

修士研究 最終試験

高解像度リモートセンシングデータを用いた 森林被害検出手法の開発

発表内容

1. 序論(背景・目的・対象地・データ)
2. 森林被害検出のアプローチ
3. 手法開発
4. 検出結果の評価・考察
5. まとめ, 今後の課題・展望

学籍番号 80425061 EG(旧GI)

田口 仁

背景, 目的

□ 背景

- 近年, 管理放棄された森林で, 森林被害が多発
 - 森林被害とは通常範囲をこえて衰退や枯死が発生した状態のこと



マツ枯れ



冠雪害

- 現状の被害調査は現地踏査
- 近年, 空間解像度の高い, 高解像度リモートセンシングデータが登場し, 森林分野で注目を集めている
 - 森林被害調査手段の1つとして, このデータを用いた手法を開発できる可能性がある

□ 目的

- 高解像度リモートセンシングデータを用いて森林被害を検出する手法を開発すること

高解像度リモートセンシングデータ

□ LiDARデータ

- 飛行機から電磁波のパルスを照射し、センサーまでの反射時間をもとに高さを計測
- フィルタリング処理でDSMとDEMを作成可能

• Digital Surface Model (DSM)
= 地盤高 + 構造物の高さ



• Digital Elevation Model (DEM)
= 地盤高

□ 光学センサ画像

- 太陽から発する電磁波が地面を反射し、センサーまで戻ってくる電磁波の強さ観測
- 最近のデータは、空間解像度が数メートル

従来の解像度
数10m



高解像度
数m



研究対象地, 使用データ

□ 研究対象地

■ 岐阜県郡上市美並町

- 2002年1月上旬に冠雪害発生
- マツ枯れも多数ある

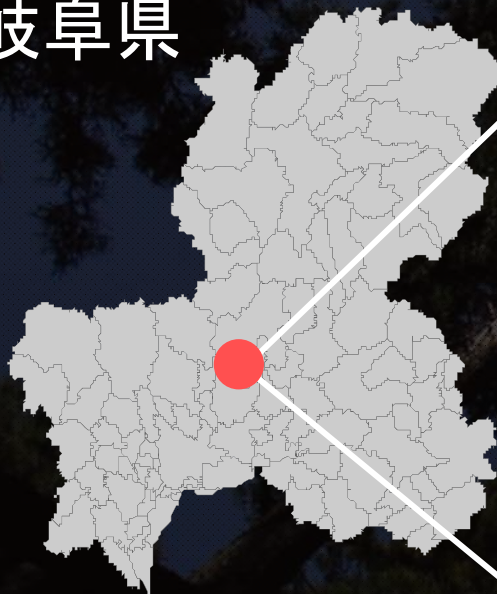
□ 使用データ

■ 光学センサ画像

- 高解像度衛星画像 IKONOS

■ LiDARデータ

岐阜県



IKONOS

(2003年5月撮影)



LiDAR

(2004年春取得)



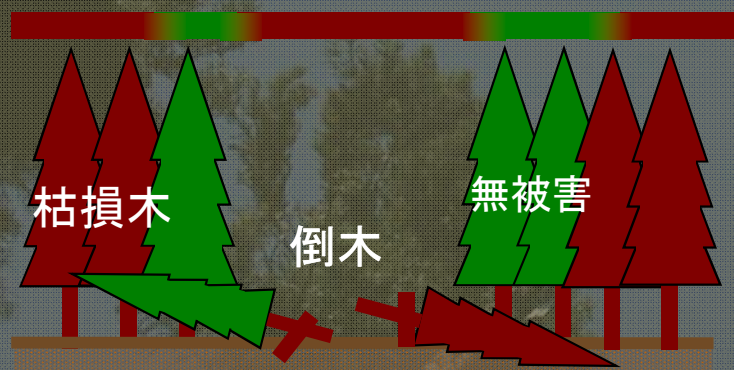
0 450 900 1,800 m

統合処理(フュージョン)の有効性

- 森林被害の形態は、**枯損**と**倒木**の2種類に類型化が可能
- 2つのデータには2つの被害検出に得意、不得意がある

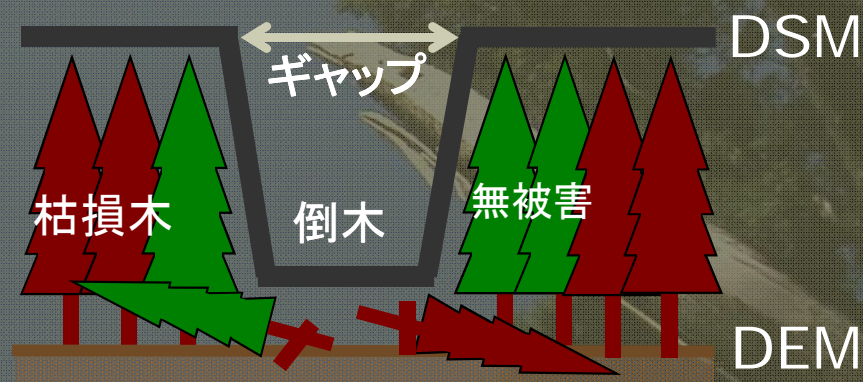
① 光学センサ画像

枯損or倒木の検出 → ○
 枯損と倒木の分離 → ×



② LiDARデータ

倒木の検出 → ○
 枯損の検出 → ×



	枯損	倒木	無被害
① 光学センサ	■	■	■
② LiDAR	■	■	■
①+②	■	■	■

- 2つのデータを統合処理すると、不得意を補って、枯損と倒木の分離した検出が可能となる

本研究の新規性・意義

新規性

従来の研究

解像度が数十メートルの
光学センサ画像

光学センサのみで、
枯損と倒木は事例毎に検出

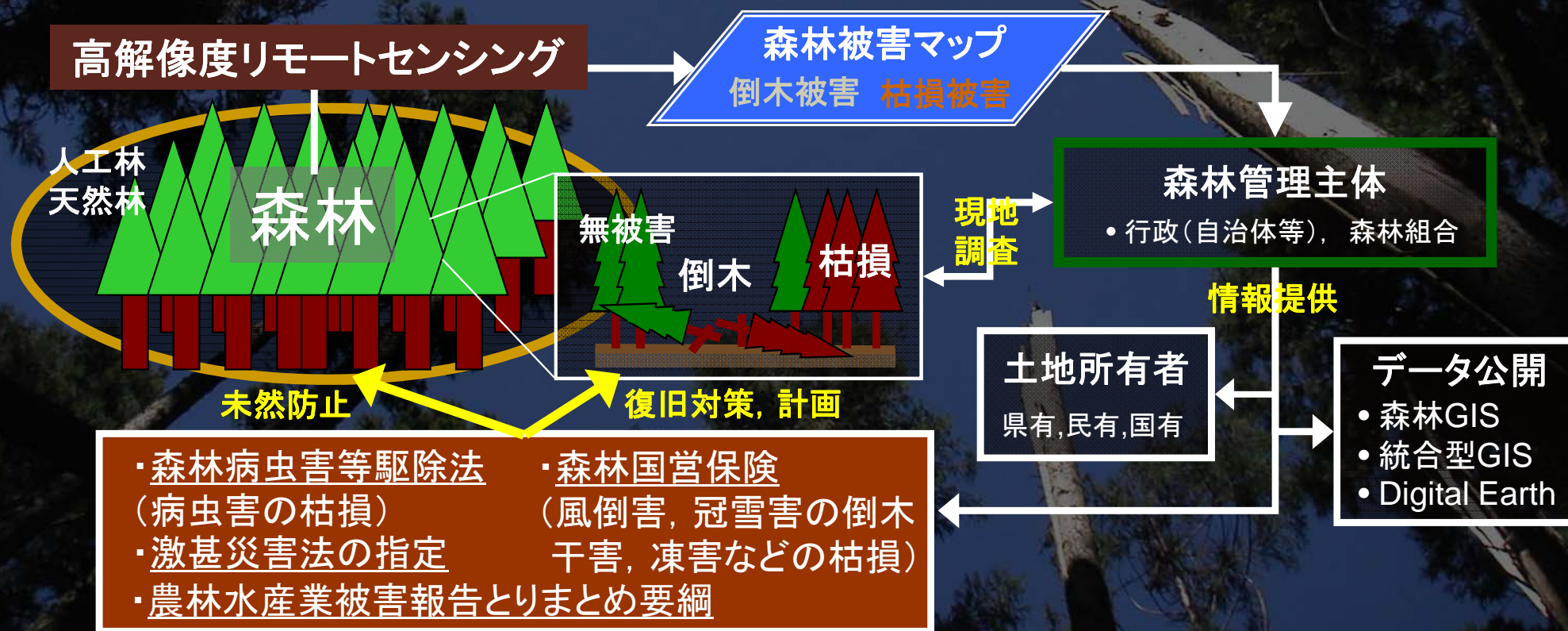
本研究

高解像度のデータを利用、
高さデータ(LiDAR)の導入

高解像度RSデータを統合処理し、
枯損と**倒木**が分離検出される

意義

- 被害面積, 被害の分布傾向の把握が効率的に可能となる
- 森林管理システム内の被害検出システムとして貢献できる



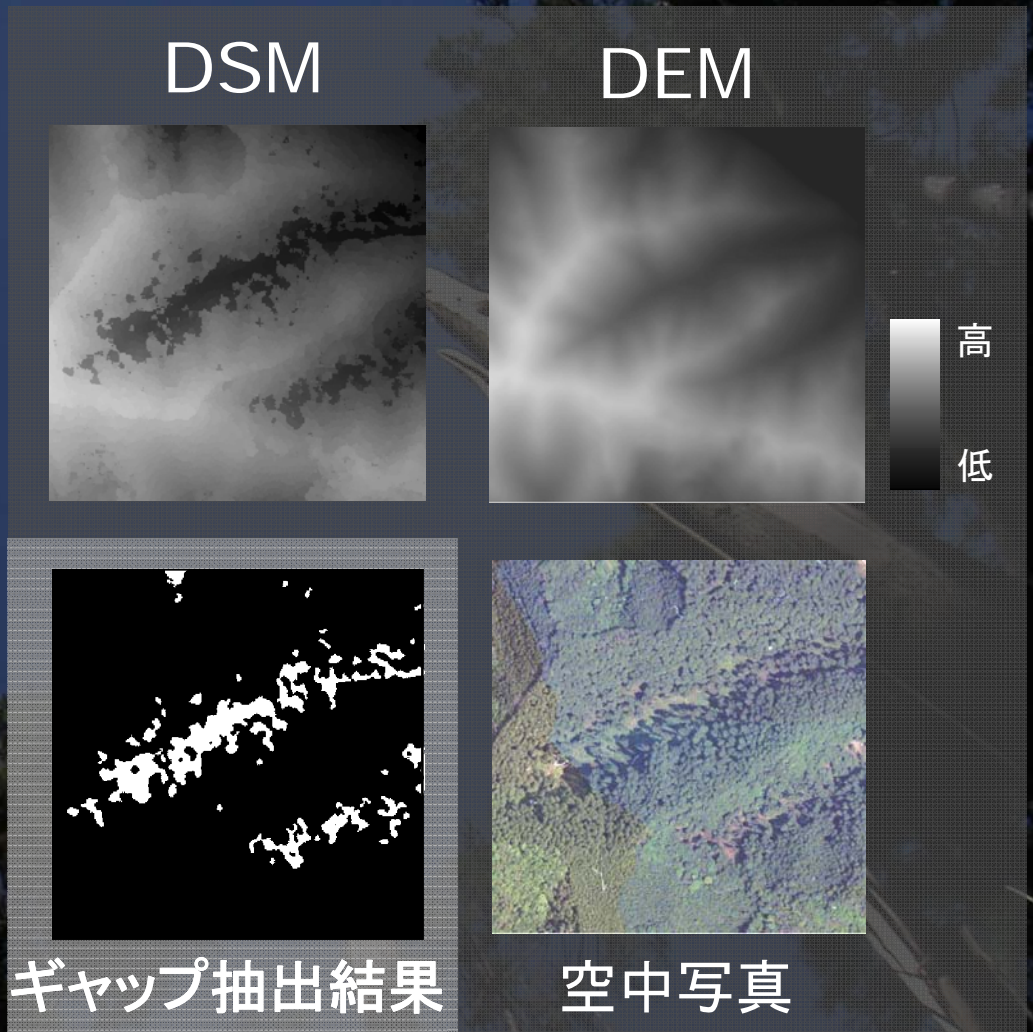
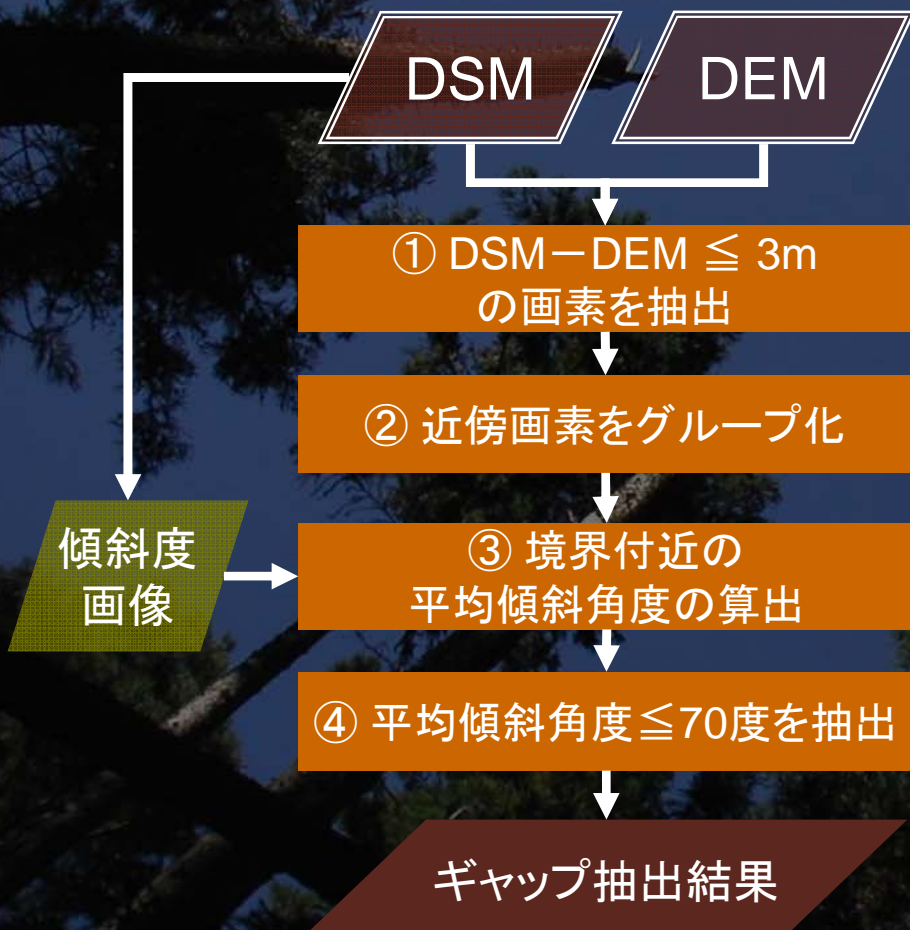
被害検出手法の概要

- 被害と判読できる箇所から教師データを取得しモデルを構築
⇒ その構築したモデルを全体へ適用



ギャップ抽出手法の開発

- LiDARデータから作成されるDSM(地盤高に構造物の高さを含めたデータ)とDEM(地盤高のデータ)から、倒木域を表すギャップ抽出手法を開発



Multinomial Logit Modelの導入

- 観測値(データ)に基づき, 効用関数→選択確率が計算され, 最も高い選択確率のカテゴリに分類される

$$\begin{aligned} \text{効用関数 } U_{in} &= \beta_1 x_{1in} + \beta_2 x_{2in} + \dots + \beta_k x_{kin} + \varepsilon_{in} \\ &= V_{in} + \varepsilon_{in} \end{aligned}$$

ε_{in} : 確率項
 V_{in} : 確定項

枯損 : $Y_{in} = 1$
 倒木 : $Y_{in} = 2$
 無被害 : $Y_{in} = 0$

β : パラメータ
 x : 観測値

$$\text{選択確率 } P(y_{in}) = \frac{e^{V_{in}}}{e^{V_0} + e^{V_1} + e^{V_2}} \quad (e^{V_0} = 1)$$

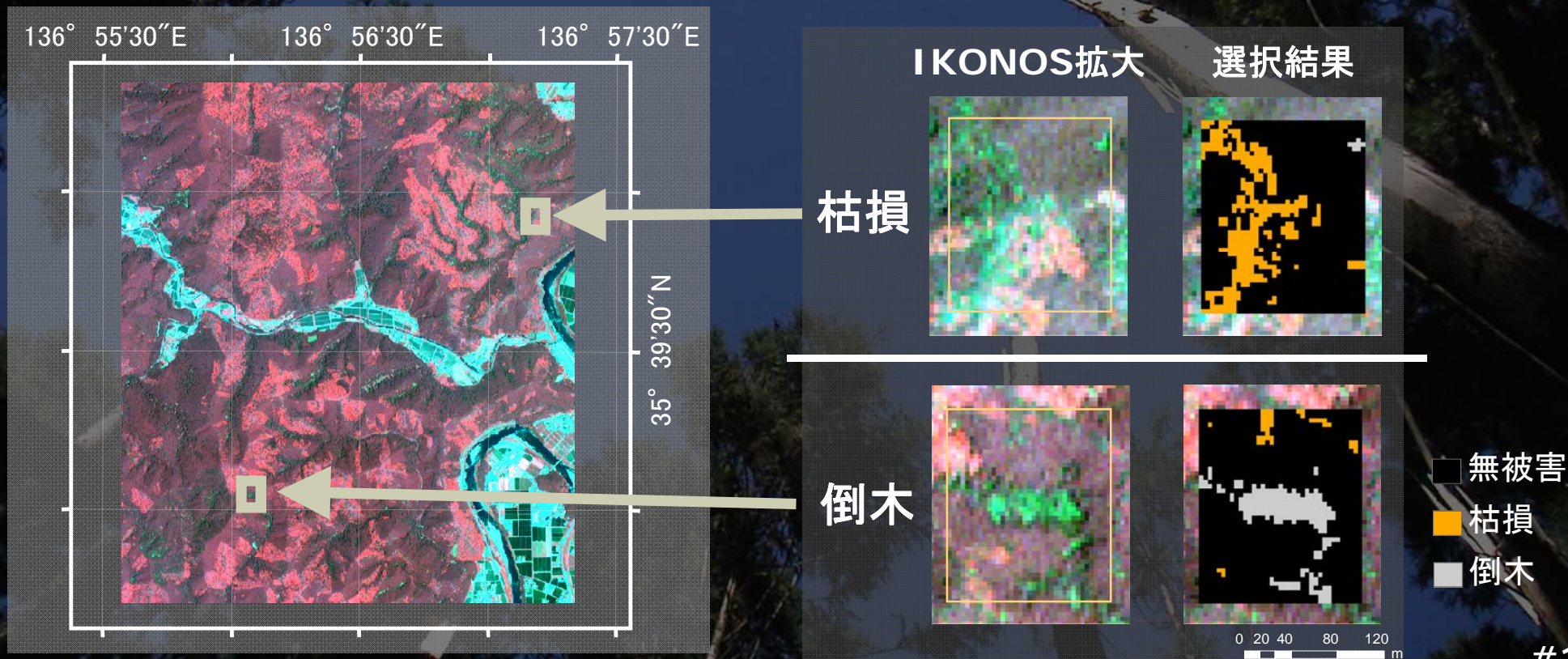
- モデルの評価は, 教師データ内での精度評価, 決定係数 (R^2), Wald統計量
- 被説明変数は「枯損」, 「倒木」, 「無被害」とする
- 2値化データであるギャップ抽出結果と, 連続量の光学センサ画像の併用が可能 → 統合処理が容易
- 今後, 他の空間データを説明変数して取り込むことで, 被害の種類判定へつながる可能性がある

説明変数作成, 教師データ設定

① 説明変数 3つ

- 光学センサ画像 (IKONOS)
 - バンド3: 倒木や枯損域は赤色系波長帯の反射が強まる
 - バンド4: 植生が減退するため, 近赤外波長帯の反射が弱まる
- ギャップ抽出結果

② 空中写真から教師データを選定し, 被害の判別を行った



被害検出モデルの構築

③ モデル構築のためにパラメータを推定

推定パラメータ

被害クラス	切片	バンド3	バンド4	ギャップ
枯損	-68.303	303.070	-31.103	-4.346
(Wald統計量のカイ2乗)	(384.7※)	(442.8※)	(361.4※)	(15.41※)
倒木	-49.514	240.399	-32.915	2.355
(Wald統計量のカイ2乗)	(155.2※)	(223.9※)	(238.3※)	(48.8※)

※ 0.01%水準で有意

決定係数 $R^2=0.812$

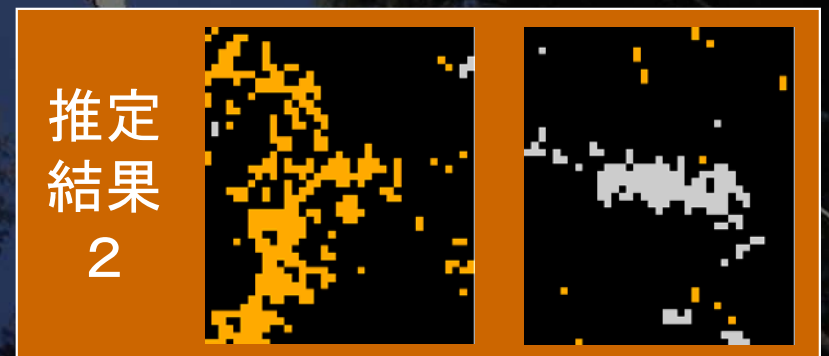
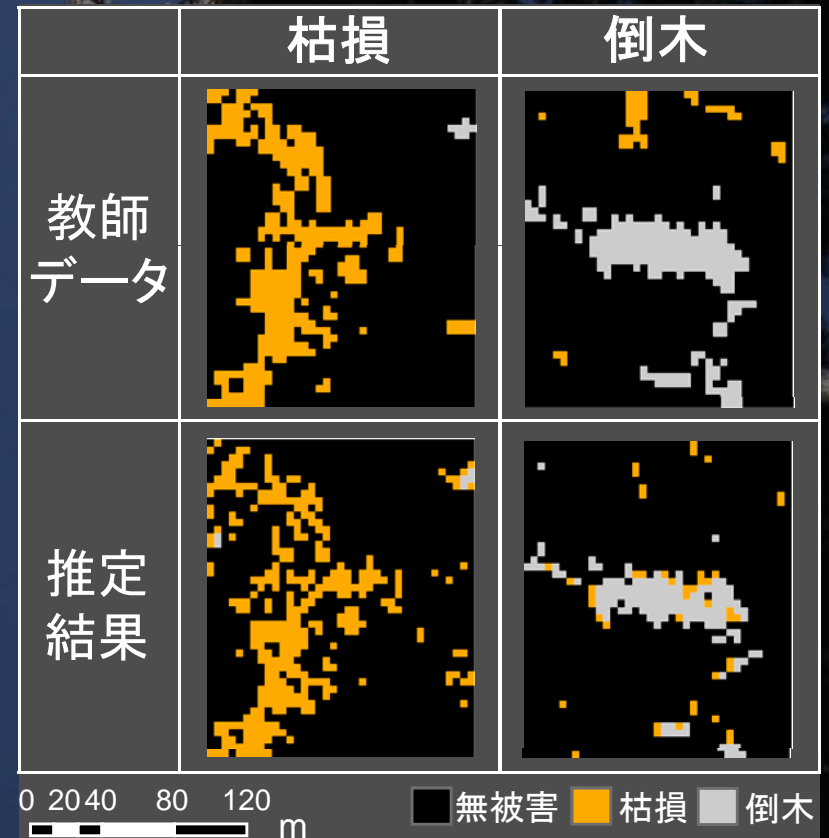
④ 構築したモデルの評価

- 倒木被害に隣接した画素で枯損となるエラーを無被害へ
- この推定モデルとエラー除去手法を全体へ適用

教師データ内精度評価

		推定結果				的中率
		枯損	倒木	無被害	合計	
教師データ	枯損	283	1	94	378	74.8%
	倒木	36	132	48	216	61.1%
	無被害	54	13	2595	2662	97.5%
	合計	373	146	2737	3256	

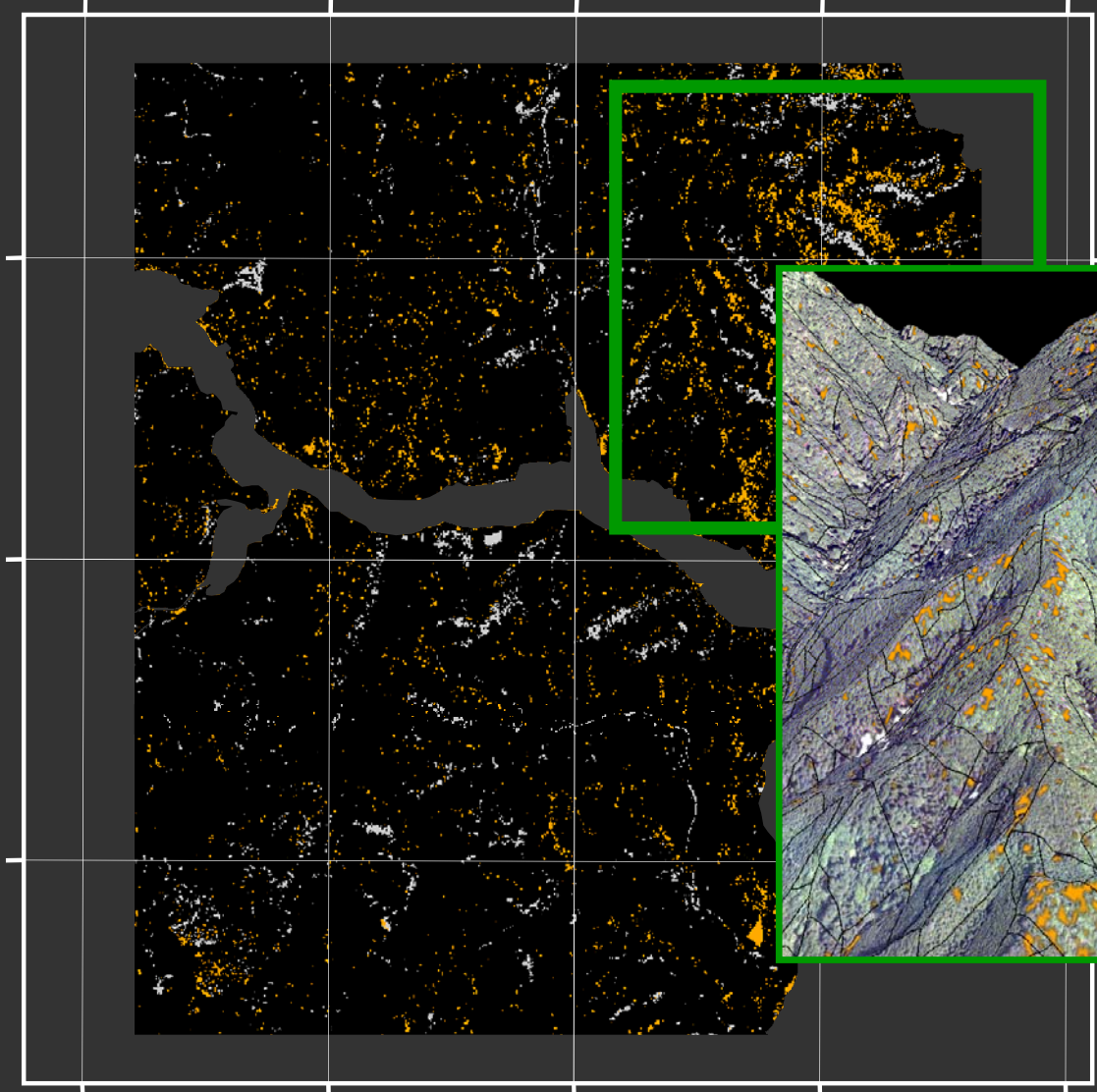
全体的中率:92.4%



被害検出結果

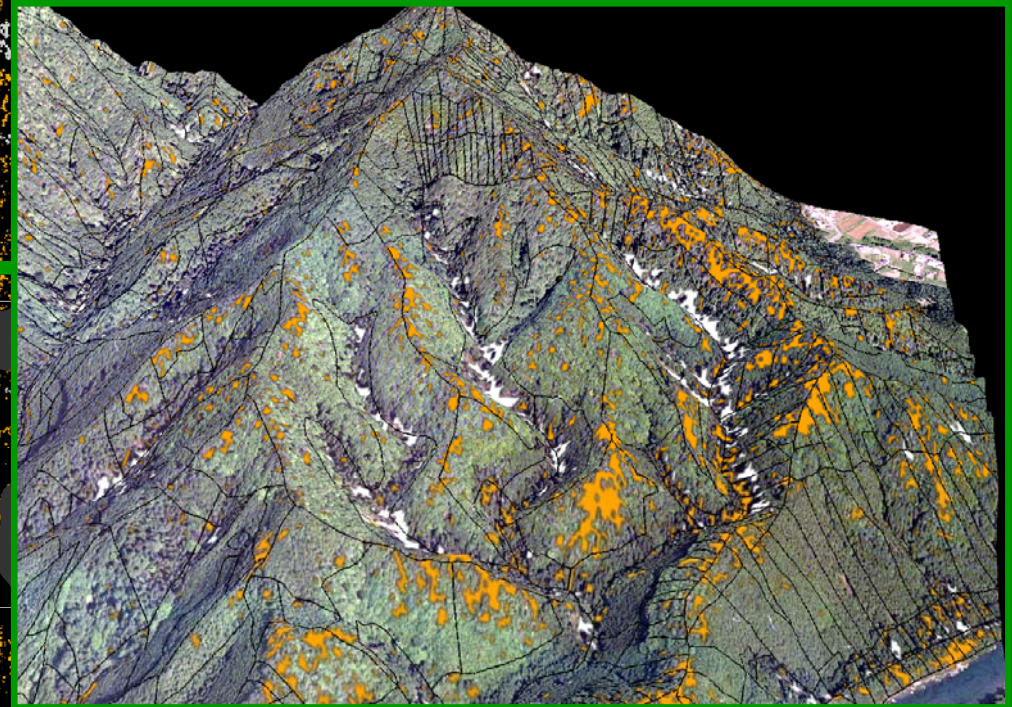
⑤

136° 55'30"E 136° 56'0"E 136° 56'30"E 136° 57'0"E 136° 57'30"E



40'0"N

3次元表示(黒線は林小班)



0 250 500 1,000 1,500 m

- 無被害
- 枯損
- 倒木

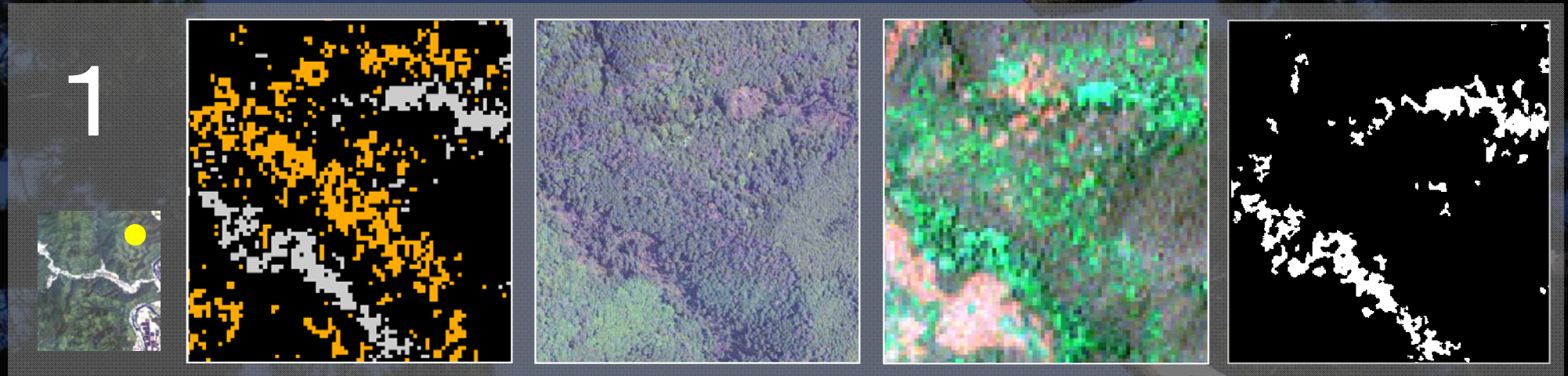
検出結果の詳細1

検出結果 ■ 枯損
■ 倒木

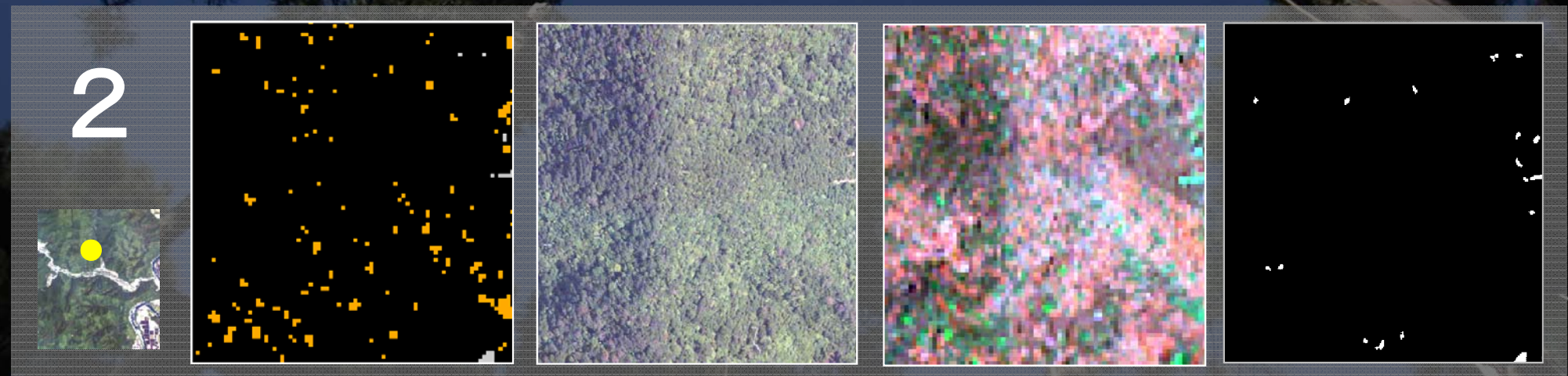
空中写真

IKONOS

ギャップ抽出結果



- 枯損と倒木の被害がまとまって発生した箇所



- 枯損が分散して発生した箇所

検出結果の詳細2

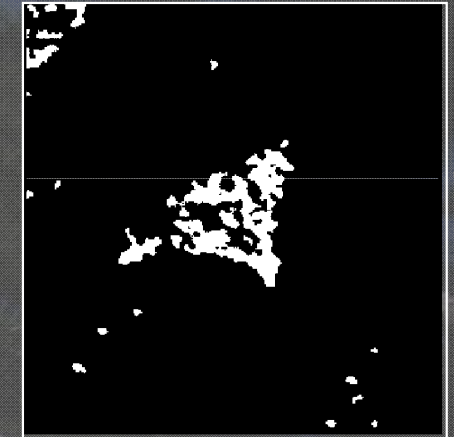
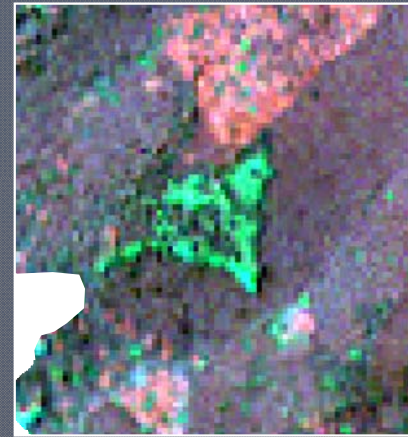
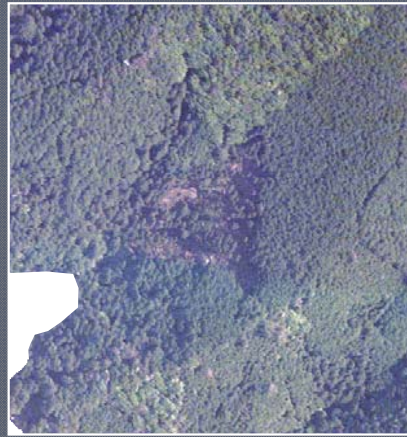
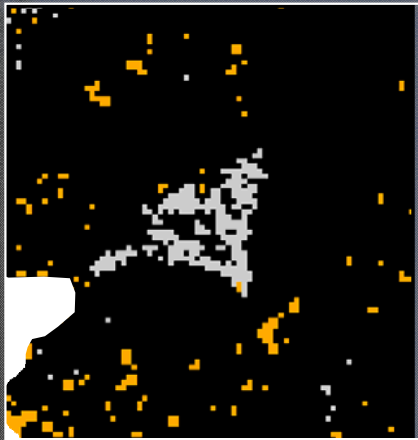
検出結果 ■ 枯損 ■ 倒木

空中写真

IKONOS

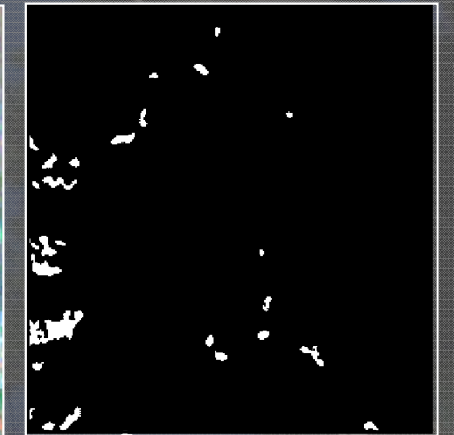
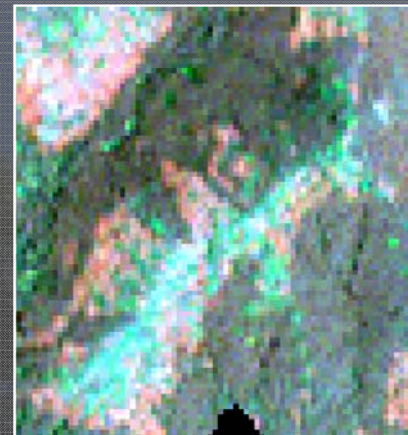
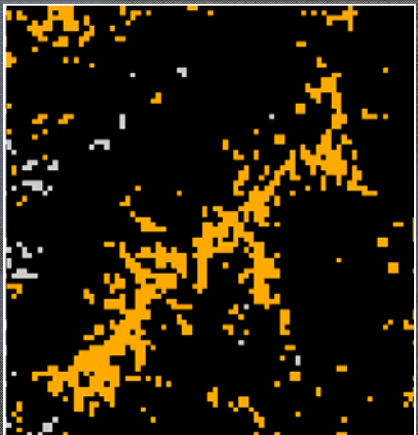
ギャップ抽出結果

3



□ 冠雪害(倒木)によるまとまった被害

4



□ 枯損によるまとまった被害

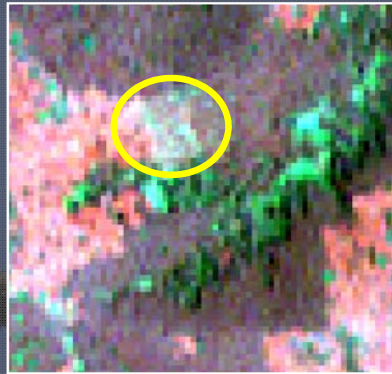
統合処理の有効性

ギャップ抽出結果

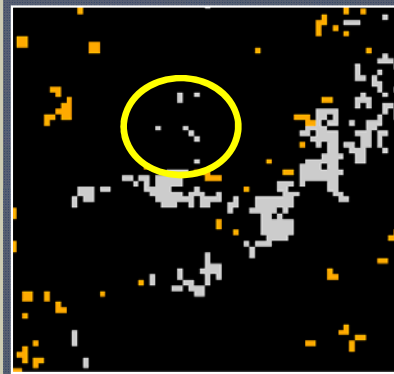


0 25 50 100 150
m

IKONOS画像



被害検出結果

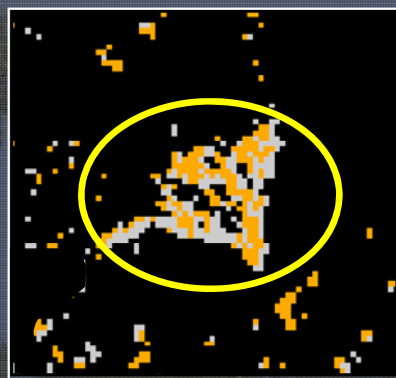


■ 無被害 ■ 枯損 ■ 倒木

- ギャップとして抽出されても, IKONOS画像では無被害の樹木
- 統合処理した結果では, 倒木として検出されなかった

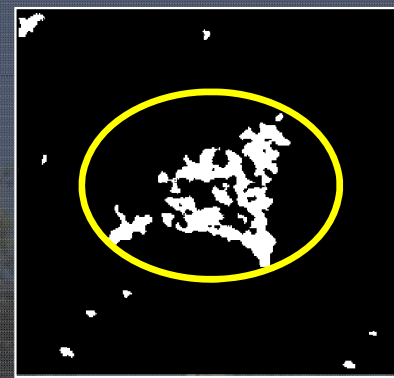
- IKONOS画像のみで検出した場合, 倒木箇所でも枯損が混在してしまう
- 統合処理した結果では, 枯損と判別されるエラーが除去された

検出結果
(IKONOSのみで検出)



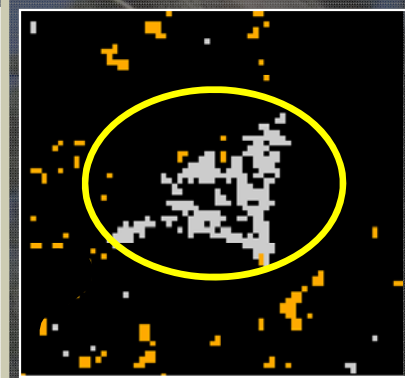
0 25 50 100 150
m

ギャップ抽出結果



■ 無被害 ■ 枯損 ■ 倒木

被害検出結果
(IKONOS+ギャップ)



➤ 統合処理の有効性を確認

検出精度の検証1

□ 空振りの検証

- 検出した画素が的中しているかを判別

- 的中率

枯損：39/50 (78%)

倒木：41/50 (82%)

□ 見逃しの検証

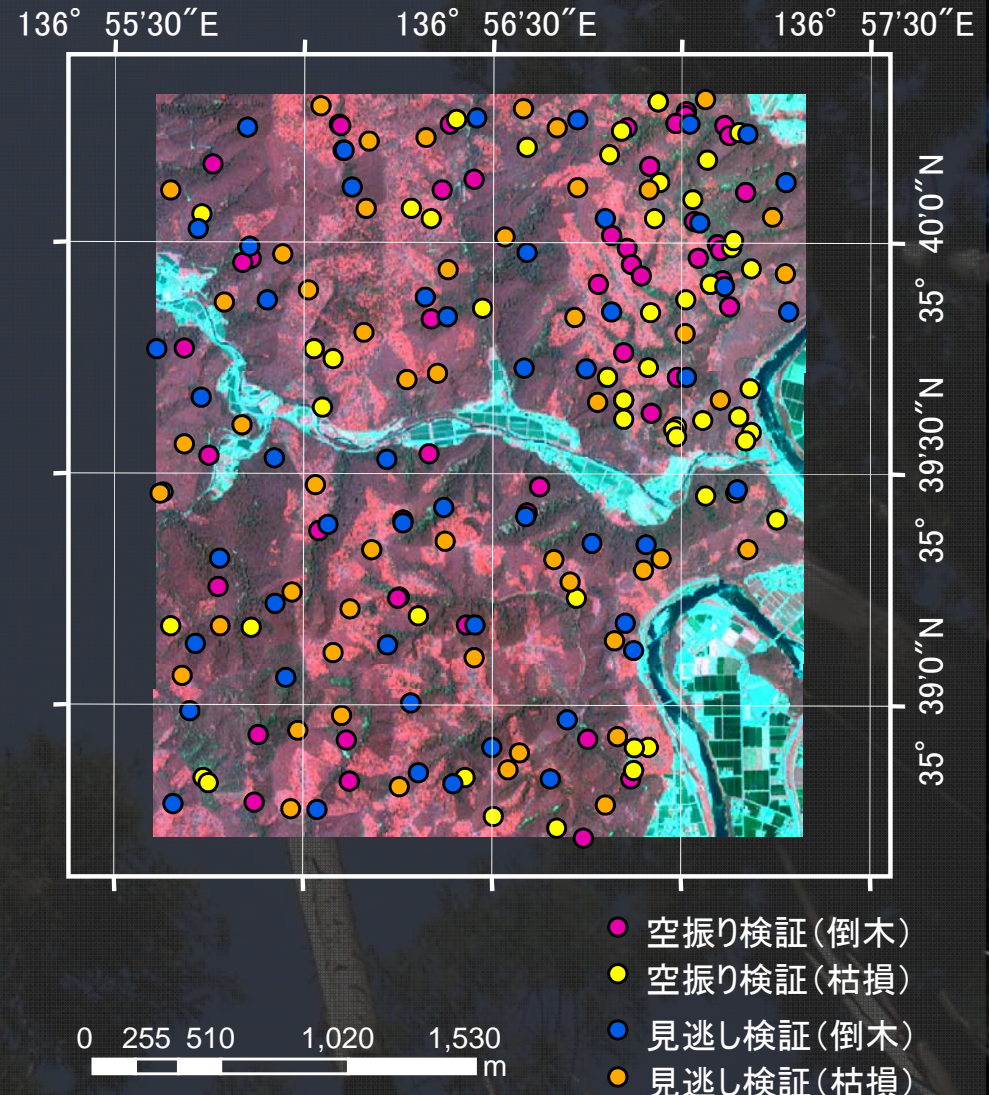
- 任意に選んだ被害箇所が、検出されているかを判別

- 的中率

枯損：37/50 (74%)

倒木：42/50 (84%)

検証ポイント取得箇所



検出精度の検証2

■ まとまった被害箇所の検証

- それぞれの被害で2箇所ずつ, 空中写真から検証データを面的に作成し, 検出結果と比較

	検証データ	検出結果	的中率
枯損 1			$\frac{228}{346}$
			65.9%
枯損 2			$\frac{86}{162}$
			53.1%

■ 枯損

	検証データ	検出結果	的中率
倒木 1			$\frac{198}{292}$
			67.8%
倒木 2			$\frac{178}{278}$
			64.0%

■ 倒木

■ 誤差に関する考察

- 無被害と被害の境界部に近い画素で, 的中率が低下
- 2つのデータの解像度の相違, データの位置精度
- 施業(間伐, 伐採)の誤検出 ⇒ 施業履歴を参照して除外可能

被害検出手法の考察

□ 検出結果の考察

- データの均質性に強みがあることから、本手法を適用することで、現地踏査や空中写真判読等の人間による把握では十分に認識しきれない森林被害について、把握可能となる
- 岐阜県の森林行政関係者
「精度が7～8割あれば、実用上十分」

□ 実用性の観点からの考察

- 森林GISにおける情報の1つとして
 - 合理的な復旧対策および計画に貢献可能
 - 森林WebGIS等で情報公開 → 土地所有者への周知
- GPS搭載PDA等の利用 → 現場での情報の活用
- 被害の発生要因解明に寄与 → 被害の未然防止に繋がる可能性がある

結論, 今後の課題・展望

□ 結論

1. 森林被害を枯損と倒木に類型化し, 2つのリモートセンシングデータを統合処理し, 枯損と倒木に分離して検出するアプローチを提示した。
2. LiDARデータから抽出されたギャップ抽出結果と, 光学センサ画像を説明変数として, Multinomial Logit Modelを用いた統合処理を行う被害検出手法を開発した。
3. 対象地に適用し, まとまった被害および分散した被害について, 枯損と倒木が検出されていることを確認し, 本手法の有効性が明らかとなった。また, 検出精度は7割前後だった。
4. 本研究で開発した手法は, 森林被害を把握する手段の1つとして, 今後活用される可能性があることを示した。

□ 今後の課題・展望

- 被害の発生要因解明や被害の種類判定を可能とする手法の開発
- 他の高解像度リモートセンシングデータへの適用
- 統合処理手法の改良