

# 高解像度リモートセンシングデータ を用いた森林域の冠雪害検出

☒ 慶應義塾大学大学院 政策・メディア研究科  
田口仁, 臼田裕一郎, 古谷知之, 福井弘道

岐阜県森林科学研究所  
古川邦明

## 背景

- 森林域において被害が発生した場合、復旧作業等や保険による補償が行われる
- しかし、従来の被害情報の把握は現地調査に頼るため、広範囲で分散的な被害状態の検出は困難だった
- 近年、高解像度衛星画像やLiDARデータに代表される高解像度リモートセンシングデータが登場
  - 従来と比較して効率的で高精度の被害情報の収集が可能となりつつある

## 目的

- 高解像度リモートセンシングデータであるIKONOS、LiDARデータを組み合わせ、冠雪害により倒木した箇所を検出する手法を検討すること



# 冠雪害

- 大雪のために、材木の枝や葉に付着した冠雪が肥大し、その重さで樹幹が大きく曲がり、幹折れや根返りなど致命的被害を招く（岩坪・新田，1986）
- 対象地域には、2002年1月上旬に発生



現地調査の様子  
2004年10月6日



大部分がスギの被害



# 対象地・使用データ

## □ 対象地

### ■ 岐阜県郡上市美並町

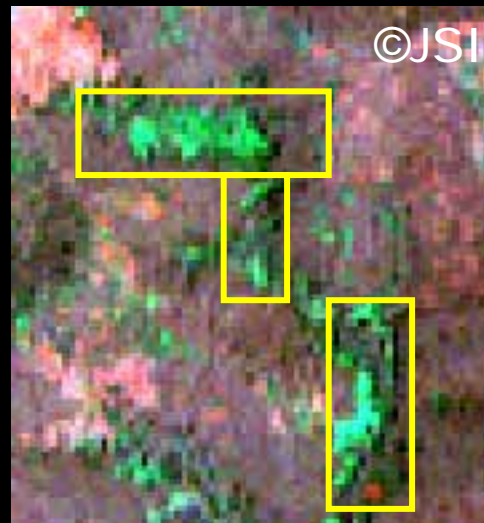


2001年9月

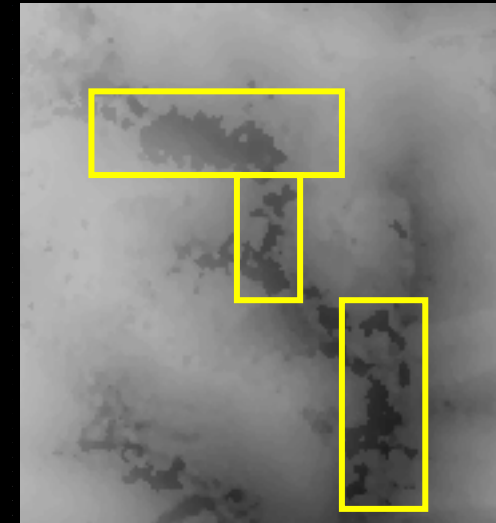


R: Band 4, G: Band 3, B: Band 2

2003年5月



LiDAR DSM



冠雪害発生箇所

2001/09  
(冠雪害発生前)

2003/05  
(冠雪害発生後)

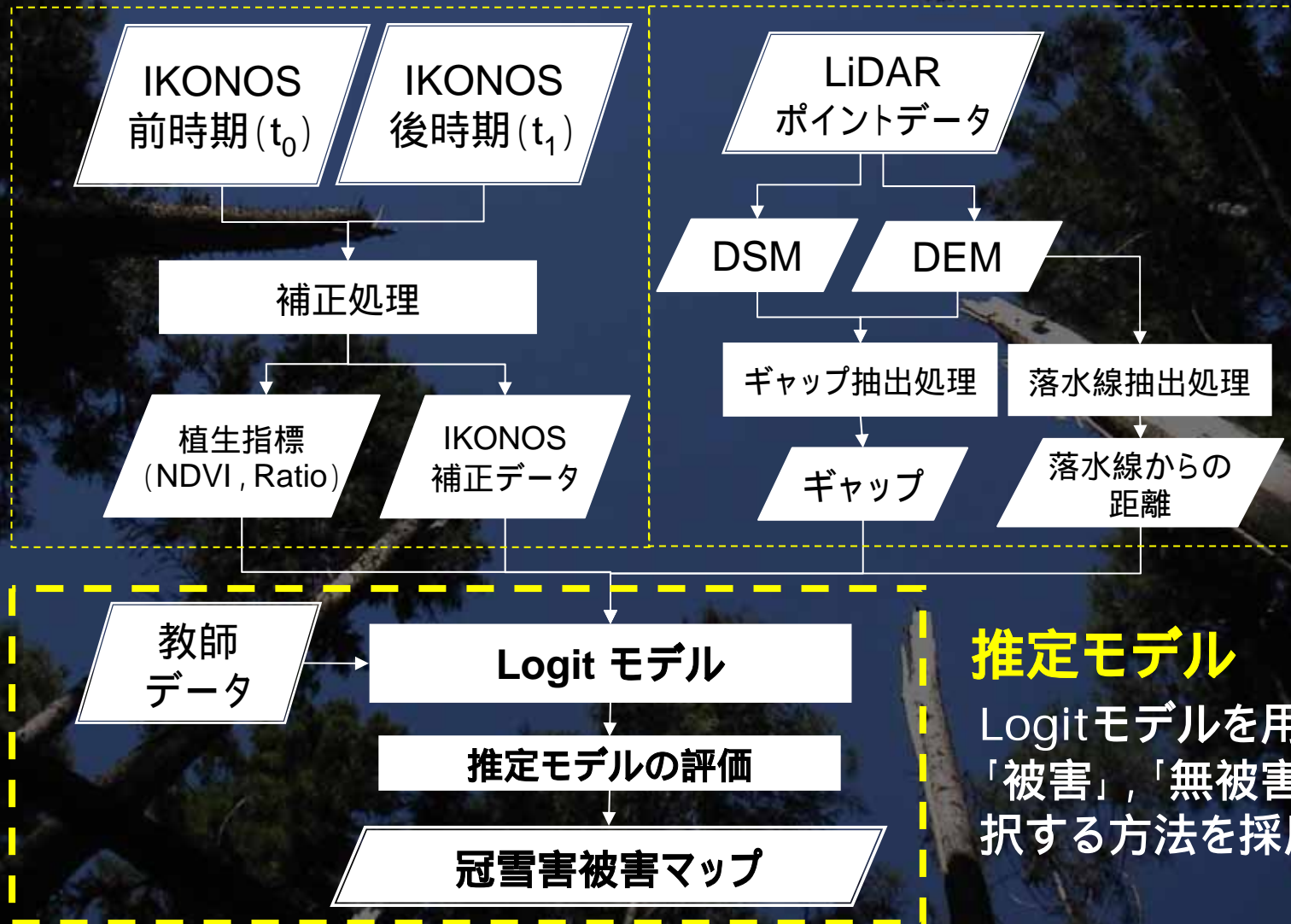
低 高

冠雪害発生後2004年取得



# 冠雪害検出の流れ

説明変数 IKONOSデータ 説明変数 LiDARデータ



## 推定モデル

Logitモデルを用いて、「被害」、「無被害」を選択する方法を採用。

# Logitモデルについて

- Logitモデルでは、その地点で観測されたデータを効用( $U$ )が最大となるように選択すると仮定する
- 観測不可能な要因は確率的に変動すると仮定する

$$U_1 = \beta_1 x_{1in} + \beta_2 x_{2in} + \dots + \beta_k x_{kin} + \varepsilon_{in}$$

- $x_{1in} \dots x_{kin}$  : 観測可能な説明変数,  $\beta_1 \dots \beta_k$  : パラメータ  
 $\varepsilon_{in}$  : 観測不可能な要因

- 倒木被害 ( $y_{in} = 1$ ) の時に確率  $P$  が以下の式で表され、 $P$  が 0.5 より大きい場合、被害と判断する

$$P(y_{in} = 1) = \frac{1}{1 + e^{-U_1}}$$

- 衛星データのような連続量だけでなく、土地利用図のような主題図もデータも加えることが可能
  - IKONOSデータとLiDARデータの組み合わせが容易



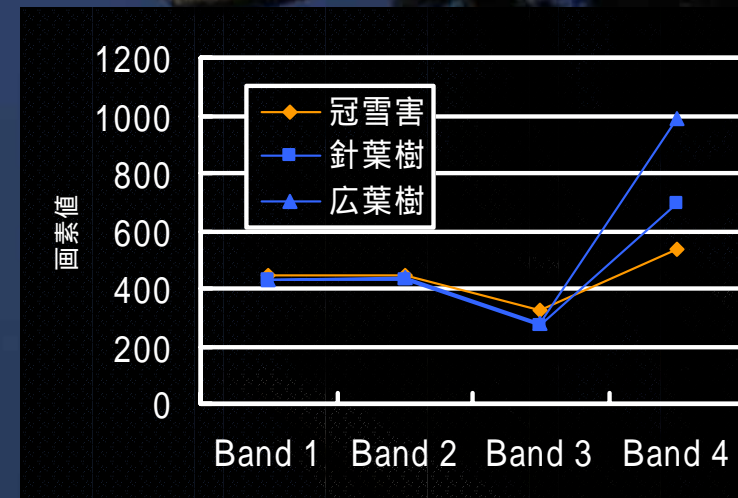
# 説明変数 IKONOS

- バンド3(可視光:赤)とバンド4(近赤外)で冠害発生箇所と森林樹冠の違いが大きかったため、バンド3とバンド4を使用

- Space Imagingが示した絶対放射量への変換式を基に、絶対放射量に変換

- 使用した説明変数

1. 絶対放射量変換済みバンド3, バンド4(前時期, 後時期)
2. 正規化植生指標(前時期, 後時期)  
$$\text{NDVI} = (\text{Band 4} - \text{Band 3}) / (\text{Band 4} + \text{Band 3})$$
3. 比演算(前時期, 後時期)  
$$\text{Ratio} = \text{Band 4} / \text{Band 3}$$



画素値のプロファイル

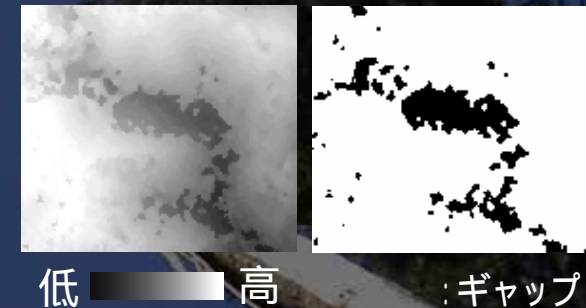
# 説明変数 LiDAR

## □ ギャップ抽出

- 倒木した箇所(ギャップ)は領域となっているため, DSM から領域分割によるギャップ抽出手法を検討

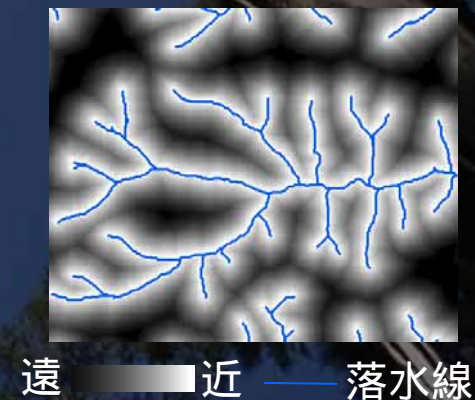
## ■ ギャップ抽出手順

1. 領域分割を実行
2. 各領域の平均高 - 平均標高  $> 3\text{m}$
3. 領域境界線の平均傾斜角度  $> 45\text{度}$



## □ 落水線からの距離

- 冠雪害を受けやすいスギは谷沿いに多く分布
- DEMから落水線抽出アルゴリズムから落水線を抽出し, 落水線から近いほど1, 遠いほど0の指標を作成





# Logitモデルの推定

- メッシュサイズはIKONOSの解像度に合わせて4mとした
- 教師データを任意の箇所切り出し、パラメータを推定した

	説明変数の組み合わせ			
	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
バンド3, 4	<ul style="list-style-type: none"> <li>□ 前時期バンド3,4</li> <li>□ 後時期バンド3,4</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>□ 前時期バンド3,4</li> <li>□ 後時期バンド3,4</li> <li>□ ギャップ</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>□ 前時期バンド3,4</li> <li>□ 後時期バンド3,4</li> <li>□ ギャップ</li> <li>□ 落水線距離</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>□ 前時期バンド3,4</li> <li>□ 後時期バンド3,4</li> <li>□ 落水線距離</li> </ul>
NDVI	<ul style="list-style-type: none"> <li>□ 前時期NDVI</li> <li>□ 後時期NDVI</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>□ 前時期NDVI</li> <li>□ 後時期NDVI</li> <li>□ ギャップ</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>□ 前時期NDVI</li> <li>□ 後時期NDVI</li> <li>□ ギャップ</li> <li>□ 落水線距離</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>□ 前時期NDVI</li> <li>□ 後時期NDVI</li> <li>□ 落水線距離</li> </ul>
Ratio	<ul style="list-style-type: none"> <li>□ 前時期Ratio</li> <li>□ 後時期Ratio</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>□ 前時期Ratio</li> <li>□ 後時期Ratio</li> <li>□ ギャップ</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>□ 前時期Ratio</li> <li>□ 後時期Ratio</li> <li>□ ギャップ</li> <li>□ 落水線距離</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>□ 前時期Ratio</li> <li>□ 後時期Ratio</li> <li>□ 落水線距離</li> </ul>



# パラメータ推定結果

バンド  
3,4

パラメータ項目	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
定数項	-0.04	-1.94 <sup>***</sup>	-8.87 <sup>***</sup>	-10.13 <sup>***</sup>
前時期 Band 3	-43.14 <sup>***</sup>	-31.84 <sup>*</sup>	-15.68	-12.01
前時期 Band 4	12.48 <sup>*</sup>	8.76	2.83	1.10
後時期 Band 3	73.67 <sup>***</sup>	59.20 <sup>***</sup>	57.07 <sup>***</sup>	67.18 <sup>***</sup>
後時期 Band 4	-30.03 <sup>***</sup>	-23.7 <sup>***</sup>	-22.35 <sup>***</sup>	-26.52 <sup>***</sup>
落水線距離			7.12 <sup>***</sup>	10.01 <sup>***</sup>
ギャップ		2.47 <sup>***</sup>	2.19 <sup>***</sup>	
Pseudo R <sup>2</sup>	0.542	0.620	0.631	0.573

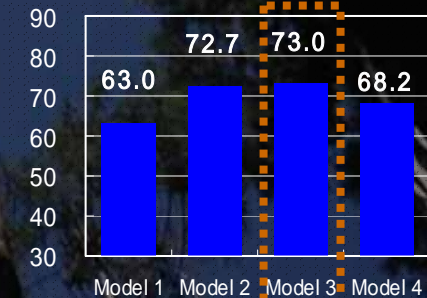
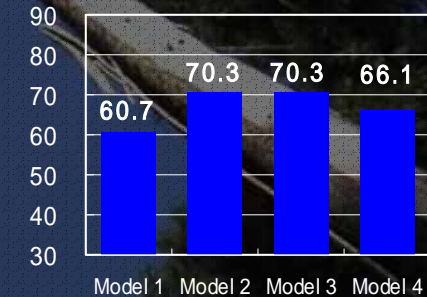
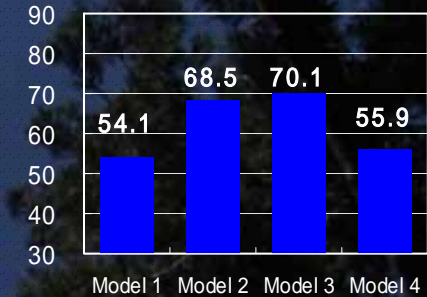
NDVI

パラメータ項目	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
定数項	-75.60 <sup>***</sup>	-62.17 <sup>***</sup>	-65.33 <sup>***</sup>	-76.72 <sup>***</sup>
前時期NDVI	-5.976 <sup>***</sup>	-5.07 <sup>***</sup>	-3.87 <sup>**</sup>	-3.74 <sup>**</sup>
後時期NDVI	49.65 <sup>**</sup>	39.74 <sup>***</sup>	38.06 <sup>***</sup>	44.34 <sup>**</sup>
落水線距離			5.74 <sup>***</sup>	8.81 <sup>**</sup>
ギャップ		2.58 <sup>***</sup>	2.23 <sup>***</sup>	
Pseudo R <sup>2</sup>	0.559	0.639	0.649	0.595

Ratio

パラメータ項目	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
定数項	-19.55 <sup>**</sup>	-17.60 <sup>**</sup>	-22.27 <sup>***</sup>	-26.23 <sup>***</sup>
前時期Ratio	-0.53 <sup>**</sup>	-0.45 <sup>***</sup>	-0.34 <sup>**</sup>	-0.33 <sup>**</sup>
後時期Ratio	8.27 <sup>***</sup>	6.74 <sup>**</sup>	6.50 <sup>**</sup>	7.52 <sup>***</sup>
落水線距離			5.44 <sup>***</sup>	8.38 <sup>***</sup>
ギャップ		2.52 <sup>***</sup>	2.20 <sup>***</sup>	
Pseudo R <sup>2</sup>	0.567	0.644	0.653	0.601

教師データ内における  
的中被害数 / 実測被害数 (%)

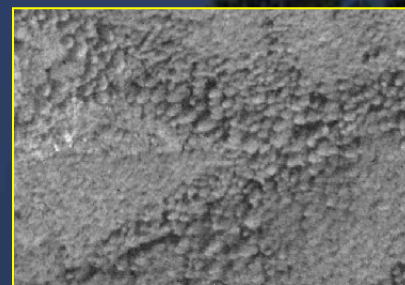


有意水準 \*\*\*0.1%水準, \*\*1%水準, \*5%水準, 10%水準



# 広域への展開結果

- 「Ratio・Model 3」を広域に展開した



1999年  
空中写真  
発生前

現地調査地点 37点  
的中地点 30点



的中率 81.1%

4年  
写真  
後



冠雪害  
検出結果

■ 冠雪害被害

広域への展開結果(背景:空中写真)

## まとめ・今後の課題

- IKONOSデータ, LiDARデータから作成されるギャップ情報, 落水線距離を説明変数として, Logitモデルを適用した冠雪害検出手法を検討した
- Ratioとギャップ情報, 落水線距離を用いたモデルが教師データによる的中率が高く, 全域に展開したところ, 現地調査地点37点中, 30点が的中した(的中率81.1%)
- IKONOSデータだけでなく, LiDARデータから得られる情報を組み合わせることで, 冠雪害の検出精度が向上することが示された
- 他の説明変数を用いたモデルの推定
- 倒木害だけでなく, 対象地域は枯損林分も多いため, 枯損林分抽出手法もあわせて検討したい