

# 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

慶大院 ○田口仁・臼田裕一郎・古谷知之・福井弘道  
岐阜県森林科学研 古川邦明

## 1. はじめに

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であった。一方、近年は高解像度衛星画像や LiDAR データに代表される高解像度のリモートセンシングデータが登場し、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。

Logit モデルをリモートセンシングに応用した事例としては、Seto and Kaufmann (2005) [1]が Landsat TM に適用しているが、本研究では 2 時期の高解像度衛星画像と LiDAR データの 2 種類のデータを組み合わせ、冠雪害による倒木被害箇所を検出する手法について検討した。

## 2. 分析の方法と手順

本研究では、Logit モデルを用いてメッシュを「被害」または「無被害」の 2 つのカテゴリに選択する方法を採用する [2]。このモデルの利点は、1) 選択確率で表現されることから理解しやすく、2) 主題図のような他の空間データをモデルに取り込める可能性があること、などが挙げられる。この Logit モデルのために、高解像度衛星画像 IKONOS と LiDAR データから得られる情報は説明変数となる。メッシュ  $n$  における被説明変数は倒木被害箇所を  $y_{in} = 1$ 、無被害箇所を  $y_{in} = 0$  とし、選択確率を  $P(y_{in})$  とする。

Logit モデルでは、その地点で観測されたデータを基に効用 ( $U$ ) が最大となるように選択すると仮定する。しかし、観測された情報が誤差等の要因から不完全なため、利用可能な選択肢の範囲やその特性の情報を十分に得られない場合があり、効用はその場所の属性によって異なる。そのため、効用関数を確率変動すると仮定し、確率変数で表現する。冠雪害が発生した場合の効用関数  $U_1$  は式(1)のように表される。

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

$x_{1in} \dots x_{kin}$  は観測可能な説明変数で、リモートセンシングデータの観測値や変換値である。 $\beta_1 \dots \beta_k$  はパラメータである。この式(1)をリモートセンシングデータで観測可能な確定項  $V_{in}$  と、観測不可能な要因により確率的に変動する確率項  $\varepsilon_{in}$  に分割する。この確率項  $\varepsilon_{in}$  は、観測不可能な要因の同時分布であることから、一般的には正規分布である。しかし、パラメータの推定が複雑であるため、確率項の正規分布と類似したガンベル分布を仮定する。次に、メッシュ  $n$  における冠雪害による被害の発生を選択する確率  $P(y_{in} = 1)$  は式(2)で表され、 $P(y_{in} = 1) > 0.5$  で被害が発生したと判断する。

$$P(y_{in} = 1) = \frac{1}{1 + e^{-U_1}} \quad (2)$$

パラメータ  $\beta$  は、最尤推定法を用いて、尤度関数を最大にすることで得られる。また、推定したモデルの当てはまりを評価するため、赤池情報量基準 (AIC) と擬似決定係数 (Pseudo  $R^2$ ) を求める。

本研究での分析の流れを Fig.1 に示す。モデルに必要なデータは次章で説明する。

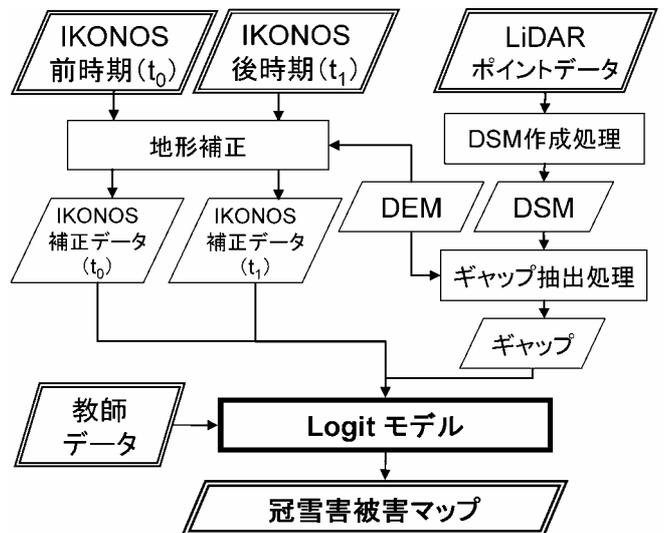


Fig.1 分析のフロー

### 3. モデルに使用するデータ

本研究では、2002年1月に冠雪害が広域に発生した岐阜県郡上市美並町を対象とした。使用するIKONOSデータは2001年9月と2003年5月の2時期で、冠雪害の被災前後で撮影されたものである。LiDARデータは2004年の春季にかけて取得されたものである。教師データはモデルのパラメータ推定のために使用する。

#### 3.1. IKONOS データ

Fig.2に2時期のIKONOSデータ(マルチスペクトル画像：解像度4m)を示し、Fig.3に2003年5月のIKONOSデータにおける、冠雪害の発生箇所、針葉樹、広葉樹の代表的な土地被覆の画素値のプロファイルを示した。冠雪害が発生した画素は針葉樹や広葉樹の画素値と比べ、バンド3(赤)の画素値が高く、バンド4(近赤外)の画素値が低い。これは植生被覆から、樹木の側面や土壌となるためである。しかし、バンド1(青)やバンド2(緑)ではクラス間の画素値の変化がみられなかった。従って、バンド3とバンド4をLogitモデルの説明変数に使用することにした。

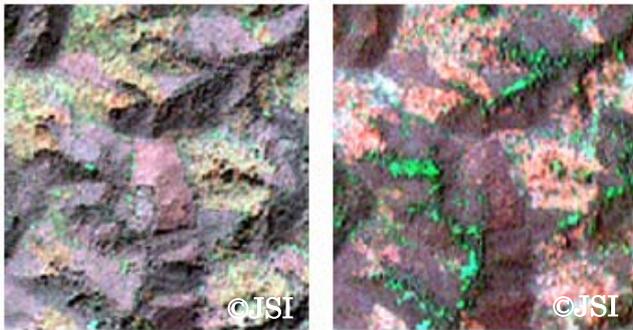


Fig.2 IKONOS データ(RGB = 432)  
(左:2001年9月, 右:2003年5月)

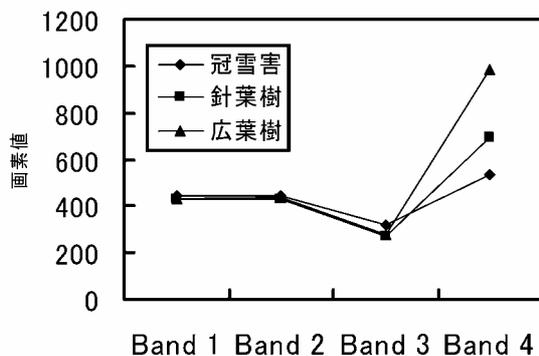


Fig.3 代表的土地被覆における画素値のプロファイル  
(2003年5月のIKONOSデータを使用)

#### 3.2. LiDAR データ

冠雪害により倒木した箇所は、Digital Surface Model(DSM)では、ギャップとして表現される。Fig.4にDSMとギャップの箇所の断面図を示した。

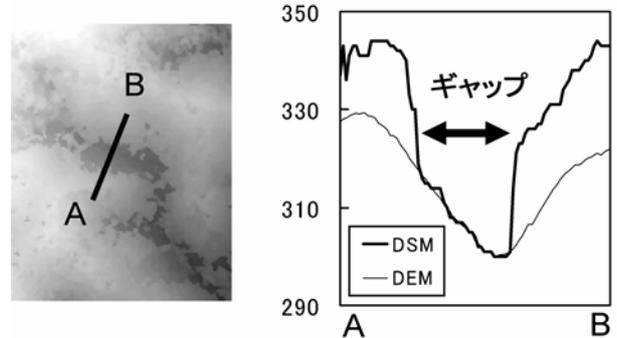


Fig.4 冠雪害発生箇所のDSM(左)と断面図(右)

ギャップとなる箇所をLiDARデータから作成されるDSMから抽出し、Logitモデルの説明変数とする。DSMのメッシュサイズは1mとし、そのメッシュに入るポイントパルスの最大値をDSMの値とする。ポイントパルスの入らなかったメッシュはMedianフィルターを施すことで値を格納させた。

次に、ギャップの抽出処理を行う。ギャップを抽出した既往事例としては、Koukoulas and Blackburn(2004)<sup>[3]</sup>が、LiDARデータから作成した樹高モデルの傾斜角を求め、閾値を超える箇所を境界としてギャップ抽出を行った。本研究では、ギャップは領域であることに着目し、領域分割の手法を適用してギャップを抽出する手法を検討した。

領域分割は、Baat and Schape(2000)<sup>[4]</sup>が提案している領域成長法を適用した。領域成長法では、互いに接する領域同士の濃淡レベルを計算し、その差があらかじめ設定した閾値以下であれば領域同士を併合するという動作を繰り返し、領域を拡大していく。この閾値はScale Parameterと呼ばれている。領域内における高さの幅の平均値が10mを下回る閾値6をパラメータとした。次に、各領域の平均の高さを求め、あらかじめ作成した詳細なDEMデータとの高さの差を求める。倒木することの高さを考慮し、3mより低い領域をギャップとして抽出した。結果の一部をFig.5に示す。ギャップとなった箇所を1とした2値化データを作成し、Logitモデルに組み込むことにした。

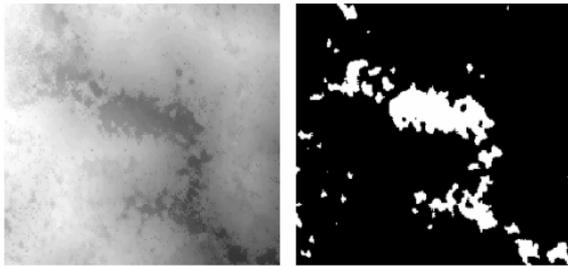


Fig.5 ギャップ抽出結果(左:DSM, 右:抽出結果)

### 3.3. 教師データ

Logit モデルのパラメータを推定するために、教師データを作成した。教師データは現地調査の結果等をもとに、IKONOS マルチスペクトル画像の解像度である 4m のメッシュとして整備した。教師データ全体のメッシュ数は、75×83 の 6225 メッシュで、その中に冠雪害の発生箇所は 218 メッシュ存在した。

## 4. 結果

### 4.1. モデル推定結果

パラメータ推定結果と検証データによる的中率を Table.1 に示す。今回、モデル推定に使用するデータの有無が与える影響を比較するため、いくつかのモデルを想定した。モデル 0 は、全てのデータを使用したモデルである。しかし、2001 年のバンド 3 が 10%水準でも有意ではなかった。そのため、モデル 1 に 2001 年バンド 3 を含めないモデルを設けた。モデル 2 はギャップ抽出結果を用いず、IKONOS データのみで検出する場合のモデルとした。また、モデル 3 は被災前のデータが存在しない場合で、被災後である 2003 年バンド 3, 4 とギャップ抽出結果によるモデルとした。他にも、被災前の IKONOS データとギャップ抽出結果によるモデルと、ギャップ抽出結果のみのモデルを想定してパラメータを推定した。しかし、共に選択確率が 50%を超えるメッシュが存在せず、モデルとしては不適合であった。

### 4.2. 考察

推定パラメータは、4 つのモデルが共に 2003 年バンド 3 のパラメータは正の値、バンド 4 は負の値となり、常識的な結果となった。また、ギャップ抽出のパラメータは正の値で、常識的な結果を得た。しかし、2001 年のバンド 3, 4 のパラメータは常識的ではない場合があった。

モデル間の比較では、IKONOS データのみで推定

Table.1 パラメータ推定結果

	モデル 0	モデル 1	モデル 2	モデル 3
定数項	-37.2540 (-11.13 ***)	-35.9983 (-11.40 ***)	-23.9590 (-11.42 ***)	-35.2414 (-11.34 ***)
2001 年 バンド 3	0.01461 (-1.2)		-0.01874 (-1.856 ·)	
2001 年 バンド 4	-0.00362 (-2.324 *)	-0.00212 (-2.292*)	-0.00283 (-2.073 *)	
2003 年 バンド 3	0.13924 (11.66 ***)	0.13880 (11.64 ***)	0.13739 (16.36 ***)	0.13413 (11.54 ***)
2003 年 バンド 4	-0.01355 (-7.847 ***)	-0.01344 (-7.79 ***)	-0.02172 (-14.97 ***)	-0.01423 (-8.40 ***)
LiDAR (ギャップ)	6.17601 (-10.74 ***)	6.09029 (10.77 ***)		6.16221 (10.94 ***)
AIC	587.65	587.02	1046.5	590.32
Pseudo R <sup>2</sup>	0.6953	0.6946	0.4515	0.6918
冠雪害に対する 被害選択 被害実測	58.71%	58.25%	32.57%	58.71%
冠雪害に対する 被害誤選択 被害実測	41.28%	41.74%	67.43%	41.28%
全体的中率	98.07%	98.05%	97.22%	98.02%

※ ( ) は z 値

※ \*\*\*0.1%水準で有意, \*\*1%水準で有意, \*5%水準で有意, ·10%水準で有意

したモデル 2 は、他のモデルと比較して Pseudo R<sup>2</sup> が最も低かった。また、的中率は低く、実測被害中の選択結果の割合は 32%程度で他のモデルの割合と比較しても低い結果となった。一方、モデル 0, 1, 3 は Pseudo R<sup>2</sup> がほぼ同じ値となった。的中率や実測被害中の選択結果の割合は、58%でほぼ同じ精度が得られた。

被災前の 2001 年のデータを含めたモデル 0, 1 と、被災前のデータを含めないモデル 3 は、的中率や Pseudo R<sup>2</sup> に違いがみられなかった。この原因としては、教師データの領域において 2003 年のバンド 3 の画素値が高く、バンド 4 の画素値が低い箇所は、ギャップとなっている場合がほとんどであるため、1 時期で十分に検出可能であったことが考えられる。そのため、2001 年のバンド 3, 4 のパラメータは常識的ではなかった可能性が高い。

以上の考察から、冠雪害の検出精度を向上させるためには被災後の IKONOS データと、LiDAR データによるギャップ抽出結果が不可欠だといえる。また、被災前の IKONOS データを用いることで、検出精度の高いモデルを推定できる可能性はある。そのためにも、教師データの設定は慎重に行う必要があり、今後の課題としたい。

#### 4.3. 広域への展開

前節で推定したモデルを広域に展開させた。モデル 1 のケースで 2km 四方の範囲を対象とし、冠雪害による倒木域の検出を行った。冠雪害被害マップを Fig.6 に示し、Fig.7 に拡大した図も示した。



Fig.6 冠雪害被害マップ(白い画素)

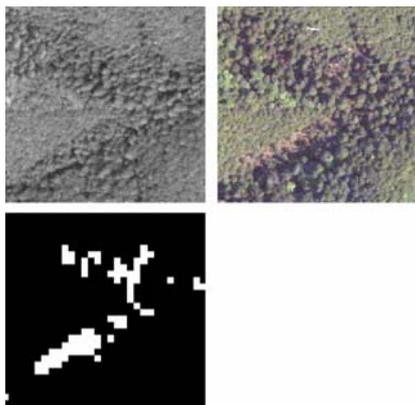


Fig.7 検出結果の例 (左上:1999 年空中写真, 右上: 2004 年空中写真, 左下:検出結果)

2004 年秋季にかけて現地調査を行い、GPS で被害発生箇所の地理座標を分析対象地域内で 42 点取得した。GPS での位置取得地点について、オルソ空中写真で位置を補正し、検証用データを新たに作成した。この検証用データとモデル 1 による冠雪害検

出結果を重ね合わせた結果、71.4%(42 地点中 30 点)が冠雪害による倒木域としての的中した。

#### 5. まとめと今後の課題

本研究では、冠雪害発生前後 2 時期の IKONOS データと LiDAR データから抽出したギャップ抽出結果を用いて、離散型選択モデルである Logit モデルを適用し、冠雪害で倒木した箇所を検出する手法を検討した。その結果、2 時期の IKONOS 画像のみでなく、LiDAR データから得られたギャップ情報を併用すると、検出精度が向上する可能性が示された。また、今後の課題として、以下の 4 点が挙げられる。

- ① Logit モデルに適用する前のリモートセンシングデータの処理手法の有効性の検証や、新たな処理手法の検討を行う必要がある。
- ② 隣接するメッシュの関係性や、地形要因を考慮したモデルの推定手法について検討する。
- ③ 教師データを改善させ、パラメータ推定の精度を向上させる。
- ④ 既存の検出方法との比較から、本研究で検討した手法の有効性について明らかにする。

本研究は、慶應義塾大学 SFC 研究所ジオインフォマティクスラボと岐阜県森林科学研究所との共同研究「高解像度リモートセンシングと森林 GIS による森林管理システムの開発」の一環として行われたものである。

#### 参考文献

- [1] K.C. Seto and R.K. Kaufmann (2005): Using logit model to classify land cover and land-cover change from Landsat Thematic Mapper, International Journal of Remote Sensing, Vol.26, No.3, pp.563-577.
- [2] 土木学会 土木計画学研究委員会編(1997):非集計行動モデルの理論と実際, 社団法人土木学会, 240p.
- [3] S. Koukoulas and G.A. Blackburn (2004): Quantifying the spatial properties of forest canopy gaps using LiDAR imagery and GIS, International Journal of Remote Sensing, Vol.25, No.15, pp.3049-3071.
- [4] M. Baatz & A. Schape (2000): Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: Strobl, J. & Blaschke, T. (Eds.): Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII, Wichmann-Verlag, Heidelberg, pp. 12 - 23.