

論文

高解像度衛星画像と LiDAR データの統合処理による森林被害検出

田口 仁*¹・臼田裕一郎*²・福井弘道*³・古川邦明*⁴

Integration of High Resolution Satellite Imagery and LiDAR Data for Forest Damage Detection

Hitoshi TAGUCHI*¹, Yuichiro USUDA*², Hiromichi FUKUI*³ and Kuniaki FURUKAWA*⁴

Abstract

Fallen (i.e. snow damage and wind thrown) and withering (i.e. disease and insects) of trees in abandoned forests are one of the major problems in forestry. However the current investigation method relies on a ground survey, which is difficult to grasp the conditions extensively. Recently, usage of high spatial resolution satellite imagery and LiDAR (Light Detection And Ranging) data are anticipated as an effective solution for the forest monitoring. High resolution satellite imagery is effective for detecting withered and fallen damage, although this data has a difficulty in distinguishing between withered and fallen damage. Digital Surface Model (DSM) and Digital Elevation Model (DEM) which are made from LiDAR data are effective for detecting fallen damage, although this data has a difficulty in detecting withered damage. In the developing method, integration of high resolution satellite imagery and LiDAR data were utilized to detect two types of damage separately at same time. Multinomial Logit Model (MLM) was utilized for integrated processing. Red, NIR channel and gap areas detected by DSM and DEM were dependent variables for MLM. This method was examined on the IKONOS Multispectral Imagery and LiDAR data in the test area. Accuracy assessments were conducted from the aspect of omission (User's accuracy) and commission (Producer's accuracy). In withered damage detection, 78% and 74% of pixels were correctly detected, respectively. In fallen damage detection, 82% and 84% of pixels were correctly detected, respectively. From these results, this method was demonstrated that integration of two data can detect fallen and withering damage in high accuracy.

Keywords : high resolution satellite imagery, LiDAR data, fallen damage, withered tree, integration

1. はじめに

日本における森林の管理は、近年は担い手不足や木材価値の低下から、管理の放棄された林分が増えている。そのため、通常の生態系にみられる範囲を超える衰退や枯死といった森林被害¹⁾に対し、脆弱な林分の増加が問題となっている。森林被害が発生した場合、復旧及び保護作業や森林保険の適用等のため、被害箇所の面積や状況を正確に把握する必要がある。現状では行政機関を中心に現地踏査による被害箇所の把握が行われている。しかし、現地踏査のみでは広範囲かつ網羅的に被害箇所の把握を行うことは困難である。

近年、空間解像度が数メートルの高解像度リモートセンシングデータが登場し、森林分野で利用が活発に行われている。中でも、高解像度衛星画像と LiDAR データ (Light Detection And Ranging) の 2 種類のデータに注目が集まっている。高解像度衛星画像では、樹種分類を行った事例²⁾や、単木判読を行った事例³⁾などが挙げられる。高精度に高さ情報を取得できる LiDAR データでは、Digital Surface Model (以下、DSM) を作成し、樹高や粗密度の推定する事例⁴⁾などが挙げられる。これらの高解像度リモートセンシングデータは、森林資源量の把握だけでなく、森林被害を把握する一手段としても活用できる可能性がある。

筆者らは、既にこれら 2 つの高解像度リモートセンシングデータを用いて、冠雪害により倒木した林分の検出手法

(2006. 8. 21 受付, 2007. 1. 24 改訂受理)

*1 東京大学生産技術研究所

〒153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1

*2 独立行政法人防災科学技術研究所

〒305-0006 茨城県つくば市天王台 3-1

*3 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科

〒252-8520 神奈川県藤沢市遠藤 5322

*4 岐阜県森林研究所

〒501-3714 岐阜県美濃市曾代 1128-1

*1 Institute of Industrial Science, University of Tokyo, 4-6-1 Komaba, Meguro, Tokyo 153-8505, Japan

*2 National Research Institute for Earth Science and Disaster Prevention, 3-1 Tennodai, Tsukuba, Ibaraki 305-0006, Japan

*3 Keio University, Graduate School of Media and Governance, 5322 Endo, Fujisawa, Kanagawa 252-8520, Japan

*4 Gifu Prefectural Research Institute for Forests, 1128-1 Sodai, Mino, Gifu 501-3714, Japan

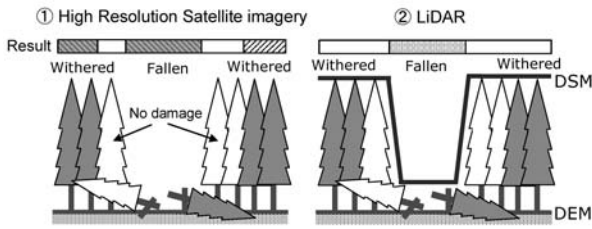


Fig. 1 Forest damage categories which can be detected by ① high resolution satellite imagery and ② LiDAR data.

Table 1 Forest damage categories which can be detected by ① high resolution satellite imagery, ② LiDAR and ③ Integration of ① and ②.

	Withered	Fallen	No damage
① High resolution satellite imagery	●	●	●
② LiDAR	●	●	●
③ Integration of ① and ②	●	●	●

を開発している⁵⁾。これをさらに、日本全体の森林被害の問題という視点で捉えた場合、主たる要因は次に示す2種類の被害に分類することが可能である。それは、適切に間伐がされない人工林において、形状比が高い樹木が多く、倒木被害が発生しやすい問題と、病虫害による松枯れやナラ類の集団枯損の拡大や、気象害による立ち枯れ被害などの枯損被害の問題である。このように、日本の森林被害は、倒木被害と枯損被害と捉えることができ、森林被害の種類によっては、適用される対策や法律、保険が異なる。そのため、異なる被害の形態である枯損被害と倒木被害の両方を、分離して検出する手法開発が必要である。

そこで本研究では、森林被害を枯損被害と倒木被害として捉え、高解像度衛星画像と LiDAR データを使用して、2種類の被害を分離して検出する手法の検討を行うことにした。

2. 検出手法の検討

森林被害検出に対して高解像度衛星画像を用いた事例としては、病虫害による枯損被害を検出した事例⁶⁾や、風による倒木被害の検出を行った事例⁷⁾があり、高解像度衛星画像が枯損及び倒木被害の検出に有効なことが明らかとなっている。しかし、高解像度衛星画像の場合、枯損することによって葉が赤色系の反射が強まること、倒木によって土壌等の反射特性から赤色系の反射が強まることで、森林被害の発生を把握することはできるが、枯損被害と倒木被害の明確な分離は困難である。

一方、LiDAR データは、Digital Elevation Model (以下、DEM) と樹冠形状を表す DSM を用いて、表面形状が凹となるギャップを抽出することで、倒木した箇所が特定できる⁸⁾。しかし、枯損被害の場合はギャップ抽出データから

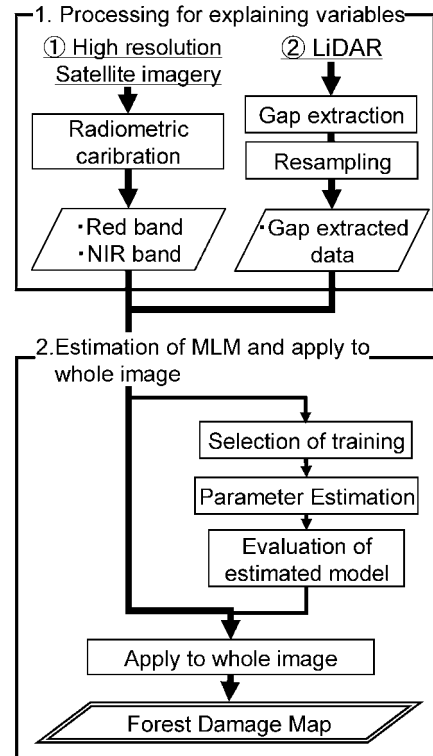


Fig. 2 Flow chart for forest damage detection.

被害箇所を特定することは困難である。

以上の検討を基に、2つのデータで検出可能な被害を模式的に示したのが、Fig. 1 である。そして、この短所と長所を重ね合わせたのが、Table 1 である。高解像度衛星画像(①)と LiDAR (②) データを重ねあわせ、統合処理(③)を行うことで、それぞれの短所を補い、枯損被害と倒木被害の分離した検出が可能となる。

3. 被害検出の流れ

以上の検討を基に、本研究では、1) 明らかに被害である箇所から教師データを作成し、2) 高解像度衛星画像と LiDAR データを統合処理が可能な統計モデルを構築し、3) これを画像全体に適用し、枯損被害、倒木被害、無被害という3カテゴリの分類を行うことで、被害検出結果を得るアプローチを行うことにした。Fig. 2 に本研究での被害検出の流れを示す。被害検出結果を得るまでの段階としては、観測データを基に対象森林域を枯損被害、倒木被害、無被害の3カテゴリで分類するための説明変数の作成と、Multinomial Logit Model (以下、MLM) による被害検出モデルの構築と画像全体への適用の2段階に分かれる。

3.1 観測データから説明変数作成

高解像度衛星画像と LiDAR データから、それぞれ MLM の説明変数となるデータを作成する。高解像度衛星画像からは、枯損による葉の色の変化や倒木することによる土壌や幹などの露出から、赤色波長帯のバンドの輝度値に大き

く影響があることが考えられるため、これを説明変数として採用する。また、枯損することによる活性度の低下や、上空から見た地表面が樹冠から幹や土壌に変化することによって、近赤外の波長帯における反射が低下することが考えられるため、近赤外のバンドの輝度値も説明変数として採用する。

一方、LiDAR データからは、フィルタリング処理で作成した DSM と DEM を用いて、ギャップ抽出データを作成する。抽出手法は、倒木することによって樹冠と倒木域の境界部において、高さの変化が大きくなり、DSM の傾斜が大きくなる特徴を考慮した筆者らの手法⁸⁾を採用する。このデータは、ギャップの画素値を 1 とし、他を 0 とした 2 値化データである。また、高解像度衛星画像の解像度に合わせるため、最近隣法を用いてリサンプリングを行う。

3.2 MLM による被害検出モデルの構築と画像全体への適用

MLM は、カテゴリのような質的データへの判別手法である離散選択モデルの 1 つである。筆者らが冠雪害の検出⁵⁾に用いた、2 群のみに対応する Logit Model と比較すると、今回使用する MLM は 3 群以上に適用可能なモデルである。さらに、MLM のような離散選択モデルは、2 値化されたデータをダミー変数として取り込むことが可能である。また、観測誤差等の不確実性を考慮し、カテゴリの選択が確率で表現されることから、結果を直感的に理解できる方法である。リモートセンシングデータへの適用については、Seto and Kaufmann⁹⁾が実際に衛星画像に適用し、最尤法と同程度の精度があることが報告されており、適用可能であることが示されている。

MLM では、観測データからカテゴリごとに効用 (U) が求められ、最大効用のカテゴリへ選択されると仮定する。従って、リモートセンシングデータから各画素でカテゴリごとの効用が計算され、ロジット変換によって選択確率が 1 から 0 の間で求められ、最大確率のカテゴリへ選択される。被説明変数のカテゴリ i を、画素 n におけるカテゴリ i の効用 (U_{in}) は、以下に示す式 (1) で求められる。

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

k は説明変数の数を表しており $x_{1in} \dots x_{kin}$ は観測データである。 $\beta_1 \dots \beta_k$ は効用を求めるために推定されるパラメータで、教師データを利用して最尤推定法によって求められる。また、式 (1) は、観測データで表現可能な確定項 (V_{in}) と、確率的に変動する誤差項 (ε_{in}) に分けることができる。この確定項 (V_{in}) は、観測データとパラメータを乗じた項の和である。誤差項 (ε_{in}) は観測不可能な要因を表しており、正規分布に近いガンベル分布になると仮定する。そして、画素 n におけるカテゴリ i への選択確率 P_{in} は効用の確定項から、式 (2) によって求められる。

$$P_{in} = \frac{e^{V_{in}}}{e^{V_{0n}} + e^{V_{1n}} + \dots + e^{V_{in}}} \quad (2)$$

それぞれの画素は、カテゴリごとに求められる効用から確率 P_{in} を求め、最も確率の高いカテゴリへ選択される。

本手法では、カテゴリを無被害 ($i=0$)、倒木被害 ($i=1$)、枯損被害 ($i=2$) と設定する。また、説明変数としては、ギャップ抽出データ、高解像度衛星画像の赤色系バンドの輝度値、近赤外系バンドの輝度値を使用するため、 $k=3$ である。誤差項を表す (ε_{in}) は、大気の状態やセンサの状態など、データとして提供されるまでに観測不可能な様々な要因が、確率的に影響すると仮定する。

選定された教師データを基に MLM で推定されたモデルは、説明変数の有効性を評価するため、カテゴリで説明変数項目ごとの Wald 統計量のカイ 2 乗値を求め、検定することで評価する。また、疑似決定係数 R^2 で当てはまりを評価する。そして、教師データ自身の検出精度を求める。これらの評価を踏まえた上で、画像全体へ適用する。

本手法は、Fig. 1 に示したように、無被害、枯損被害、倒木被害の 3 つの形態をカテゴリとし、被害検出を行っている。しかし、被害が発生していないにもかかわらず、林床が見えている場合や、使用するリモートセンシングデータの空間解像度よりも小規模な被害の場合、誤検出や未検出が発生する可能性がある。このような場合、リモートセンシングデータのみで除去するのは困難であり、他のデータを参照して除外するなどの処理が必要である。従って、除外が困難な場合、検出結果には未検出や誤検出が含まれる可能性があることを考慮する必要がある。

4. 対象地と使用データ

対象地は岐阜県郡上市美並町周辺の森林域で、南北 3,000 m、東西 2,600 m の領域とした。この地域では、2002 年 1 月上旬に広範囲に冠雪害による倒木被害が発生したエリアである¹¹⁾。また、松枯れによる枯損が各所に混在していることを現地調査で確認している。

説明変数を作成するための高解像度衛星画像としては、2003 年 5 月下旬に撮影された IKONOS マルチスペクトル画像 (解像度 4 m、以下 IKONOS 画像) を使用した。この画像は、地形データを基にオルソ補正がなされており、水平誤差は 1 画素程度である。赤色の波長帯としてバンド 3、近赤外の波長帯としてバンド 4 をそれぞれ使用し、Space Imaging 社の示した変換式^{*1)}によって、DN 値から絶対放射輝度に変換した。これまでの研究で、地形の斜面方位によって輝度値が異なることによる補正の必要性が指摘されている¹²⁾。しかし、今回使用したデータは 5 月下旬に撮影されており太陽高度角は高く、目視では斜面方位によって輝度値が異なることが確認できなかった。また、後に示す検出結果が、斜面方位によって結果が異なることが確認で

*1) Space Imaging, 2001. Space Imaging Document "IKONOS relative spectral response and radiometric calibration coefficients" <http://www.spaceimaging.com/products/ikonos/spectral.htm> (accessed 21 Jan. 2007)

Table 2 Specifications of LiDAR data.

Specification	Value
Instrument	RAMS (EnerQuest Systems)
Altitude	2100m
Scan angle	22°
Scan rate	15000Hz or 24000Hz
Positional Accuracy (Nominal)	Horizontal±30cm Vertical±15cm

※ In this study area, two planes observed.

きなかったため、IKONOS 画像に対して斜面方位による輝度補正は行わなかった。

LiDAR データは、2004 年春季から夏季にかけて岐阜全県で取得されたデータを使用した。LiDAR データの観測仕様を Table 2 に示す。このデータから、フィルタリング処理を行って、メッシュサイズが 1m の DSM を作成した。なお、DEM はこの LiDAR データを使用して作成された岐阜全県所有のデータがあり、これを使用した。この DEM の精度は、渡辺ら¹⁰⁾によって検証が行われ、標高精度は県が定めた±1.7m 以内となっており、十分な精度を保持していると判断した。

また、本研究で検討した手法の評価のための検証用データとしては、2004 年 8 月に撮影されたカラー空中写真を用いた。検証データの作成方法と評価方法については、5.3 にて述べることにする。

本手法で森林被害を検出する場合、理想的には IKONOS 画像と LiDAR データが同時期に撮影されることが望ましいが、現実的には、今回使用したデータのように、撮影及び取得時期に差が生じることがある。今回は、IKONOS 画像の撮影時期と LiDAR データの取得時期の間において、新たな倒木被害は発生しておらず、また、皆伐等の施業がなされていないことも現地調査から確認している。したがって、LiDAR データが 1 年後に取得されたデータを使用しても、問題はないと判断した。次に、検証に使用する空中写真の時期についても検討を行った。この空中写真は 2004 年 8 月に撮影されており、倒木被害の発生から 2 年 7 ヶ月経過している。一方、枯損被害は IKONOS 画像が撮影された 2003 年 5 月から 1 年 3 ヶ月経過しており、その間に被害が拡大している可能性がある。倒木被害については、空中写真の撮影直後の 2004 年 9 月に現地調査を行っており、ほとんどの被害林分は処理されておらず、空中写真から判読可能であった。また、枯損被害は、IKONOS 画像と空中写真を重ね合わせて判読した結果、枯損の拡大が対象地内で数箇所程度、確認された。そのため、倒木被害については、空中写真の判読結果をそのまま検証データとして用いることは問題ないと判断した。一方、枯損被害については、被害域の拡大が影響しないために、検証データの作成後、IKONOS 画像と空中写真を重ね合わせ、新たに発生した枯損被害を含まないよう、確認を行うことにした。

Fig. 3 には、テストエリアの外観を示す。なお、これらのデータは、林小班のポリゴンデータを使用し、マスキング処理によって森林域のみを抽出した。

5. 検出結果と評価

5.1 被害検出モデルの構築と評価

まず、画像上から、それぞれの被害がまとめて発生した箇所を抽出し、2004 年 8 月に撮影された空中写真を参考に教師データを作成した。Fig. 3 には教師データを取得した箇所を示した。なお、教師データを取得した箇所は、無被害が含まれるようにエリアを選定している。

次に、取得した教師データからパラメータの推定を行った。Table 3 に推定結果を示す。枯損被害と倒木被害の両方でバンド 3 に乗ずるパラメータが正となっており、被害箇所において赤色系の反射が強まることに一致している。また、ギャップに乗ずるパラメータが正となっており、倒木被害による DSM への影響がパラメータに反映されていることがわかる。なお、Wald 統計量は全てのパラメータにおいて、0.01% 水準で有意となっており、また、擬似決定係数は 0.812 となっていることから、適合度の高いモデルを推定できたと判断した。

次に、Table 4 に教師データ自身の検出精度の検証結果を示す。表によると、枯損被害と倒木被害の的中率は 7 割前後だった。次に、教師データと推定結果を Fig. 4 に示した。比較すると、被害域の中心付近では高い確率で的中していることが確認できるが、無被害と被害の境界部で未検出や誤検出が発生している。これは、境界部では 1 画素内に被害と無被害が混在し、ミクセルとなってしまうことが原因である。特に、倒木の被害域に隣接した画素では、枯損被害と判別された画素が存在する傾向があった。これはギャップ抽出データを 4m の解像度へ最近隣法でリサンプリングし、倒木被害のミクセルを考慮しなかったことが原因である。そのため、倒木被害が画素内に存在するものの、ギャップ抽出データでは 0 である場合、倒木被害による赤色の反射が影響し、枯損被害と誤判別されたと考えられる。また、ミクセル以外の要因としては、IKONOS 画像の水平誤差を考慮すると、レジストレーションのずれが影響する可能性がある。さらに、使用した IKONOS 画像は、オフナディア角による倒れ込みの影響も含まれている可能性がある。したがって、ミクセルが要因となる場合と同様に、境界部において 1 画素程度のエラーが発生した可能性がある。本手法では、ピュアピクセルの検出を重視するため、倒木被害と判別された画素に隣接する枯損被害は、上記要因によるエラーとして無被害とし、誤判別の発生した画素を除去することにした。

以上の考察から、推定した統計モデルは被害箇所の中心付近は確実に的中していることから、このモデルと誤判別の除去手法を画像全体に適用することにした。

5.2 検出結果

画像全体に適用した結果を Fig. 5 に示す。図より、枯損被害と倒木被害が画像全体に広く検出されていることが確認できる。この中から検出結果を拡大し、詳細に示すこと

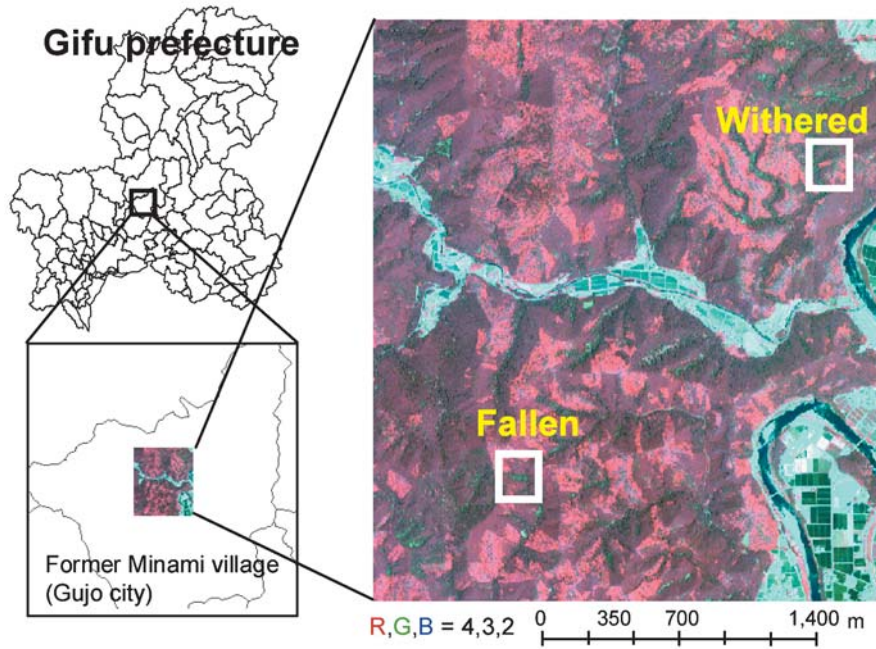


Fig. 3 Test site and IKONOS imagery.

Table 3 Estimated parameters.

	Intercept	Band 3	Band 4	Gap
Withered	-68.303	303.070	-31.103	-4.346
(Wald statistics)	(384.7*)	(442.8*)	(361.4*)	(15.41*)
Fallen	-49.514	240.399	-32.915	2.355
(Wald statistics)	(155.2*)	(223.9*)	(238.3*)	(48.8*)

* 0.01% significance level

Table 4 Accuracy assessment of training data.

		Choice Result			Sum	Accuracy
		Withered	Fallen	No damage		
Training data	Withered	283	1	94	378	74.8%
	Fallen	36	132	48	216	61.1%
	No damage	54	13	2595	2662	97.5%
	Sum	373	146	2737	3256	

にする。

Fig. 6 には、空中写真（右上）で枯損被害と倒木被害の両方が、広い面積で発生していることが確認できる箇所を示した。IKONOS のカラー合成画像（左下）では、枯損被害と倒木被害の判別は難しい。しかし、ギャップ抽出データ（右下）では明確に倒木箇所が現れている。そのため、この2つのデータを統合処理した本手法による検出結果（左上）では、明確に分離されて検出されていることが確認できる。

次に、2つのデータを統合処理した有効性について、示していくことにする。Fig. 7で黄色い円で囲んだ箇所は、ギャップ抽出データ（右下）では、倒木被害として検出されている。しかし、空中写真（右上）によると、樹高の低い林分となっている。この箇所は、IKONOS 画像（左下）では健全な樹冠の反射であることから、本手法の検出結果

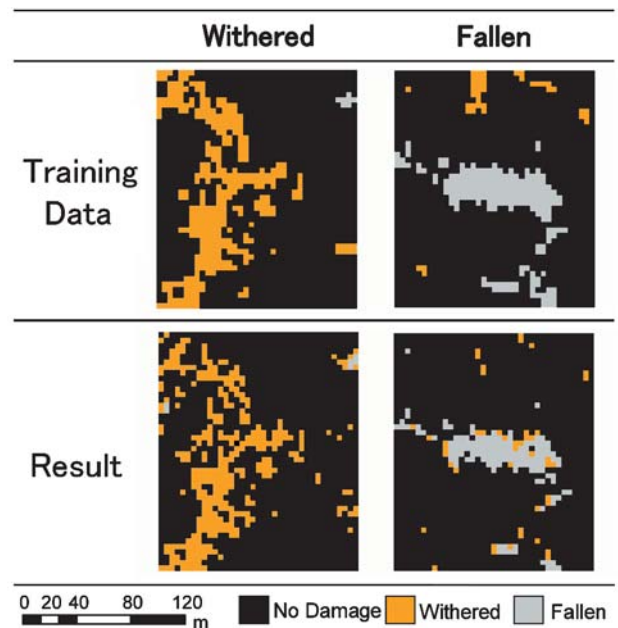


Fig. 4 Comparison of training data and results.

では無被害となっている。つまり、統合処理したことで誤検出を抑制できることが示された。

次に、統合処理を行ったことの有効性を説明するために、Fig. 8には倒木被害が広い面積で発生した箇所について、IKONOS 画像のみを説明変数として同じ教師データからMLMを構築して検出し（左）、本手法による検出結果（右）と比較した。その結果、IKONOS 画像のみで検出した結果では、中心部では倒木被害と枯損被害が混在してしまっている。これは先述したように、両方の被害とも赤色

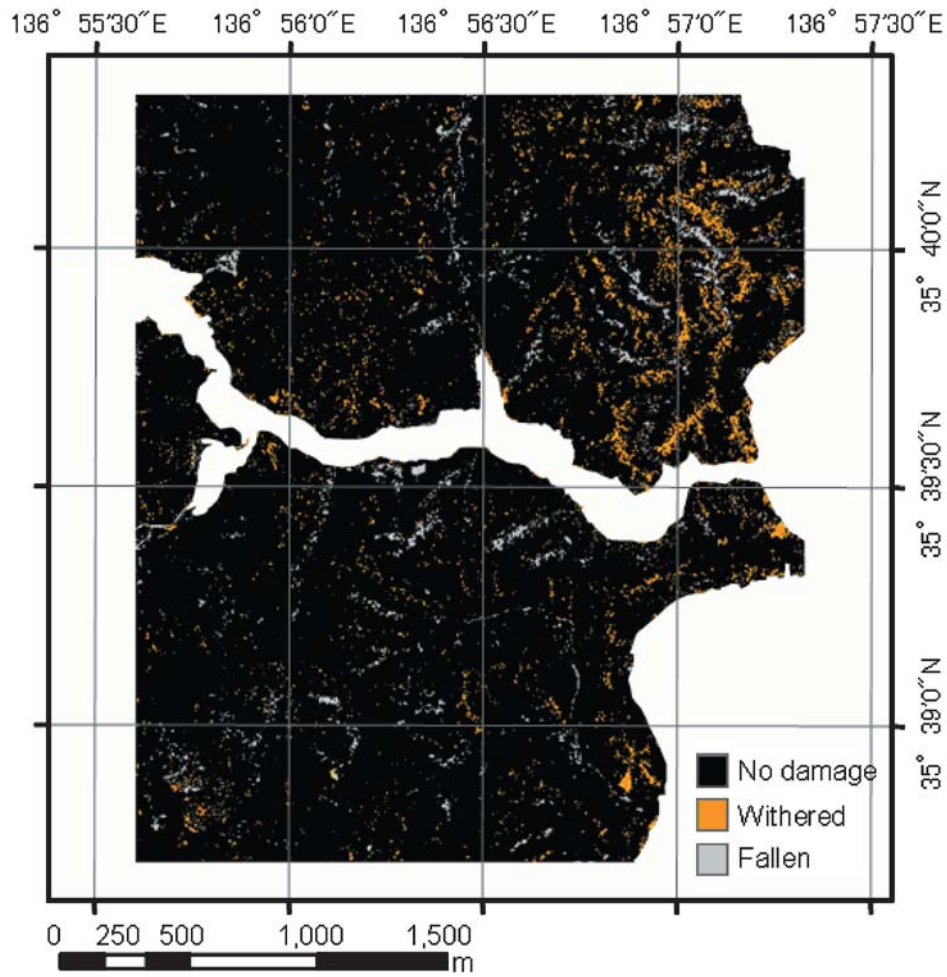


Fig. 5 Result of the test site.

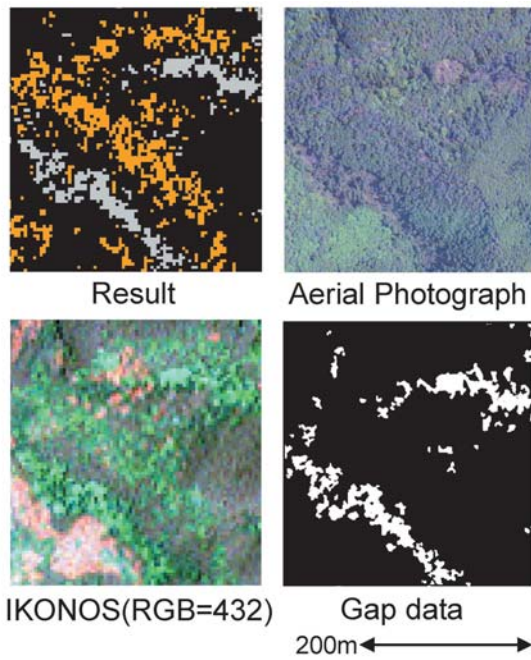


Fig. 6 Comparison of a result and other data. Result of this study (top left), Aerial Photograph (top right), IKONOS (bottom left) and gap data (bottom right). Legend of the result (top left) is same as Fig.5.

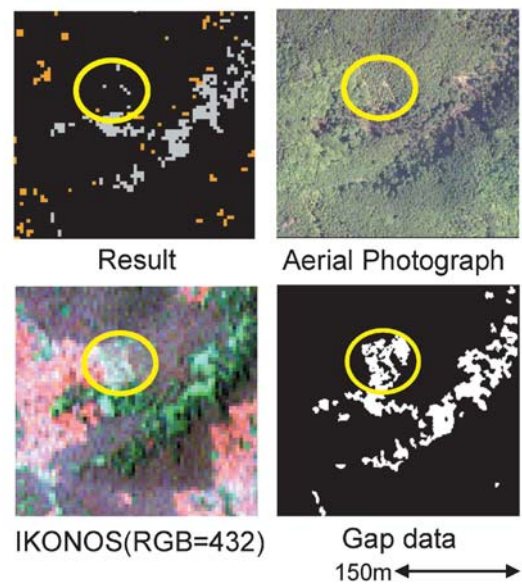


Fig. 7 Comparison of a result and other data. Result of this study (top left), Aerial Photograph (top right), IKONOS (bottom left) and Gap data (bottom right). Legend of the result (top left) is same as Fig. 5. Yellow circles show low tree height area.

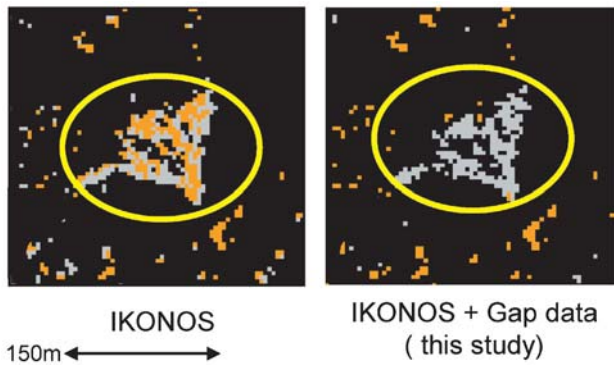


Fig. 8 Comparison of result used only IKONOS band 3 and 4 (left) and result of this study (right). Legend of the results is same as Fig. 5. Yellow circles show significant difference between left and right image.

系の反射が強いことで、明確な分離が困難なためである。しかし、ギャップ抽出データを加えることで、倒木被害と枯損被害が明確に分離されることが確認できる。

なお、本対象地では皆伐された箇所があり、その箇所は倒木被害として誤検出された。また、林小班データで除外しきれていない林道でも、倒木として誤検出された箇所が存在した。このような箇所は LiDAR データからギャップとして誤抽出される可能性があり、また反射特性が類似する場合があるため、リモートセンシングデータのみでは除去することが困難である。そのため、伐採履歴を参照することや、他の空間データ等を参照し、除外する必要がある。

5.3 精度評価

本手法による検出結果を、「空振り」と「見逃し」の観点から精度検証を行った。「空振り」は、本手法で検出した画素を検証データと比較し、的中率を求める方法である (User's accuracy)。検出結果から 50 画素をランダムに選択し、空中写真と比較して的中画素をカウントした。「見逃し」は、空中写真で被害が確認された箇所から 50 画素をランダムに選択し、それが本手法による検出結果と比較した上で、的中率を求める方法である (Producer's accuracy)。分散して検証地点を決定するように、画像全体をメッシュに分割し、各メッシュにつき 1 点任意に被害箇所を抽出し、本手法による検出結果と比較して的中率を求めた。Table 5 に的中率を示した。枯損被害は 75% 前後の的中率、倒木被害は 80% を超える的中率だった。

以上で述べてきたとおり、本手法で検出された被害検出結果は、被害の中心部は高い確率で的中しており、また的中率は 7 割から 8 割であることから、本研究で検討した手法の有効性が確認できた。一方、的中率を低下させる誤検出及び未検出の要因としては、5.1 で述べたように、被害と無被害の境界部でのミクセルがあげられる。本手法では、ピュアピクセルの検出を重視したが、この要因についてはギャップ抽出データのリサンプリング手法の改善や、ミクセルを考慮した手法を導入することで軽減できる可能

Table 5 Accuracy assessments.

	Withered	Fallen
User's Accuracy	39/50 78%	41/50 82%
Producer's Accuracy	37/50 74%	42/50 84%

性があり、今後の課題といえる。また、皆伐、間伐が行われているような疎な林分においては、誤検出や未検出が発生する可能性があることから、施業履歴等の他のデータを併用することが望ましい。

6. おわりに

本研究では、高解像度衛星画像と LiDAR データを用いて、枯損被害と倒木被害という 2 つの森林被害を分離して検出する手法の開発を行った。その方法として、高解像度衛星画像と LiDAR の被害検出における長所と欠点を指摘し、2 つのデータを組み合わせることで、枯損被害と倒木被害を分離して検出可能であることを示し、MLM で統合処理を行う被害検出手法を検討した。森林被害検出手法は岐阜県郡上市の対象地に適用し、被害箇所の中心付近ほど確実に検出されていることを確認した。また、空振りと見逃しの観点から精度検証を行い、7 割から 8 割を超える的中率を達成した。そして、単独のデータによる検出と比較し、統合処理の有効性を確認した。未検出や誤検出の要因としては、被害と無被害の境界部におけるミクセルの影響、ギャップ抽出データのリサンプリングなどを挙げた。

本研究で開発した手法の特徴としては、1) 高解像度リモートセンシングデータから、枯損被害と倒木被害という 2 つのカテゴリの検出に主眼を置いた点、2) 高解像度衛星画像と LiDAR データの持つそれぞれの特徴を生かし、被害を検出するアプローチを採用した点、3) 2 つのデータを、MLM によって統合処理を行った点が挙げられる。

今後の課題としては、誤差要因の軽減が挙げられる。ミクセルを考慮した手法の開発、ギャップ抽出データのリサンプリング方法の改善、他の統計モデルの適用が挙げられる。また、今回は高解像度衛星画像を使用したのが、航空機搭載型の光学センサ画像を適用し、有効性の評価を行うことを検討したい。さらに、本研究では枯損被害と倒木被害の発生要因については明らかにしていない。被害の発生要因が明らかとなり、要因に関する空間データが整備可能であれば、MLM へ新たな説明変数として加えることで、さらに付加価値の高い被害検出結果が得られる可能性がある。

本手法で開発された手法が、森林被害のモニタリングに生かされ、行政が整備している森林 GIS と組み合わせられ、効率的な被害復旧や管理計画などに貢献されることを期待したい。

謝辞：本研究は、平成 16 年度から 18 年度に行われた、慶應義塾大学 SFC 研究所ジョイントフォーマティクスラボラトリ

と岐阜県森林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。関係各位に感謝の意を表す。

引用文献

- 1) 藤森隆郎：新たな森林管理—持続可能な社会に向けて—。社団法人全国林業改良普及協会，東京，2004。
- 2) 河邑 眞，辻野和彦，辻子祐二：高分解能衛星画像を用いたディジションツリー法に基づく樹種分類法の開発，写真測量とリモートセンシング，44 (2)，pp. 54-67，2005。
- 3) 加藤正人：高分解能 IKONOS 画像による単木判読可能性の比較，日本林学会誌，84 (4)，pp. 221-230，2002。
- 4) 米 康充，小熊宏之，山形与志樹：京都議定書に関わる吸収源計測システムの開—航空機 LiDAR によるカラマツ林の樹冠計測と材積・炭素重量計測精度の検証—，日本リモートセンシング学会誌，22 (5)，pp. 531-543，2002。
- 5) 田口 仁，臼田裕一郎，福井弘道，古川邦明：高解像度光学センサ衛星画像と LiDAR データを組み合わせた森林領域の冠雪害検出手法の開発，写真測量とリモートセンシング，45 (1)，pp. 14-21，2006。
- 6) J. C. White, M. A. Wulder, D. Brooks, R. Reich and R. F. Wheate : Detection of red attack stage mountain pine beetle

infestation with high spatial resolution satellite imagery. Remote Sensing of Environment, 96, pp. 340-351, 2005.

- 7) M. Schwarz, C. Steinmeier, F. Holecz, O. Stebler and H. Wagner : Detection of windthrow in mountainous regions with different remote sensing data and classification methods, Scandinavian Journal of Forest Research, 18 (6), pp. 525-536, 2003.
- 8) 田口 仁，臼田裕一郎，福井弘道：LiDAR による冠雪害検出—小特集 (LiDAR による森林計測)—，写真測量とリモートセンシング，44 (6)，pp. 22-25，2005。
- 9) K. C. Seto and R. K. Kaufmann : Using logit models to classify land cover and land-cover change from Landsat Thematic Mapper, International Journal of Remote Sensing, 26 (3), pp. 563-577, 2005.
- 10) 渡辺一博，武田浩志，大石 哲，木村聡洋，渡邊孝三，峰島貞治：広域 DEM データの品質評価，応用測量論文集，16，pp. 41-50，2005。
- 11) 茂木靖和，横井秀一，渡邊仁志：下呂実験林のスギ挿し木林分における冠雪害の発生状況と立木密度の関係，岐阜県森林研報，32，pp. 21-26，2003。
- 12) J. R. Dymond and J. D. Shepherd : Correction of the topographic effect in remote sensing, IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 37 (5), pp. 2618-2619, 1999.

〔著者紹介〕

●田口 仁 (タグチ ヒトシ)



東京大学生産技術研究所，慶應義塾大学 SFC 研究所訪問研究員。1981 年 4 月生。2004 年 3 月，慶應義塾大学総合政策学部卒業。2006 年 3 月，慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科修士課程修了（政策・メディア修士）。同年 4 月，東京大学大学院工学系研究科社会基盤学専攻博士課程入学。森林被害検出に関する研究，リモートセンシングデータと生態プロセスモデルの統合に関する研究など，空間情報科学のアプローチによる森林に関する研究に従事。本学会の他，日本写真測量学会，地理情報システム学会に所属。

E-mail : tagchan@iis.u-tokyo.ac.jp

●臼田 裕一郎 (ウスダ ユウイチロウ)



(独)防災科学技術研究所研究員。1973 年 11 月生。(財)リモート・センシング技術センター研究員，慶應義塾大学大学院助手を経て，2006 年 4 月より現職。空間情報科学 (Geo-Informatics)，環境情報学専攻。2006 年 3 月，慶應義塾大学博士 (政策・メディア)。現在は，地域防災力の向上に資する地域コミュニティのあり方と災害リスク情報の活用，リスクコミュニケーション，リスクガバナンスに関する研究に従事。所属学会は，本学会の他，日本写真測量学会，地理情報システム学会，日本国際地図学会，日本リスク研究学会。本学会では現在，企画委員を務める。

E-mail : usuyu@bosai.go.jp

●福井 弘道 (フクイ ヒロミチ)



慶應義塾大学総合政策学部，政策・メディア研究科教授。理学博士。1956 年 10 月生。名古屋大学大学院理学研究科地球科学専攻，(社)環境アセスメントセンター，(株)住信基礎研究所を経て，1996 年慶應義塾大学総合政策学部助教授，2001 年より現職。現在，慶應義塾大学グローバルセキュリティ研究所副所長，(社)環境情報科学センター理事，地理情報システム学会事務局長，中国科学院客員教授，ISPRS ICWG VII/IV 共同議長，ISDE (International Society for Digital Earth) 理事などを兼務。専門分野は，地球環境学，国土学，空間情報科学で，最近では文部科学省学術フロンティア事業「デジタルアジア地域戦略構想センター」の研究代表をつとめ，地球環境コミュニケーションの基盤としての「デジタルアースの構築」に取り組んでいる。

E-mail : hfukui@sfc.keio.ac.jp

●古川 邦明 (フルカワ クニアキ)



岐阜県森林研究所森林環境部長。1959 年 2 月生。1981 年 4 月岐阜県採用。1999 年岐阜県森林科学研究所 (現岐阜県森林研究所) 配属，2004 年 4 月育林研究部長，2006 年 4 月より現職。森林資源の生産システムと GIS による森林資源管理の研究に従事。日本森林学会，森林利用学会，地理情報システム学会の会員。

E-mail : furu@forest.rd.pref.gifu.jp