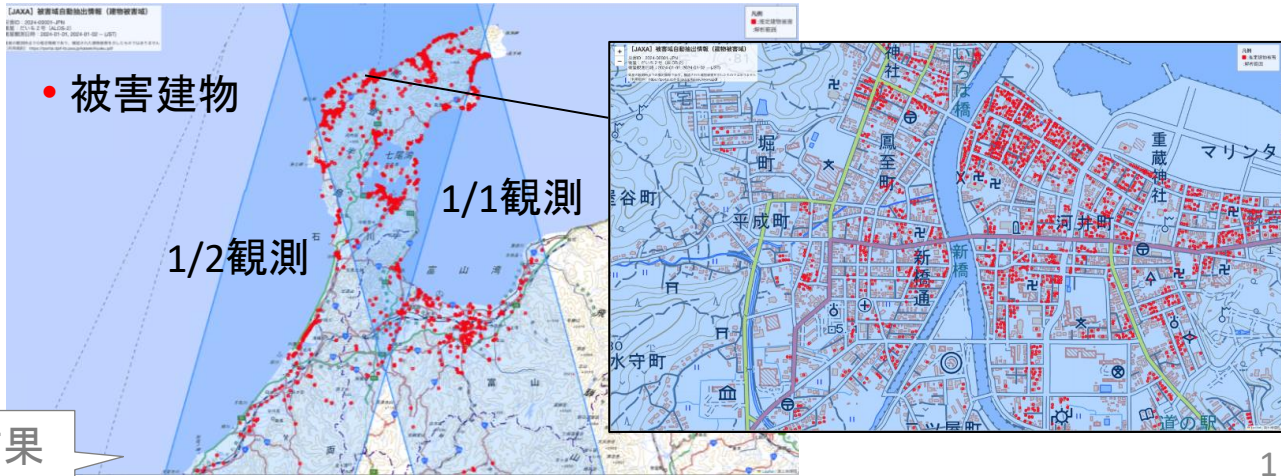


	ALOS-2 提供情報	処理	提供時間(目安)
SARデータ	・L1.1(SLC)・L2.1(オルソ強度画像) 	自動	観測後1.5時間
水害情報	・浸水域(ポリゴンデータ) ・市区町村ごとの浸水面積・戸数(csv) 	自動	観測後2.5時間
建物被害情報	・被災建物(ポリゴン・ポイントデータ) ・市区町村別の被災建物数(csv) 	自動	観測後2.5時間
土砂災害情報等	・運用者が画像を目視判読、資料作成(PDF等)	手動	観測後5時間以上 (範囲による)

エンドユーザには使いにくい

エンドユーザ(リモセンの非専門家)にとって使いやすい

- 〈例〉2024年能登半島地震の対応結果(時刻JST)
 - 1/1 16:10 地震発生
 - 1/1 23:10 ALOS-2による最初の観測
 - 1/2 02:44 能登半島ほぼ全域の建物被害判定完了



※図は1/2 12:37 のデータも組合わせた最終的な結果

2. 課題と本研究での対応策

• 精度面の課題

- 解析・検証データの不足:

現在運用中の手法(Natsuaki,2018)は2016年熊本地震のALOS-2観測(1回)と、185棟の被害現地調査を元に開発。



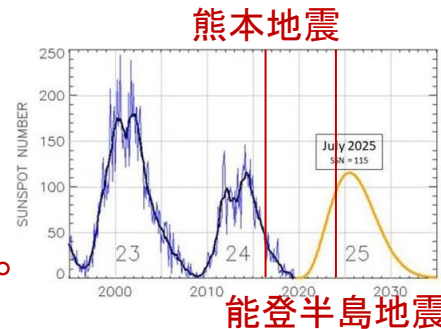
対応策(本研究)

2016年熊本地震と2024年能登半島地震の**計6回のALOS-2観測、計10,633棟の現地調査**を使用。

→ **本発表 3. 使用データ**

- 電離層遅延による画像の位置ずれ: 誤判定の要因となっている?

SARの幾何精度の建物被害検出への影響を議論した既往研究はあまりない。



電離層遅延補正の導入により位置精度を向上、被害検出精度が改善するか比較

→ **本発表 4. 画像位置ずれ対策**

- アルゴリズム改善

現在運用中の手法はコヒーレンスを用いた単純な閾値法



閾値法(従来)と機械学習を比較

→ **本発表 5. 建物被害抽出方法**

その他の課題

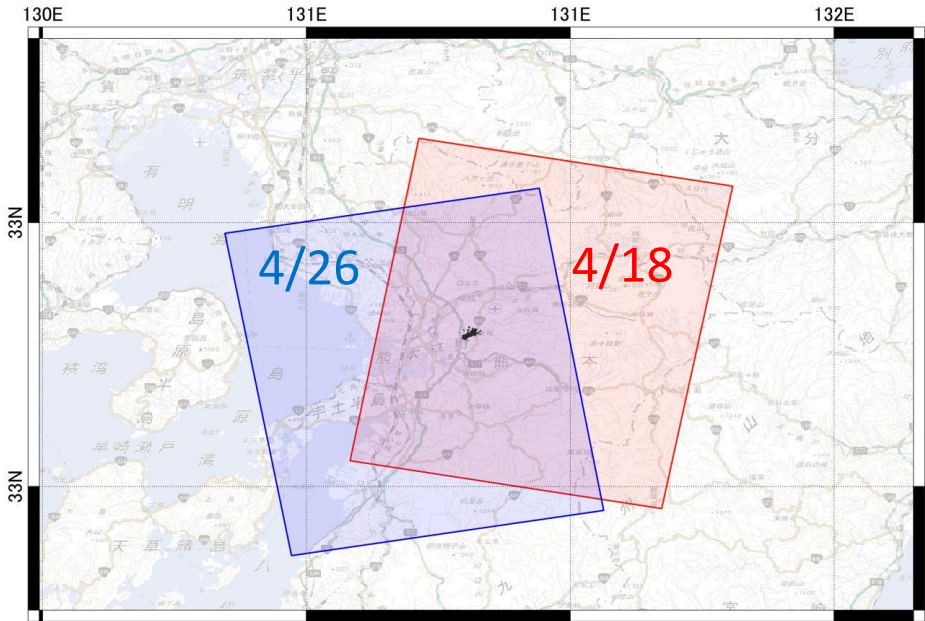
- 情報提供先、情報提供方法(内閣府殿、国土交通省殿、民間企業等)
- 複数衛星・複数データの統合・連携

3. 使用データ ①SARデータ

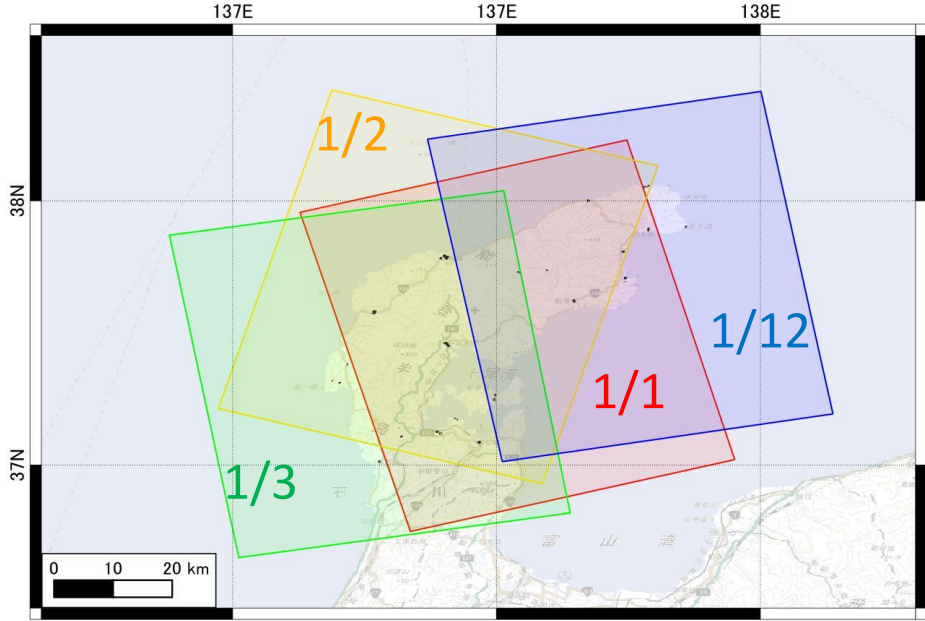
- 2016年熊本地震、2024年能登半島地震のALOS-2 PALSAR-2データ(全て3m分解能、50km幅、HH偏波)

災害	災害後日付 A	災害前日付1 B1	災害前日付2 B2	観測 方向	オフナ ディア角	日数差 A-B1	日数差 B1-B2	日数差 A-B2	検証 建物数	電離層遅延B1 (m)※
能登半島地震	2024/01/01	2022/09/26	2022/06/20	AL	U2-6	462	98	560	4,602	2.29
能登半島地震	2024/01/02	2023/06/06	2022/11/22	DL	U2-8	210	196	406	4,462	9.54
能登半島地震	2024/01/03	2023/12/06	2023/04/12	AR	U2-9	28	238	266	3,632	2.19
能登半島地震	2024/01/12	2023/11/03	2023/07/14	AR	U2-7	70	112	182	1,652	2.08
熊本地震	2016/04/18	2016/03/07	2015/11/30	DR	U2-7	42	98	140	5,520	9.38
熊本地震	2016/04/26	2016/03/29	2015/12/22	AR	U2-9	28	98	126	5,520	3.12

※本解析の運用上、電離層遅延の補正は過去画像(B1)に対して行われ、その他の画像(A、B2)については干渉処理の段階でB1に対して正しく位置合わせされるため、電離層補正は不要である。

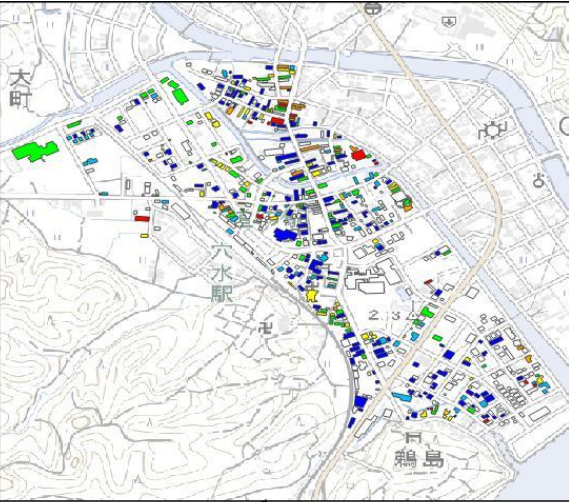
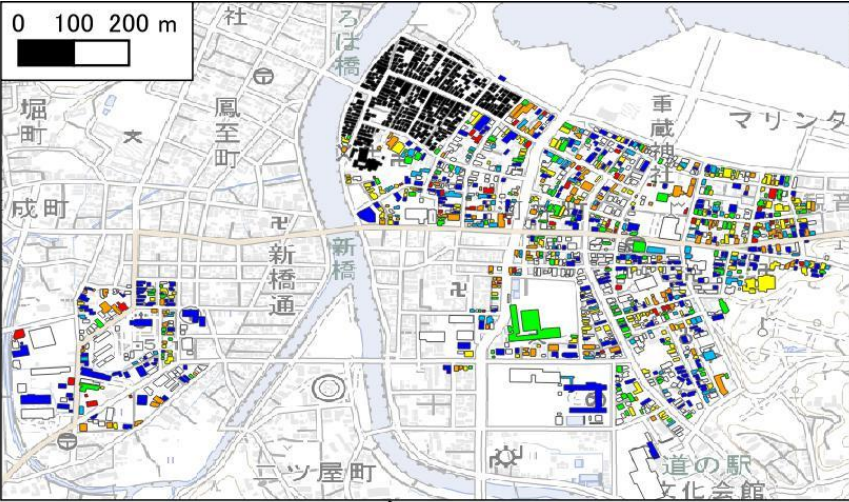
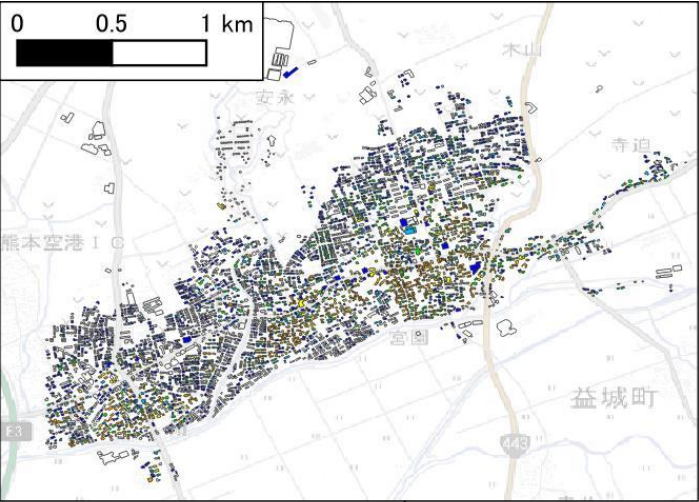


2016年熊本地震データ観測範囲



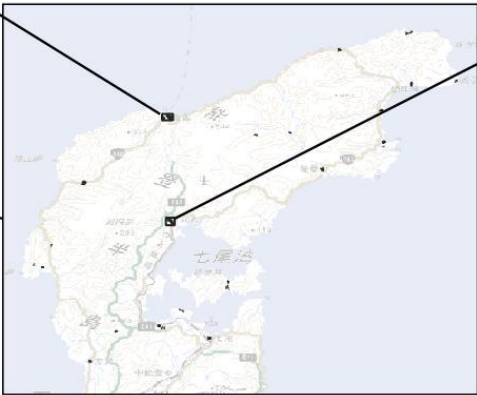
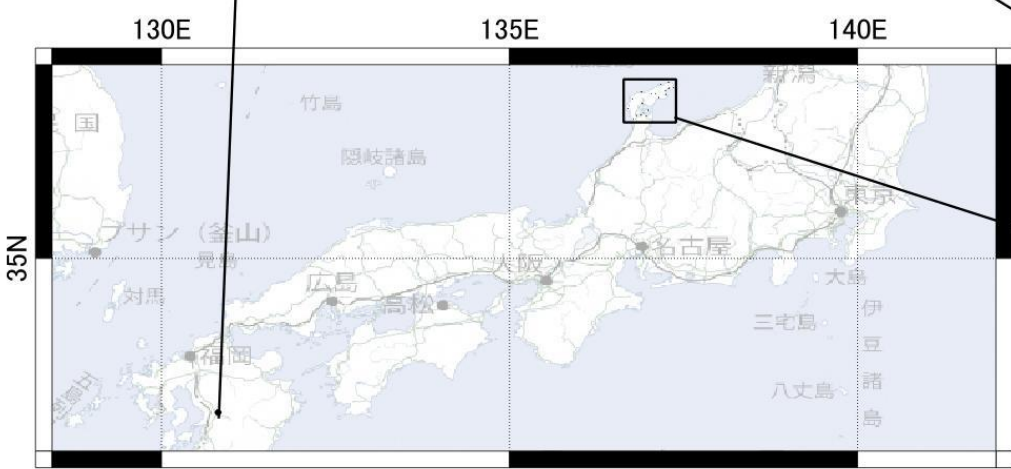
2024年能登半島地震データ観測範囲

3. 使用データ ②現地調査



- 凡例
- 被害なし
 - DL1
 - DL2
 - DL3
 - DL4
 - DL5
 - DL5+
 - 焼失

熊本県
益城町
(5,113棟)



石川県
輪島市、珠洲市、穴水町、能登町、
志賀町、七尾市(計5,520棟)

Classification of damage to masonry buildings	
	DL1 Negligible to slight damage to non-structural parts (e.g., walls, etc.) of moderate damage
	DL2 Moderate damage to structural parts, moderate damage to non-structural parts
	DL3 Substantial to heavy damage to structural parts, moderate damage to non-structural parts
	DL4 Very heavy damage to structural parts, moderate damage to non-structural parts
	DL5 Destruction of structural parts, moderate damage to non-structural parts

- 2016年熊本地震および2024年能登半島地震における
ダメージレベル(DL)の現地調査結果(防災科学技術研究所提供)

- S. Naito, et al., Journal of Disaster Research, 2017
- 内藤昌平ほか, 日本建築学会大会学術講演梗概集(関東), 2024

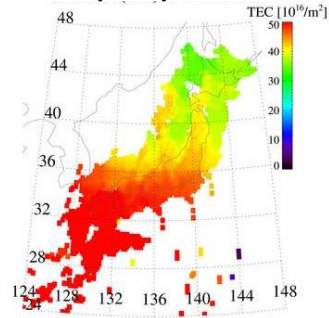
- 本検討ではDL3以上を「被害あり」と見なす(暫定)

ダメージレベル(DL)の定義
(EMS98)

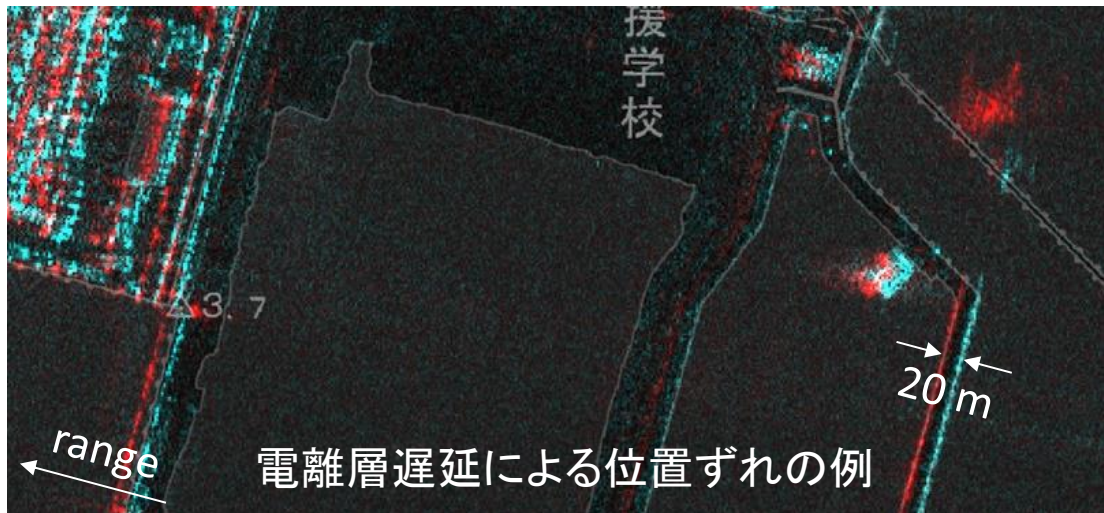
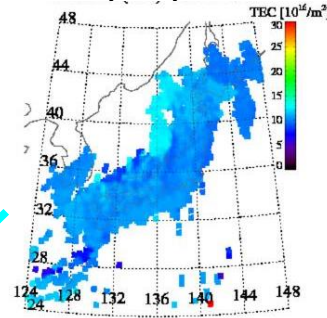
4. 電離層遅延補正

- LバンドSARは、電離層遅延の影響による位置ずれが大きい
 - 小さい建物(一戸建て等)は、SARデータと実際の建物の位置関係がずれ、誤判定となる能性
- 前処理において、外部データである**電子数データ(TEC)***を用い、**電離層による位置ずれを補正**して使用。***ベルン大学提供**

2015/04/19 TEC: 50



2018/07/08 TEC: 10



電離層遅延量(m)

$$IPD = \frac{K}{f^2} TEC \cdot \frac{1}{\cos \theta'_{inc}}$$

K: 電子質量、誘電率等で決まる定数(40.28)

f: 周波数(1,257.5 MHz)

TEC: 全電子数(ここでは外部データ)

ALOS-2の位置ずれ補正量(スラントレンジ方向、m)

$$= 0.74 \times IPD - 4.0$$

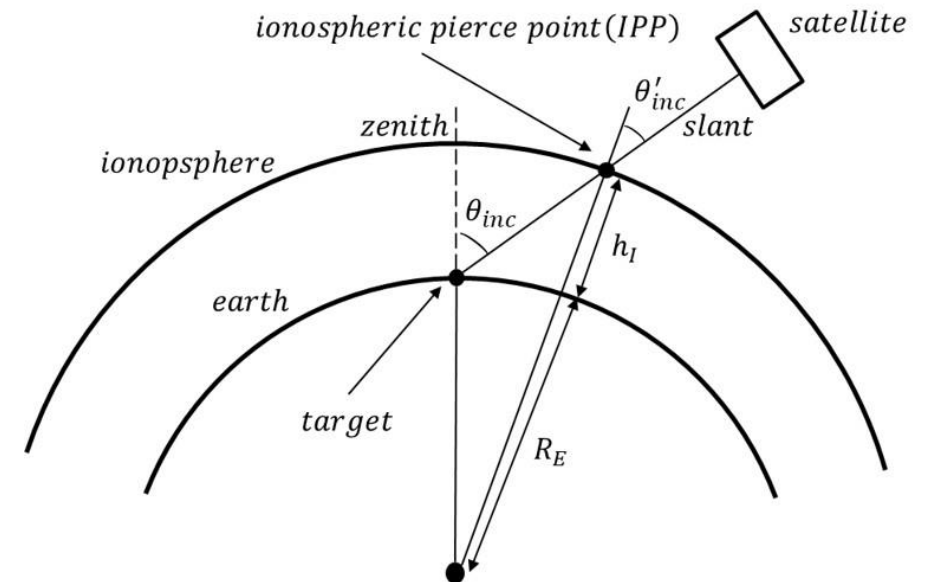
衛星高度以下の分の
電子数のみ考慮するための係数

ALOS-2標準データは、平均的な
位置ずれ約4m分が加味
されていることの逆補正

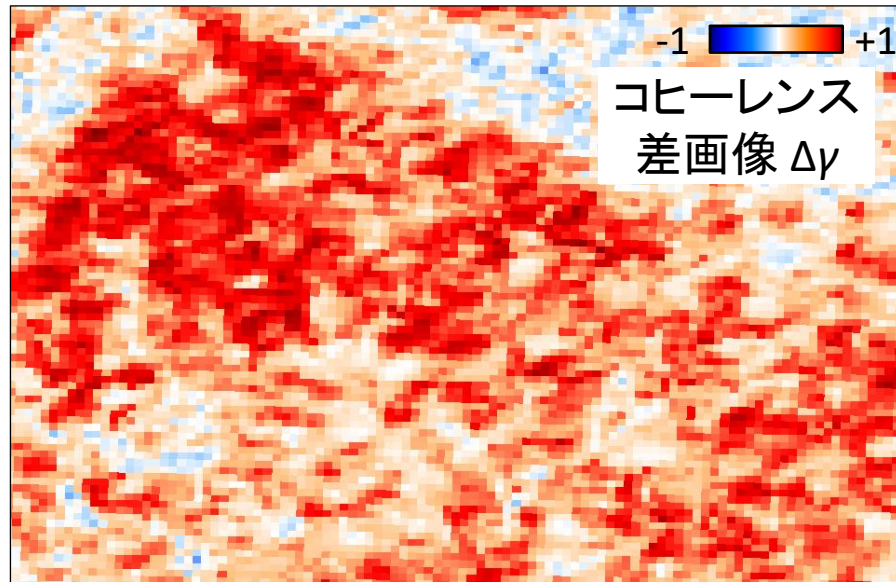
参考:

Hirano et al. IGARSS2021

Hirano et al. IGARSS2023



5. 建物被害抽出方法① 閾値法(従来の)



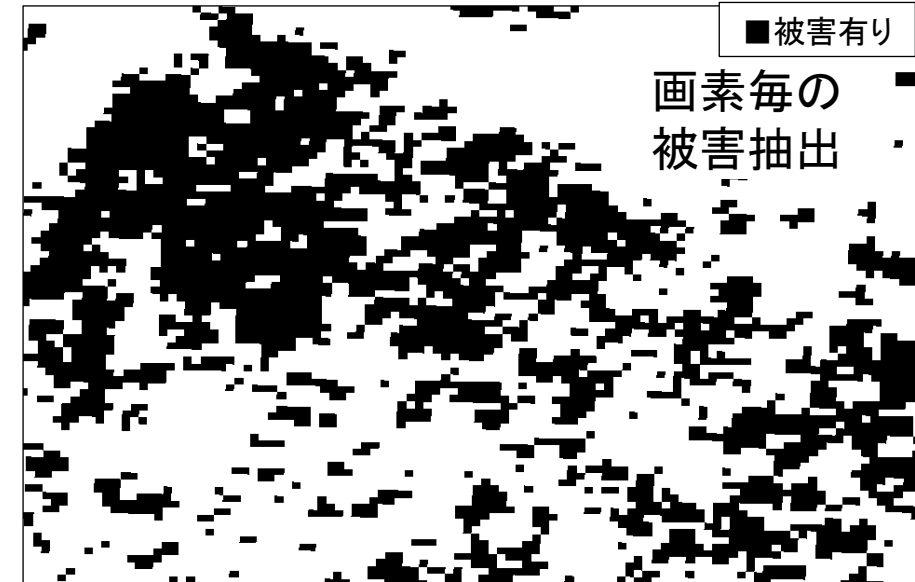
※算出手順: 2次多項式によるSLCの位置合わせ → 6x6ルックによるコヒーレンス算出、
→ コヒーレンス差画像 = 災害前同土コヒーレンス - 災害前後コヒーレンス

コヒーレンス差が
閾値以上なら
「被害あり」



$$\Delta\gamma > 0.45$$

第1の閾値
(コヒーレンス差)



※建物ポリゴン
には5mバッファ
を適用。ポリゴン
外の画素は削除。

ポリゴン内の
「被害あり」画素割合が
閾値以上なら「被害あり」



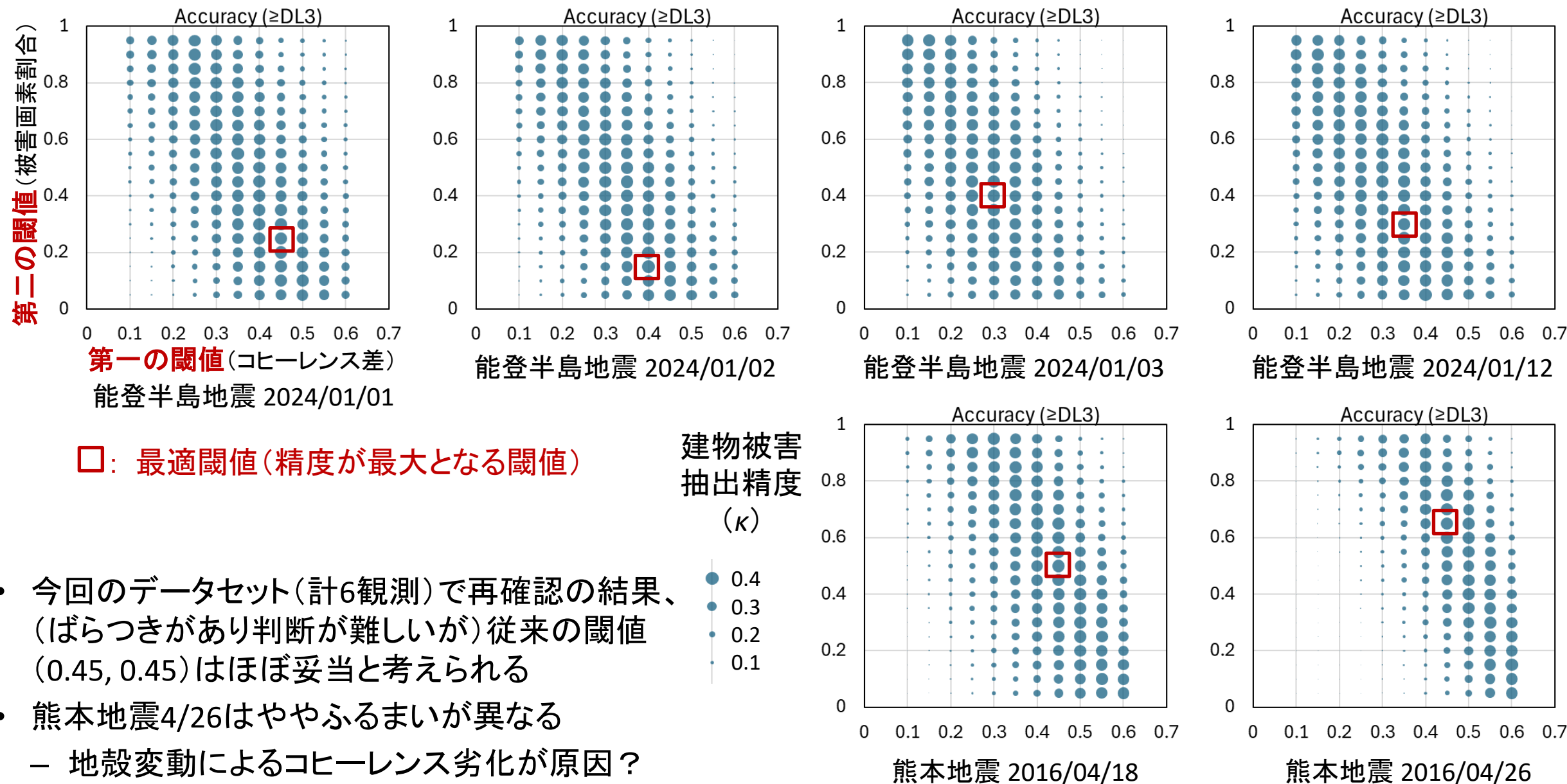
$$\frac{\text{Damaged pixels in bldg.}}{\text{All pixels in bldg.}}$$

$$> 0.45$$

第2の閾値
(被害画素割合)

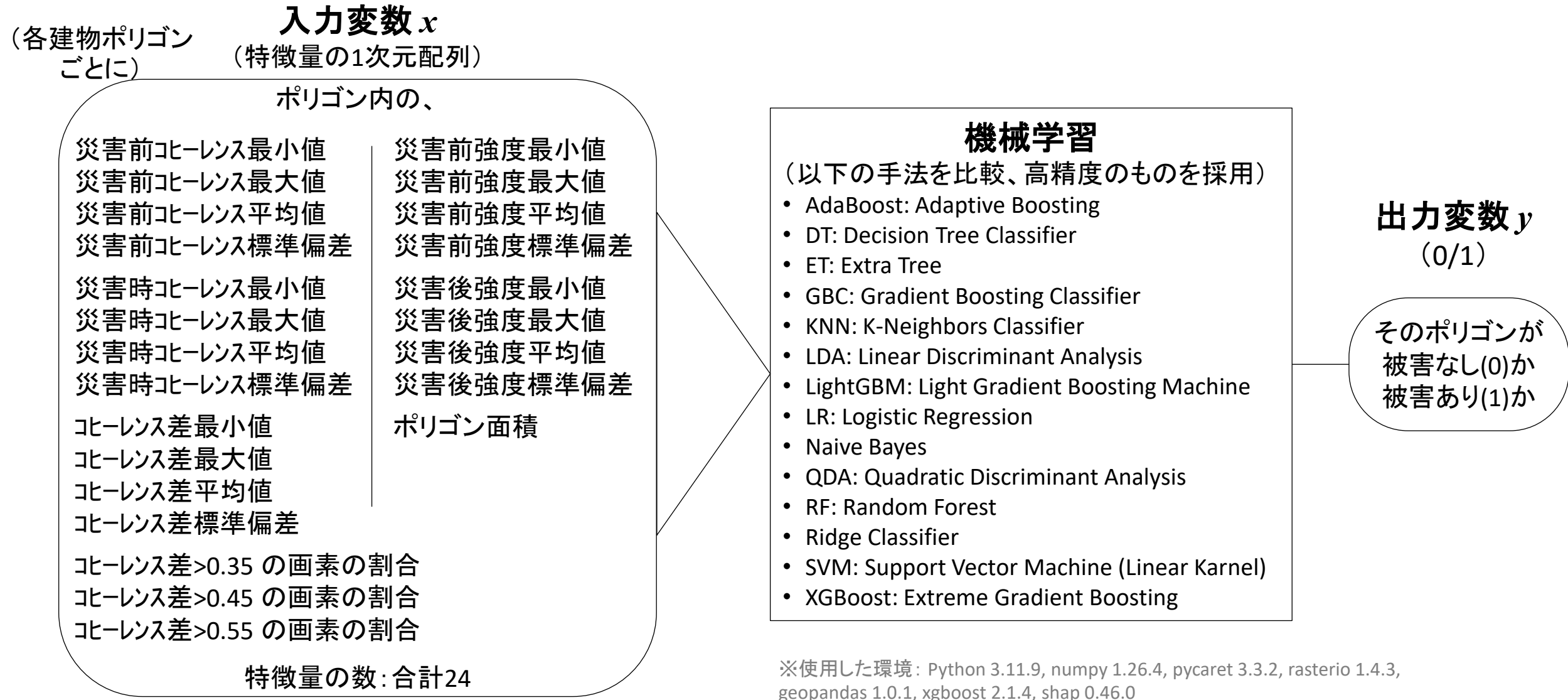


閾値の妥当性の確認



5. 建物被害抽出方法② 機械学習(試験的)

- 機械学習(入力が1次元配列)を様々な手法で行い自動で比較するモジュール(pycaret)を使用し、教師あり学習
- ハイパーパラメタ等のチューニングや、特徴量選択は今後の課題



最適な学習手法の選択

- 能登4観測 + 熊本2観測の延べ25,388サンプルを使用し、10-foldで学習、交差検証
- 手法の選択結果: **LightGBM**が良さそう(ただし他の上位の手法也大差なし) → 以後これを使用

各手法の建物被害抽出精度(精度上位10件)

精度 順位	手法	精度		
		K	MCC	F_1 macro
1	LightGBM	0.360	0.376	67.5%
2	GBC	0.356	0.374	67.2%
3	XGBoost	0.350	0.359	67.1%
4	RF	0.347	0.364	66.8%
5	AdaBoost	0.343	0.356	66.7%
6	ET	0.332	0.353	65.8%
7	QDA	0.319	0.333	65.2%
8	LDA	0.306	0.326	64.5%
9	LR	0.302	0.321	64.3%
10	NB	0.284	0.305	63.0%

特徴量の重要度(LightGBMのSHAP値 上位10件)

順位	特徴量	SHAP _{mean}
1	災害時コヒーレンス平均値	0.8012
2	災害後強度平均値	0.2668
3	ポリゴン面積	0.1799
4	災害前強度平均値	0.1163
5	コヒーレンス差>0.45の割合	0.1029
6	コヒーレンス差>0.35の割合	0.0931
7	災害前強度最大値	0.0620
8	災害前強度標準偏差	0.0593
9	災害時コヒーレンス最小値	0.0538
10	災害前強度最小値	0.0489

〈比較〉閾値法(従来)の精度

ここでは閾値を0.45/0.45固定。
6観測事例(能登4、熊本2)の
精度の平均値。

精度		
K	MCC	F_1 macro
0.251	0.281	60.8 %

- コヒーレンスの値が一番大事(予想通り)
- 閾値法(従来)で活用していない強度や建物面積の情報を活用したことが精度向上の要因か
- 「コヒーレンス差>0.45の割合」も比較的重要
→ 「被害画素」(コヒーレンス差>0.45)の割合に着目した従来閾値法の妥当性も改めて確認できた。

※本結果は電離層補正「あり」のデータセットを使用

6. 結果:位置ずれ対策(電離層遅延補正)の効果

- 電離層補正の有無で比較 → 電離層補正により精度は向上(ただし劇的な向上ではない)
- 建物被害抽出精度
 - 手法① 閾値法(従来)の場合

*各ケース(各観測、電離層補正あり・なし)で
精度最大となる閾値を使用した場合の精度

使用ALOS-2データ		能登半島地震 2024/01/01	能登半島地震 2024/01/02	能登半島地震 2024/01/03	能登半島地震 2024/01/12	熊本地震 2016/04/18	熊本地震 2016/04/26
精度* (κ)	電離層補正なし	0.330	0.302	0.341	0.381	0.305	0.217
	電離層補正あり	0.339	0.326	0.334	0.386	0.305	0.223

- 手法② 機械学習(試験的)の場合

使用ALOS-2データ		能登半島地震 2024/01/01	能登半島地震 2024/01/02	能登半島地震 2024/01/03	能登半島地震 2024/01/12	熊本地震 2016/04/18	熊本地震 2016/04/26	全データ
精度 (κ)	電離層補正なし	0.325	0.330	0.291	0.364	0.371	0.277	0.351
	電離層補正あり	0.335	0.365	0.310	0.365	0.379	0.299	0.360

- 能登1/1、3、12などで電離層補正効果が少ない。電離層遅延がもともと少ないデータのためと考えられる

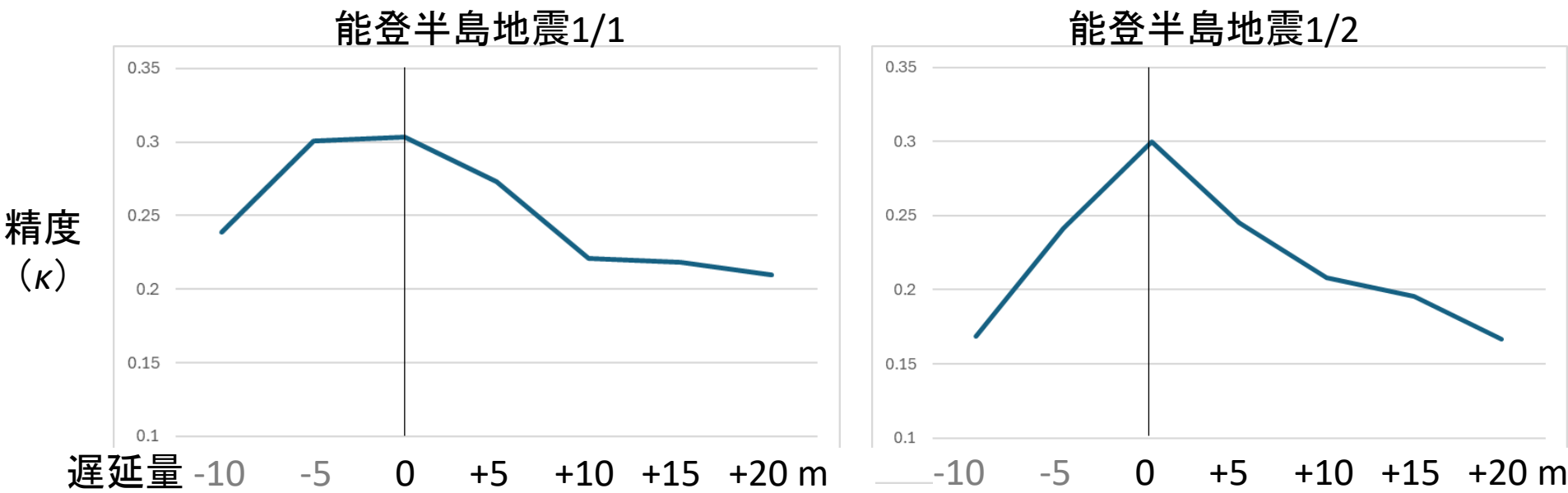
6. 結果:位置ずれ対策(電離層遅延補正)の効果

使用ALOS-2データ	能登半島地震 2024/01/01	能登半島地震 2024/01/02	能登半島地震 2024/01/03	能登半島地震 2024/01/12	熊本地震 2016/04/18	熊本地震 2016/04/26
電離層遅延量(B1)	2.29 m	9.54 m	2.19 m	2.08 m	9.38 m	3.12 m

- 本データセットでは電離層遅延は最大 9.54 m、実質的な位置ずれは $9.54 - 4 =$ 約 5.5m → あまり大きくない
- 電離層がより活発(位置ずれがより大きい)だったらどうなっていたか？
 - 電離層補正済みのデータを基準に、意図的に遅延を加える
→ 遅延が大きいほど精度低下(予想通り)

ALOS-2標準データは、平均的な電離層遅延4m分を考慮し校正済み

電離層遅延量と建物被害抽出精度



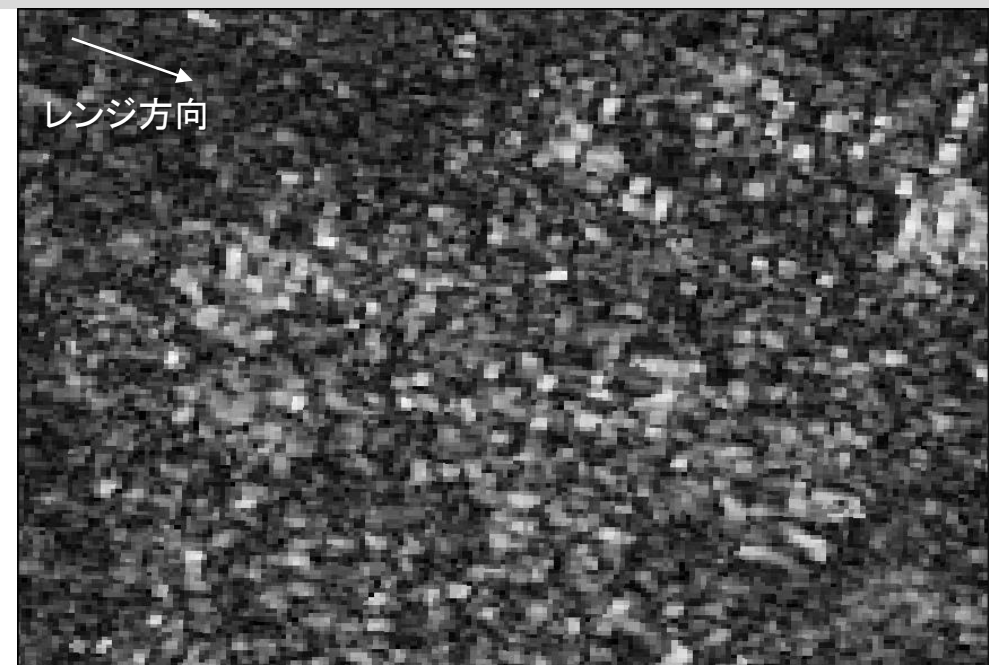
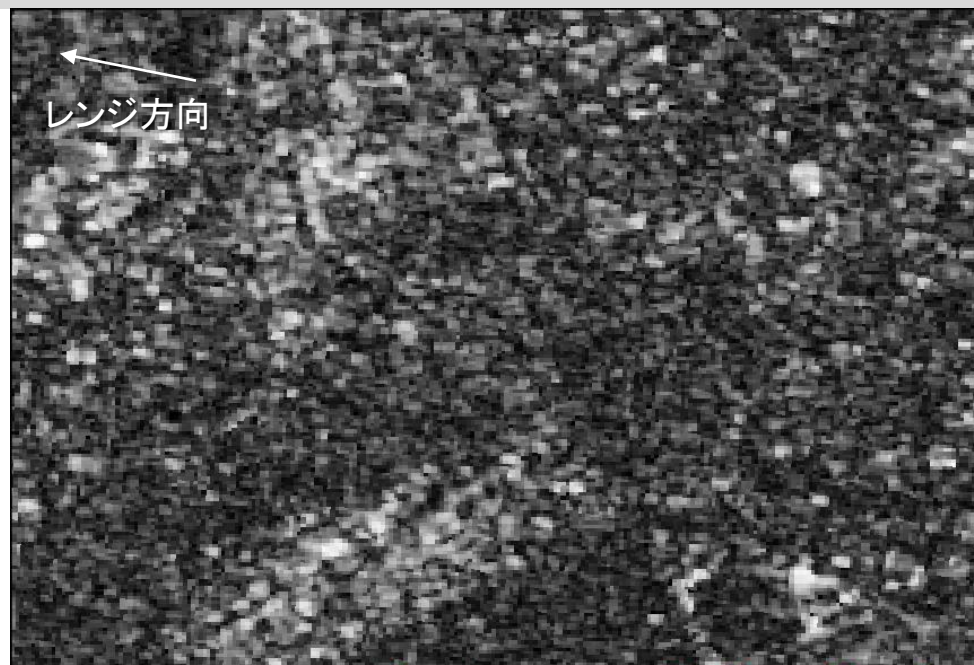
*閾値法(従来)を使用した結果。
*遅延が負の値になることは実際には無く、位置ずれの考察のための参考

電離層補正なし

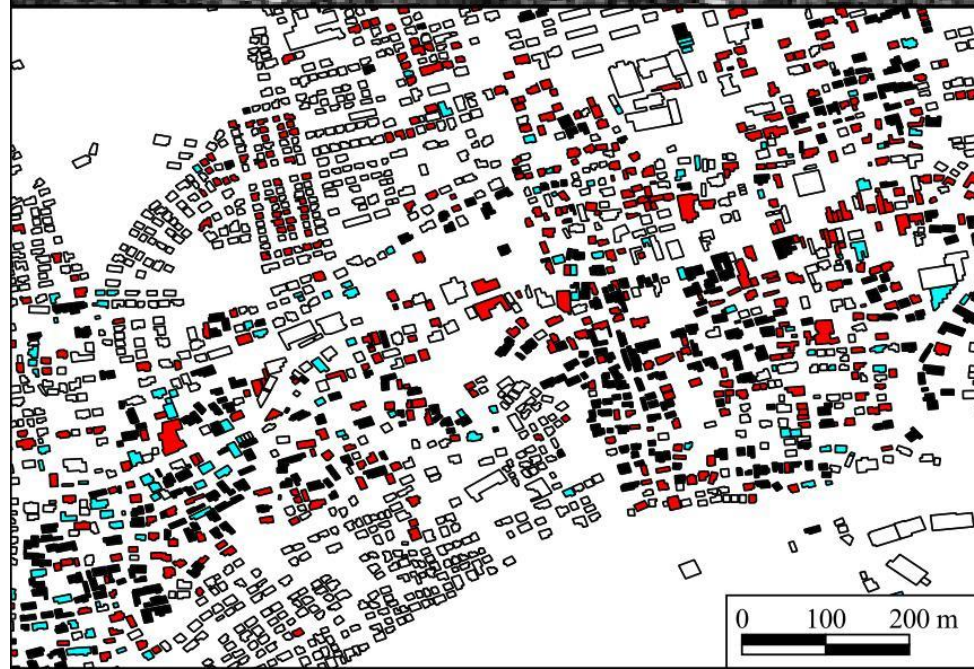
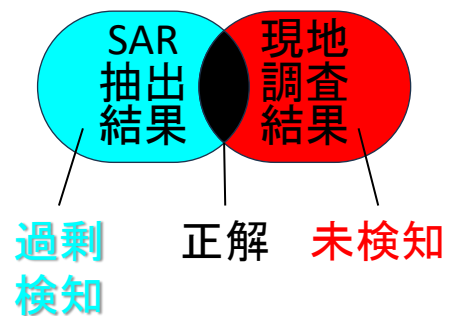
熊本地震 4/18

能登半島地震1/2

ALOS-2
コヒーレンス画像
(地震前後ペア)

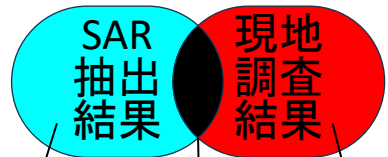


被害建物抽出結果

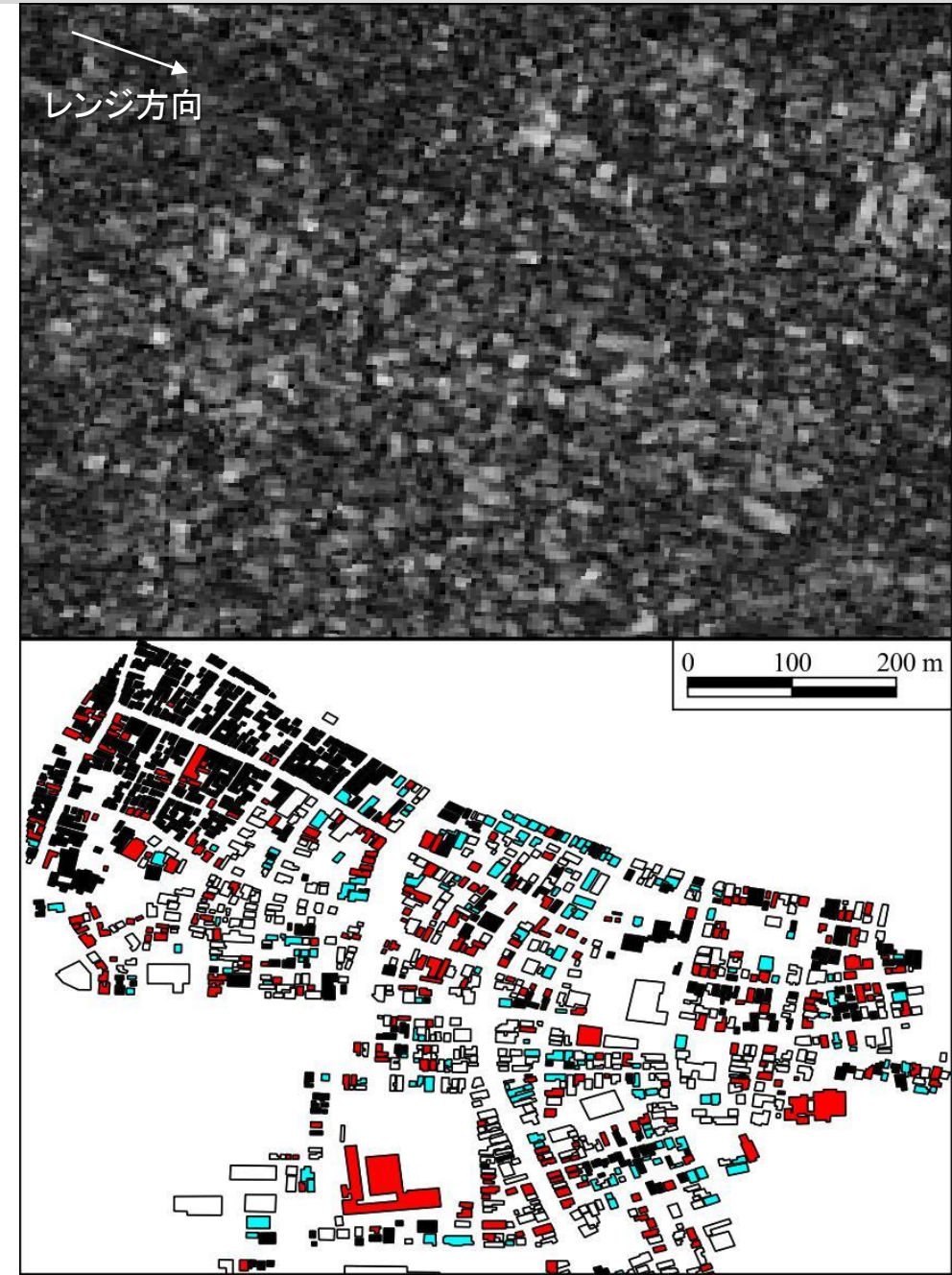
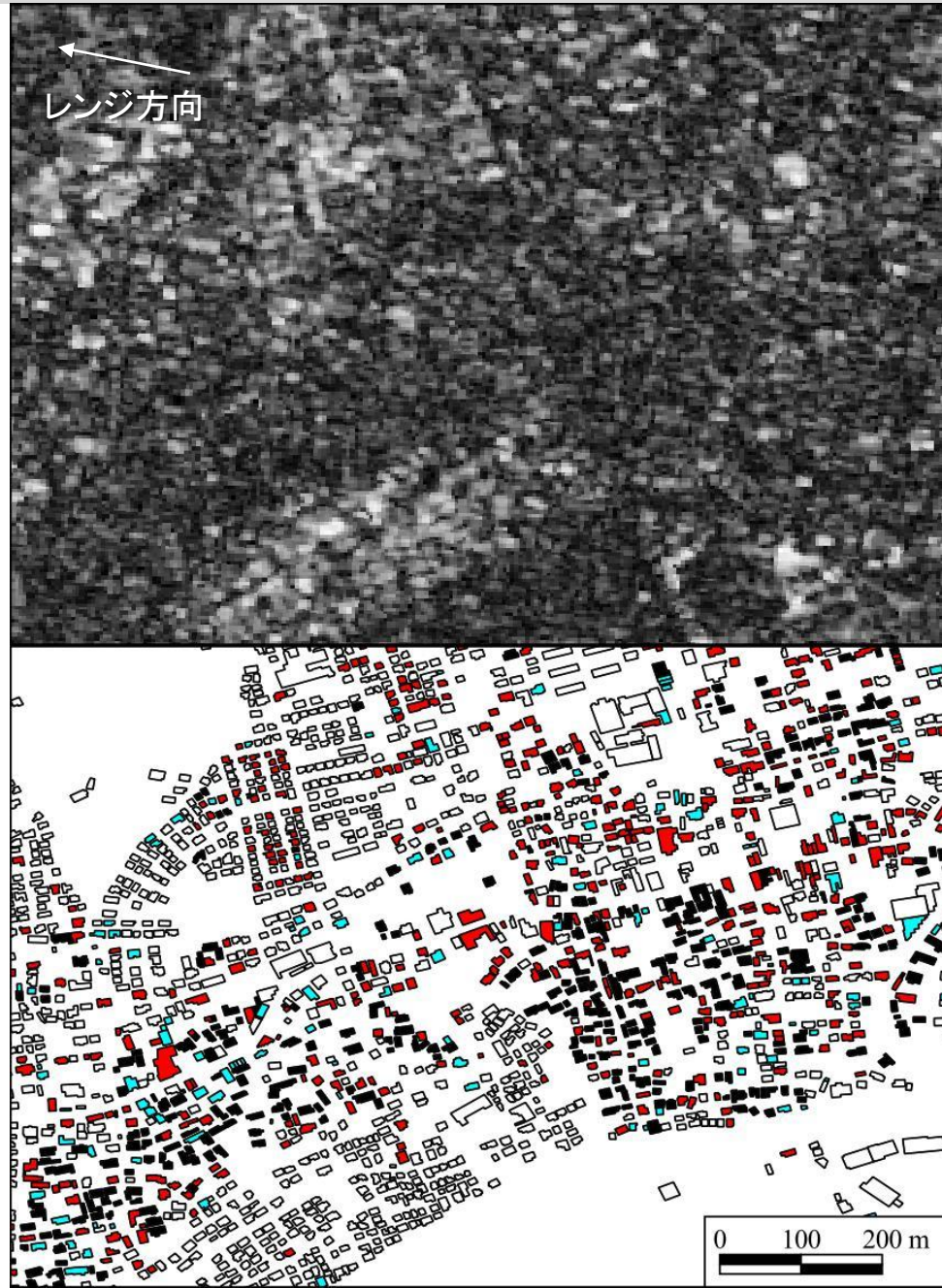


ALOS-2
コヒーレンス画像
(地震前後ペア)

被害建物抽出結果



過剰検知 正解 未検知



データセット間の精度比較

- 様々な学習／テストデータの組合せで建物被害検出精度を比較

組合せ	例: 能登半島地震 2024/01/01の場合	
	学習用ALOS-2データ	テスト用ALOS-2データ
I. 同じ観測データで(分割して)学習	能登1/1 (7割)	能登1/1 (3割)
II. 同じ災害の別の観測データで学習	能登1/2, 1/3, 1/12	能登1/1
III. 別の災害の観測データで学習	熊本4/18, 4/26	
IV. 全データ(テストデータ以外)で学習	能登1/2, 1/3, 1/12, 熊本4/18, 4/26	

各組合せの建物被害抽出精度(κ)

ケース	能登半島地震 2024/01/01	能登半島地震 2024/01/02	能登半島地震 2024/01/03	能登半島地震 2024/01/12	熊本地震 2016/04/18	熊本地震 2016/04/26
I. 同じ観測データで学習	0.366	0.387	0.410	0.419	0.416	0.284
II. 同じ災害の別の観測データで学習	0.391	0.399	0.352	0.415	0.263	0.285
III. 別の災害の観測データで学習	0.281	0.285	0.222	0.297	0.406	0.224
IV. 全データで学習	0.335	0.365	0.310	0.365	0.379	0.299

- 「熊本地震で学習 → 能登半島地震でテスト」の精度が特に良くない(特に熊本4/26のデータが悪さをしている)
 - 地殻変動によるコヒーレンス劣化が原因?
- 「全データで学習」は全般的に良好な結果 → 以後、このデータセットを使用

- 2024能登半島地震、2016熊本地震の計6回のALOS-2観測データ、1万棟以上の現地データを用い、被害建物を抽出、精度検証。
- 閾値法(従来の、現在実運用中)より 機械学習(LightGBM等)の精度が高い。
 - 目立った過学習もなく安定。
 - 今後、実運用アルゴリズムも機械学習に置換え？
- 電離層遅延補正により、多少精度が改善する
 - 電離層が活発で10m 程度以上の大幅な遅延がある場合には有効と考えられる
- 今後の課題
 - さらなる精度向上: 手法の改善、現地データの収集