

2005 年度 (平成 17 年度)

修士論文

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

慶應義塾大学 大学院 政策・メディア研究科

田口 仁

修士論文要旨 2005年度(平成17年度)

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

論文要旨

日本の森林は従来から精密な森林管理の仕組みが出来上がっているが、近年は担い手不足や木材価値の低下から、管理放棄された林分が増えている。そのため、衰退や枯死が発生する森林被害に対し、脆弱な森林が増加していることが問題となっている。森林被害が発生した場合、行政機関は被害の正確な把握に努めるが、現状では現地踏査であるため、広域に網羅的な被害の把握は困難である。一方で、森林分野では高解像度リモートセンシングデータの実利用に期待が高まっているが、このようなデータが登場してまだ日が浅く、森林被害の把握に応用された事例はない。本研究では高解像度リモートセンシングデータである、(1)光学センサ画像と(2)LiDAR(Light Detection And Ranging)データを用いて、森林被害検出手法の開発を行うことを目的とした。

はじめに、様々な森林被害の類型化を行い、枯損と倒木の2種類に分類可能であることを示し、これらの被害を分離できる検出手法の開発に着眼点を置いた。また、(1)光学センサ画像は、被害域の検出は容易だが、反射特性からは枯損と倒木を分離して検出するのは困難であることを示した。(2)LiDARデータは、フィルタリング処理で作成される地表面及び構造物の高さを面的に表した Digital Surface Model(DSM)と地形データ(DEM)を用いることで倒木の検出は可能だが、枯損の検出は困難であることを示した。そこで本研究は、この2つのデータによるフュージョン(統合処理)を行い、枯損と倒木を分離して検出可能とする手法を開発した。具体的には、LiDARデータから倒木によって樹冠との間の隙間ができるギャップを抽出した結果と、光学センサ画像のバンドの輝度値を説明変数とし、無被害、枯損、倒木の3クラスを被説明変数とした被害検出のための統計モデルを構築した。統計モデルは2値化データのギャップ抽出結果と、連続量の光学センサ画像の輝度値を組み合わせる必要があるため、Multinomial Logit Modelを採用した。

本研究で開発した被害検出手法を、岐阜県郡上市美並町の森林域(3km×2.6km)に適用した。精度検証は、検出されたが実際には無被害である「空振り」と、実際には被害だが検出されない「見逃し」という2つの観点から行い、枯損はそれぞれ78%と74%、倒木はそれぞれ82%と84%の的中率を得た。さらに、面積の大きい激害域をそれぞれの被害で2箇所抽出し、空中写真から作成した検証データと比較した面的な精度検証を行い、枯損被害は60%前後、倒木被害は65%前後が的中し、無被害との境界部における未検出の画素が的中率を低下させるが、被害の中心は確実に検出されたことが明らかとなった。さらに、(1)と(2)のデータ単独による被害検出と比較し、フュージョンの有効性を確認した。なお、誤差要因としては、2つのデータの解像度の違いや位置精度がエラーとなること、間伐や皆伐等の施業が誤検出されることを示した。

本研究で開発した手法は、倒木と枯損が発生した場所を明確に把握可能であることから、被害の優先的な調査を行う際に有効である点を示した。また、森林GISを用いることで、林道や森林計画図等の空間データとの関連性から、被害の復旧及び復興作業に対策を講じる際の具体的な管理計画に貢献できる可能性を示し、被害の発生要因を解明することで被害の未然の防止に寄与できる可能性があることを示した。

キーワード

1. 森林被害検出
2. リモートセンシング
3. 高解像度衛星画像
4. LiDAR
5. データフュージョン

慶應義塾大学大学院 政策・メディア研究科

田口 仁

Abstract of Master's Thesis Academic Year 2005

Development of a Method for Forest Damage Detection Using High Resolution Remotely Sensed Data

Summary

Conventionally, Japanese forest has been managed precisely by administrations using forest inventory data. However the change of the circumstances surrounding the forestry in Japan is causing degradation in value of lumbers and devastation of forest. Increase of the forest damage, which causes breakdown or destruction of trees, in abandoned forests is one of the major problems in Japanese forestry. A forest administration is to keep the record of forest condition in spatial extent. However identification of the forest condition is now implemented by means of direct ground surveying, which is time and cost consuming way to figure out the damaged areas from wide forest area. Recently, usage of (1) high spatial resolution remotely sensed optical imagery and (2) LiDAR (Light Detection And Ranging) data are anticipated as an effective solution for the forest monitoring method. There are, however, no researches for detecting the forest damage using these data because it has just been made available. The purpose of this study is to develop a forest damage detection method using (1) and (2).

Many kinds of forest damages were categorized into withered and fallen damage. This study aimed to develop an objective method for detecting the forest damage, and to distinguish the damages between fallen and withered. (1) 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 (2) are effective for detecting fallen damage, although this data has a difficulty in detecting withered damage. Consequently, the author conceived the idea of data fusion with (1) and (2). This approach enabled to develop the robust method for detecting two types of damage separately at same time. The developed method, which used a statistical model, was introduced to classify damage. Explaining variables were Gap areas which were developed in this study by DSM and DEM, and Spectral radiances of optical imagery's bands. Explained variables are no damage, withered damage and fallen damage. Multinomial Logit Model (MLM) was introduced for the statistical model, because this model can include both categorical variables and continuous variables.

Forest of Gifu prefecture was chosen as the test site, where a number of forest damages caused by deep snow and Pine beetle had been observed. IKONOS imagery and LiDAR data were used in this study. Accuracy assessments were conducted from the aspect of omission and commission. 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. Moreover detected heavy damaged areas, which were clipped arbitrarily, were compared with truth data which was identified by aerial photographs. In withered damage detection, approximately 60% pixels were correctly detected. In fallen damage detection, approximately 65% pixels were correctly detected. It was thought that near borderline pixels between damaged and no damaged areas affected above hitting ratios, however, center areas of damage were precisely detected. Additionally the effectiveness of data fusion was demonstrated by comparison with detected result by IKONOS imagery solely.

It was concluded that the method which was developed in this study could detect damaged areas comprehensively and determinately. Therefore this method is useful for preferential direct ground surveying. Furthermore, combination of Forest GIS, forestry-related spatial data and damaged areas will make for preferential recovery plan and preventing forest damage by figuring out factors of emergence.

Key Word

1. Forest Damage Detection
2. Remote Sensing
3. High Resolution Satellite Imagery
4. LiDAR
5. Data Fusion

Keio University Graduate School of Media and Governance

Hitoshi Taguchi

1. 序論	1
1.1. 背景.....	1
1.1.1. 森林被害の問題.....	1
1.1.2. 高解像度リモートセンシングデータの有効性.....	2
1.2. 研究の目的.....	5
1.3. 研究の意義, 新規性.....	6
1.4. 対象地.....	6
1.5. 使用データ.....	7
1.5.1. 高解像度衛星画像 IKONOS.....	7
1.5.2. LiDAR データ.....	9
1.6. 研究の構成.....	10
2. 森林被害および森林被害検出事例の整理	11
2.1. リモートセンシングによる検出を目的とした森林被害類型化.....	11
2.2. リモートセンシングデータを用いた被害検出事例の整理.....	12
2.2.1. 枯損被害.....	12
2.2.2. 倒木被害.....	13
2.3. 問題点の提示と解決方法の提案.....	14
3. 枯損および倒木被害検出手法の検討	16
3.1. 森林被害検出の流れ.....	16
(1) 補正・前処理.....	16
(2) 説明変数作成.....	16
(3) 被害検出モデルの構築と結果の出力.....	17
3.2. ギャップ抽出手法.....	17
3.3. MULTINOMIAL LOGIT MODEL による被害検出モデルの構築.....	18
4. 被害検出手法の適用と評価	20
4.1. 事前処理, 説明変数作成.....	20
4.1.1. 光学センサ画像のバンド選択.....	20
4.1.2. DSM の作成.....	22
4.2. ギャップ抽出結果.....	23
4.3. 被害検出モデルの構築.....	25
4.3.1. 教師データの取得.....	25
4.3.2. 被害検出モデルの評価.....	26
4.4. 開発した手法の適用結果.....	30
4.4.1. 適用結果の表示.....	30

4.4.2.	データフュージョンの有効性.....	32
4.4.3.	3次元処理による表示.....	34
4.5.	精度検証.....	35
4.5.1.	空振りと見逃しの検証.....	35
4.5.2.	激害域における面的な検証.....	36
4.5.3.	検証結果の考察.....	37
4.6.	実用性の観点からの考察.....	40
4.6.1.	実用化に向けての課題.....	40
4.6.2.	検出結果の活用可能性.....	41
5.	終論.....	43
5.1.	結論.....	43
5.2.	今後の課題と展望.....	44
	参考文献.....	45
	謝辞.....	49

1. 序論

1.1. 背景

1.1.1. 森林被害の問題

日本の森林は、従来から林業経営の側面から精密な管理がなされてきた。その代表的な例が森林簿である。森林簿は樹種や林齢、所有者の違いによって境界線を引くことで区画が定められ、その区画に基づき、森林の面積や種類、材積等の属性情報が記録されている。最近ではアナログデータの森林簿がデジタル化され、空間情報と関連づけて管理する、森林 GIS が導入されている(田中, 1998)。このように、日本では精密な森林管理の効率化や迅速化が可能な枠組みが整っている(伊藤, 1995)。

さらに近年では、森林は木材生産だけでなく、多面的な公益的機能に注目が集まりつつある。日本学術会議(2001)では、森林が持つ機能として次の効果を挙げている。それは、(1)生物多様性保全、炭素固定や大気浄化などの地球環境保全機能、(2)土砂災害を防ぐ治山・治水機能、(3)土砂災害防止、土壌保全機能、(4)水源涵養、(5)快適環境形成機能、(6)保健・レクリエーション機能、(7)文化機能、(8)木材生産等の物質生産機能である。これからは、森林の多面的な機能を、バランス良く適正に発揮させることが求められている。そのため、森林の発揮する機能を正確に把握し、その機能を発揮するための森林管理を行う必要があり、森林機能の適切な配置から、林分ごとの管理技術を含めた様々なスケール・視点を持った森林管理技術が重要である(藤森, 2003)。以上のことから、今後も精密な森林管理は必要不可欠といえる。

特に、森林の多様な機能を発揮するためには、森林が健全な状態に保たれることが必要である。従って、森林の機能を発揮することを阻害する森林被害は、森林管理上問題となる。しかし、その森林被害は多発している。

森林被害とは、樹木の寿命による枯死や衰退は含めず、「通常の生態系にみられる範囲を超えて、衰退木や枯死した木が発生した場合に不健全と判断され、被害とみなされる場合(藤森, 2003)」のことである。森林被害の発生する原因は多様であり複雑だが、最大の原因は担い手不足や木材価値の低下等の要因に伴い、精密な管理の枠組みがあるにもかかわらず、管理放棄される森林が増加していることが挙げられる。管理放棄された森林は、スギやヒノキ等の人工林の場合、適切に間伐されず立木密度や形状比の高い(細長い)木となり、冠雪害(石川ら, 1987; 成田, 2005)や風倒害の発生する可能性が高まる。さらに、マツやナラによる病虫害なども昔から多発しており、引き続き問題となっている。病虫害は適切に防虫作業を行わない場合、被害範囲が拡大していく可能性が高い。Fig.1-1 に筆者が現地調査で発見した、冠雪害とマツ枯れ被害の写真を示した。今後も管理放棄された森林は増加する可能性が高く、その分被害に脆弱な森林は増加する。従って、被害箇所の正確な把握を行うことが重要である。

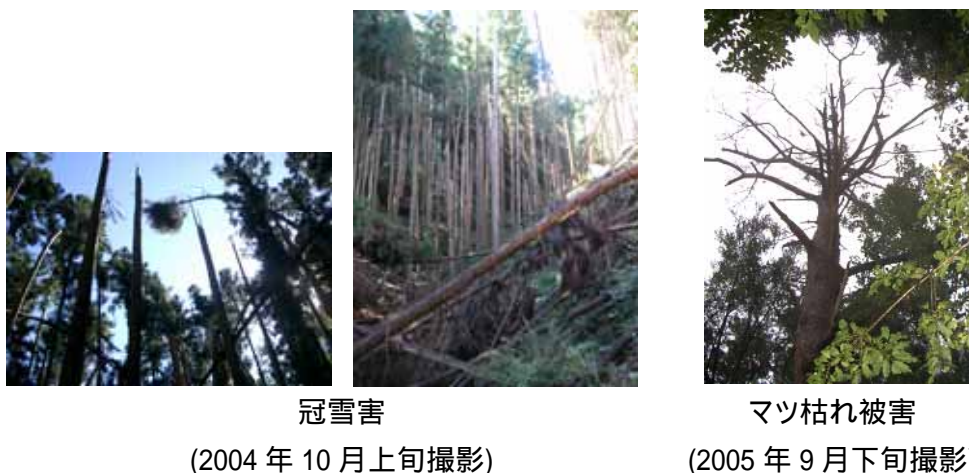


Fig. 1-1 現地調査で見つけた森林被害

このような森林被害を調査し、適切な処置や指示を行うのが行政機関である。森林被害が発生した場合、行政機関は被害を正確に把握することに努める。「農林水産業被害報告とりまとめ要綱」や「激甚災害に係わる森林被害復旧事業事務取扱要綱」等の枠組みが定められており、これに基づき被害面積を把握し、適切に対処する。倒木被害の場合は倒木の除去を行うなどの処置や、新たに植林や造林を行う場合がある。さらに、風害や冠雪害や干害などは森林国営保険が適用でき、被害が甚大である場合は激甚災害指定法に基づく指定を受ける場合がある(日本林業協会, 2005)。一方、病虫害の場合は森林病虫害等駆除法で駆除を行う枠組みが定められており(吉田, 2004)、被害の正確な把握が必要不可欠である。

森林被害の調査手法は、現状では現地踏査による調査が主流であり、行政が森林組合や土地所有者等の関係者に調査を依頼して情報を集約している。しかし、被害は樹種構成や地形条件によって左右されることが多い。そのため、樹種や地形が複雑な日本の森林では被害が分散的に発生する可能性が高い。つまり、現地踏査で被害調査を行うことは多大なコストを必要とするため、広域かつ網羅的に被害調査を行うことは困難であり、効率的ではない。さらに、倒木被害は倒木が不安定な状態で横たわるため、調査に危険の伴う場合がある。従って、行政機関による効率的で安全性の高い被害調査が必要である。

1.1.2. 高解像度リモートセンシングデータの有効性

森林被害の把握は、先述したように現地踏査が行われているが、森林域は広大である。従って、現地踏査による被害把握だけでは広域性および網羅性のある被害把握は困難である。そのため、広域性、周期性、均質性を有し、俯瞰的な情報を把握することが可能なりリモートセンシングによる被害調査が有効であることが知られており、従来から様々なプラットフォームによる被害調査が試みられてきた(Franklin, 1998; Wulder and Franklin, 2003)。特に最近では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。それは、日本のように精密な管理の枠組みが整っている森林に対しては、高解像度リモートセンシングデータの親和性が高いことが要因として挙げられる。

高解像度リモートセンシングデータには 2 種類のデータがあり、それは(1)光学センサ画像、(2)LiDAR(Light Detection And Ranging)データである。(1)光学センサ画像は、俯瞰的な土地被覆の分光反射特性に基づき画像化されたデータである。近年、人工衛星プラットフォームのセンサは空間解像度が数十メートルの中解像度から、数メートル程度と高解像度のデータが登場した。また、(2)LiDAR データは、航空機から電磁波のパルスを地表面に照射し、反射して航空機まで戻る時間から高さ情報を平面的に取得するデータである(航空レーザ測量 WG, 2004)。このデータからフィルタリング処理を施すことで、地盤と表面から反射したパルスにそれぞれ分離し、地表面及び構造物の高さを面的に表した Digital Surface Model(以下、DSM)と、地形データである Digital Elevation Model(以下、DEM)が作成される。DSM は、従来からステレオペアの空中写真(秋山, 2001)を用いて作成可能だったが、LiDAR データの登場で、より正確に作成可能となり、DEM を含めて森林域での計測が期待されている(瀬戸島ら, 2002)。

Fig. 1-2 に、高解像度(IKONOS, 解像度 4m)と中解像度(Landsat7 ETM+, 解像度 30m)のデータを示した。空間解像度が高くなると、より地物が明確に判読可能となるのが分かる。次に、Fig.1-3 に DSM と DEM を示し、その箇所の空中写真を合わせて示した。空中写真で判読できる木の樹冠は、DSM でも表現されていることが確認できる。

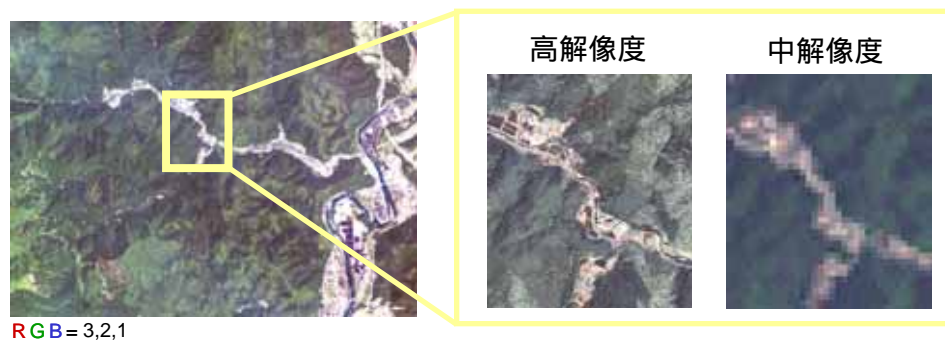


Fig. 1-2 光学センサ画像の解像度による違い

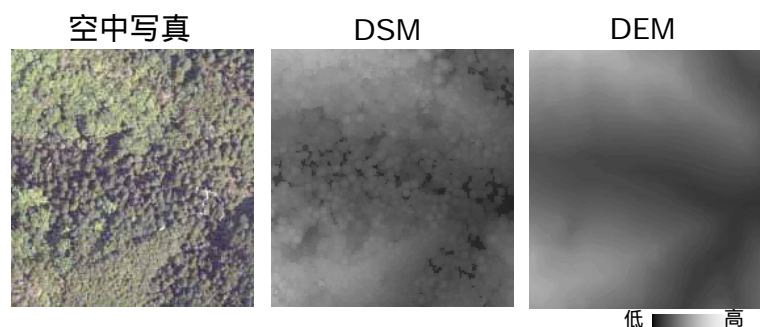


Fig. 1-3 空中写真, DSM, DEM の比較

さらに、これらの高解像度リモートセンシングデータは、従来のリモートセンシングデータと比較して被害調査に有効である。Table.1-1 には、森林被害調査における各リモートセンシングデータの比較を示した。この表は Wulder et al, (2004)を参考とし、筆者が書き加えたものである。なお、現地踏査は最も一般的な方法であるため、合わせて示した。

実際に行われている(1)現地踏査は、広域性や網羅性は難しく、被害を把握するためには多大な時間を要する問題点がある。また、人間の主観でデータが作成される場合が多く、調査員ごとに結果が異なる場合があることから、信頼性を計測することは難しい。(2)Aerial sketch mapping は、カナダで実際に運用されている(Ministry of Forests, Canada, 2000)。この手法では、人間がヘリコプターに乗り、目視で病虫害による枯損域の分布を確認してスケッチする。そのため、現地調査と比べて広域性や網羅性は向上するが、人間による計測であるため信頼性を計測することが困難である。ただし、処理時間は現地踏査より短くて済む。(3)空中写真による方法では、広域性や網羅性は格段に高くなる。また、撮影された写真の解像度が高いため人間の視覚をそのまま表現しており、データの信頼性が高い。しかし、判読による把握に頼るため、多大な処理時間を必要とする。一方、(4)から(6)のデータは形式がデジタル化されているため、広域性や網羅性を有しながら自動化する手法を適用することで客観的な被害の検出を可能とし、さらに処理時間を短縮させることが可能である。ただし、(4)の中解像度の場合、詳細な森林管理の枠組みが存在し、樹種分布や地形の細かい変化が多い日本の森林では、被害分布を明確に捉えることは難しい。そのため、データの信頼性は、高解像度のデータの方が高くなる。従って、実運用を意識した信頼性の高い森林被害状況を把握するためには、(5)と(6)を用い、客観的に被害検出を行う手法を開発することが重要といえる。

Table. 1-1 被害調査手法の比較 (Wulder et al, 2004 を加筆)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	現地踏査	Aerial Sketch Mapping	空中写真	中解像度衛星画像	航空機レーザ測量	高解像度衛星画像
解像度	N/A	中～高	高	中	高	高
広域性 網羅性	低	中	高	高	高	高
データの 信頼性	計測困難	計測困難	高	中	高	高
処理時間	長	短	長	中	中	中
データ フォーマット	アナログ	アナログ	アナログ	デジタル	デジタル	デジタル
運用状況		× (カナダ)	× (事例ごと)	×	×	×

特に、本研究の対象地(1.4章参照)である岐阜県では、全県で IKONOS 画像と LiDAR データが整備され、樹種分類や材積等の森林資源量の推定を行う研究開発が行われている(竹島ら, 2004; 平井, 2004)。他の県等でも、これらのデータを導入する例が見られることから、今後は急速に広まる可能性が高く、高解像度リモートセンシングデータは森林管理のために必要不可欠なデータとして、位置付けられることが予想される。従って、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、森林管理主体による森林被害調査手段の 1 つとして有効に活用されるべきであり、取得されるデータから森林被害として検出するための手法を確立するべきである。しかし、高解像度リモートセンシングデータは登場して日が浅く、このデータを使用して森林管理主体による被害検出を行った事例は現状では見当たらない。

1.2. 研究の目的

本研究では、2 種類の高解像度リモートセンシングデータである、(1)光学センサ画像と(2)LiDAR を用いて、森林域を対象とした森林被害の検出手法を開発することを目的とする。森林被害調査の枠組みと、本研究が対象とする研究領域との関係を模式的に表した図を Fig.1-4 に示す。

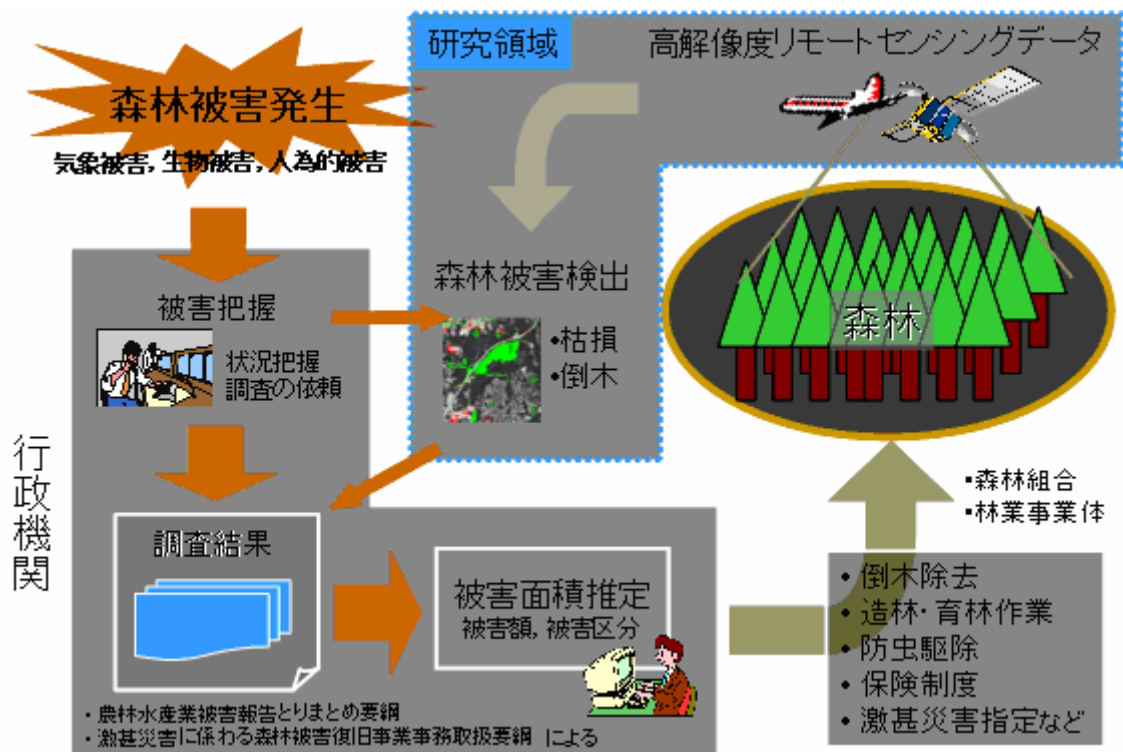


Fig. 1-4 森林被害調査の枠組みと本研究の領域

1.3. 研究の意義，新規性

本研究の意義および新規性を，(1)リモートセンシングにおける技術的側面における意義，新規性と，(2)社会的側面における意義に分けて説明できる。(1)の側面では，これまで事例の少なかった，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客観的かつ自動的に検出する手法が，新たに開発される点に新規性があり，被害面積や被害の分布傾向が，従来と比較して網羅的に把握可能となる点に意義がある。(2)の側面では，Fig.1-4 で示したように行政機関等が本研究で開発される手法を適用することで，検出された森林被害検出結果が効率的かつ安全に把握可能となる点に意義がある。行政機関等は高解像度リモートセンシングデータを積極的に整備しており，実利用される下地は整いつつある。さらに森林 GIS が整備されている自治体が多く，森林被害検出結果を効率的に共有可能である。そのため，各種法律等や行政で定めた枠組みにおける森林被害調査や復旧対策，森林国営保険，造林や育林等の各種対策への基礎的な資料として提供できる点に意義がある。つまり，このような枠組みの中に本研究で開発した手法が組み込まれ，被害情報が提供されることで，森林 GIS 等の森林管理システムにおける森林被害に関する 1 つのモジュールとして，本研究で開発された手法が貢献できることが期待でき，その点にも本研究の意義がある。

1.4. 対象地

本研究では，岐阜県郡上市美並町周辺の森林を対象とした。この地域の標高は 120m から 500m である。人工林や天然林が混在し，民有林で構成されている (Fig.1-5)。

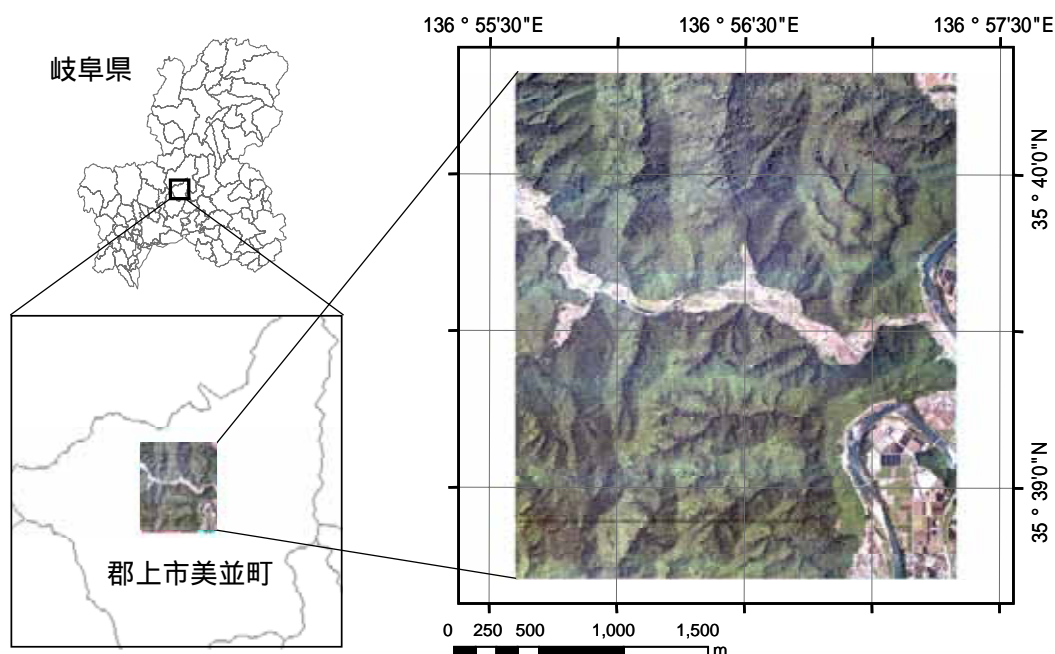


Fig. 1-5 本研究の対象地(背景は 2004 年撮影の空中写真)

この地域では 2002 年 1 月上旬に冠雪害が発生し, スギの人工林を中心に多大な被害を受けた(茂木ら, 2003)。また, マツ枯れによる被害も発生しており, 随所に倒木や枯損被害を確認できる。さらに, 岐阜県の西部ではナラ類の集団枯損が発生しており急速に広がっている(大橋, 2003)。このように, 倒木及び枯損被害の発生は重要な問題となっている。Fig.1-6 に対象地の鳥瞰図を示した。



Fig. 1-6 対象地域の鳥瞰図

1.5. 使用データ

1.5.1. 高解像度衛星画像 IKONOS

高解像度の光学センサ画像として, 本研究では人工衛星から撮影される, 高解像度衛星画像 IKONOS(Dial et al, 2003)を使用する。IKONOS 画像はパンクロマティック画像で解像度約 1m, 可視光と近赤外の波長帯で構成されるマルチスペクトル画像で解像度が約 4m である。また, 高度角が 60 度以内での再帰日数は 3 日となっており, 高頻度に撮影可能である。Table.1-2 に IKONOS 画像の諸元を示した。

本研究で使用する IKONOS 画像は, 2003 年 5 月 21 日に撮影されたデータである。冠雪害の発生から 1 年以上経過しているが, 各所に倒木被害を確認できたため使用には問題無いと判断した。Fig.1-7 に対象地の IKONOS 画像(R,G,B=4,3,2)を示した。このデータは, あらかじめオルソ補正がなされており, 解像度が 4m にリサンプリング(再配列)されたデータである。

Table. 1-2 IKONOS 画像の諸元(Dial et al, 2003 から抜粋)

Specification	Value
軌道高度	681km
中緯度における再帰日数	3 days at 60 ° elevation 11 days at 72 ° elevation 141 days at 98 ° elevation
視野角	11 km at nadir
ラディオメトリック分解能	11 bits
パンクロマティック画像の空間解像度	0.82 m at nadir
マルチスペクトル画像の空間解像度	3.32m at nadir
バンド 1 (青)	445-516 nm
バンド 2 (緑)	506-595 nm
バンド 3 (赤)	632-698 nm
バンド 4 (近赤外)	757-853 nm

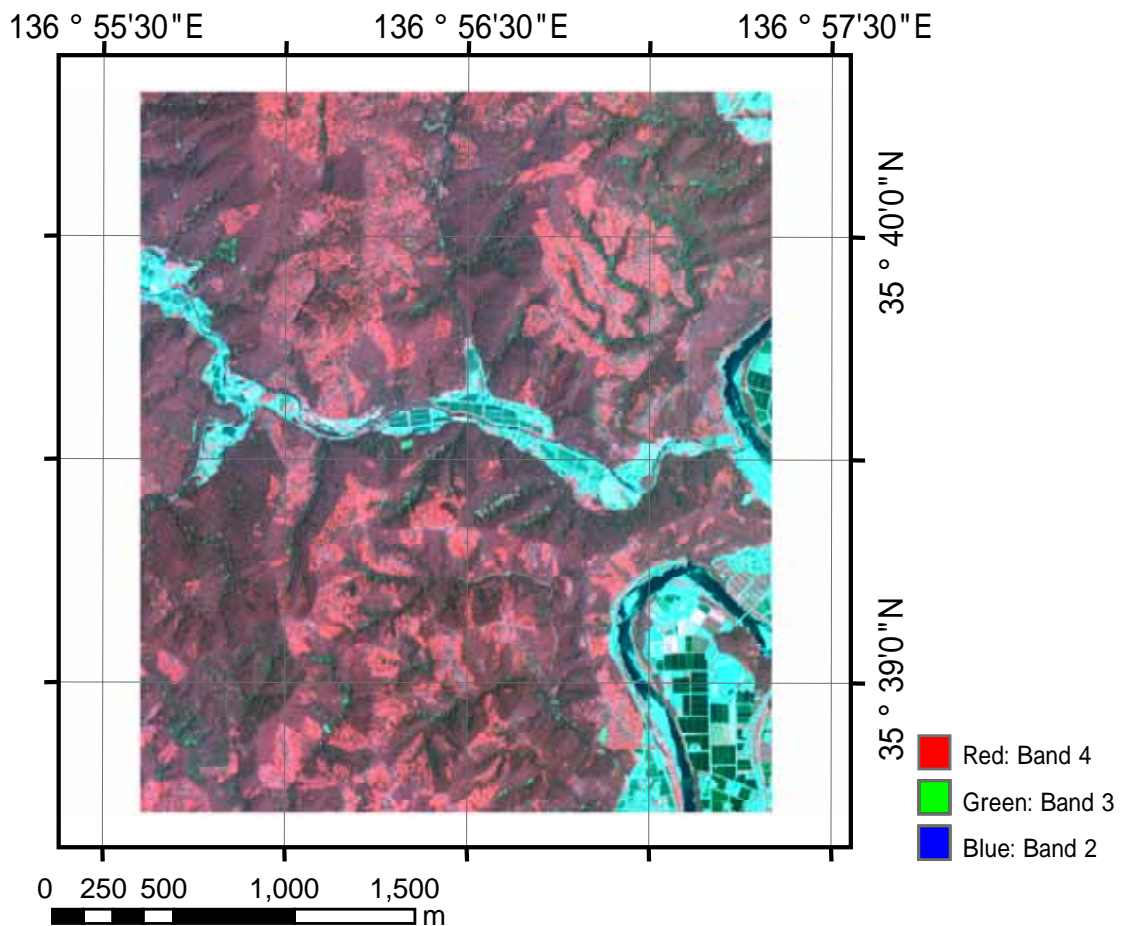


Fig. 1-7 本研究で使用する IKONOS 画像

1.5.2. LiDAR データ

本研究で使用する LiDAR データは、岐阜県が全域の高精度な DEM を作成する目的で取得されたデータを用いる。このデータの取得時期は 2004 年春季にかけてである。Table.1-3 に LiDAR データの諸元を示した。

Table. 1-3 LiDAR データの諸元

Specification	Value
機種名	RAMS
使用レーザ	近赤外線 (1.064 μ m)
対地高度 (平均)	2000m
視野角 (平均)	22 度
パルス数	24000Hz or 15000Hz
パルスの精度 (公称)	水平 \pm 30cm
	垂直 \pm 15cm

対象地では航空機が 2 機体制でデータが取得された

この LiDAR データはポイントデータであるため、フィルタリング処理を行い DSM と DEM を作成する必要がある。今回、DEM はあらかじめこの LiDAR データを使用して作成された岐阜県所有のデータがあるため、このデータを使用する。なお、この DEM の精度検証は、渡辺ら(2005)によって既に行われている。Fig.1-8 に LiDAR データのポイントパルスを取得された高さ別に色分け表示を行った。DSM の作成については 4.1.2 章で説明を行う。

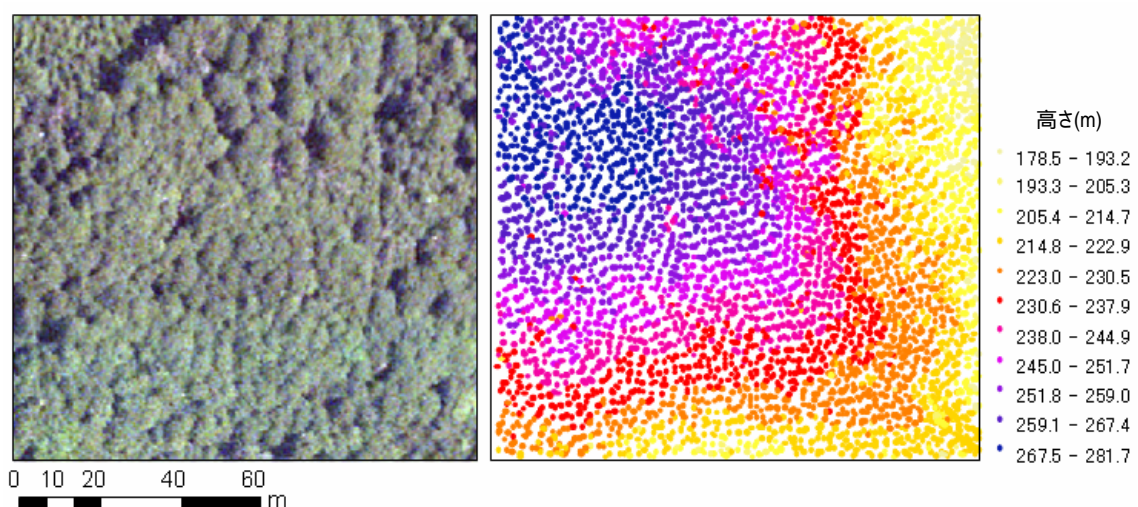


Fig. 1-8 空中写真(左)と LiDAR データのポイントパルス(右)

1.6. 研究の構成

2 章では、リモートセンシングデータによる検出を目的とした森林被害の類型化を行う(2.1 章)。その類型化したカテゴリを基に、リモートセンシングデータを用いた森林被害検出事例の整理を行う(2.2 章)。以上を踏まえ、従来の森林被害検出事例における問題点を明らかにし、本研究におけるその問題点の解決方法として、被害検出手法のコンセプトを示す(2.3 章)。

3 章では、2.3 章で述べた本研究の解決方法に基づいた森林被害検出手法を検討する。被害検出の流れを示し(3.1 章)、検出手法の中で必要なデータであるギャップを抽出するために、LiDAR データによるギャップ抽出手法を検討する(3.2 章)。また、被害検出を行う統計モデルとして、離散選択モデルである Multinomial Logit Model を採用する(3.3 章)。

4 章では、3 章で開発した森林被害検出手法の流れに則り、1.4 章で説明した対象地で適用し、検出結果を出力するまでの一連の流れを示す。また、本研究で開発した手法の有効性を明らかにする。そのために、まず説明変数を作成するための事前処理を行い、IKONOS 画像のバンド選択と、DSM の作成方法を示す(4.1 章)。次に、3.2 章で検討したギャップ抽出結果を示す(4.2 章)。4.3 章では教師データの選定を行い、被害検出モデルの構築と評価を行う。そして、このモデルを画像全体へと適用し、被害検出結果を示す(4.4 章)。この検出結果は、空中写真で作成した検証データを基に、検出精度が定量的に求められる(4.5 章)。最後に、この検出結果を実用性の観点から考察を行う(4.6 章)。

第 5 章では、本研究で得た成果と知見をまとめ(5.1 章)、今後の課題と展望を示す(5.2 章)。

2. 森林被害および森林被害検出事例の整理

2.1. リモートセンシングによる検出を目的とした森林被害類型化

森林被害は様々な種類があることが知られている。特に、高解像度リモートセンシングデータによる森林被害検出を行う場合、数ある森林被害を形態に基づいて類型化するべきである。森林保護学(四手井編, 1986)によると、森林被害の種類は、気象被害、生物被害、人為被害に分けられており、この3カテゴリから被害の形態による類型化を行う。

気象被害は、陽光、温度、水、雪、風による要因で被害が発生する。世界的に見ると、乾燥と天然の火災が最も大きな被害であるが、日本では強風と雪が大きな被害要因である(藤森, 2003)。陽光、気温、水に関する被害は、異常な気温、日射量、土壌水分、降水量等の状態によって、樹木がその周辺における異常な状況に耐えられなくなり、結果的に枯死する場合や、微生物や昆虫類に対する抵抗力が弱まり、最終的に枯死してしまう場合が多い。強風は、突風や暴風が発生することで物理的に樹木が破壊され、倒木することを表す場合や、海上からの塩風で枯死する場合もある。雪による被害は、雪の重みで耐えられず、倒木する被害が知られている。

生物被害は、昆虫、微生物、鳥獣で樹木に被害がもたらされる。昆虫は葉を食する食葉性昆虫類、樹木の組織を食する食材性昆虫類、瘤を作る虫癭形成昆虫類がある。昆虫の種類によって被害の程度は様々だが、最終的に枯死する。微生物は菌類や線虫などの微生物によって、もたらされる被害(病害)であり、最終的に枯死する場合がある。昔から問題となっている松の枯損被害は、マツノザイセンチュウと呼ばれる線虫がカミキリ虫を媒介として寄生し、枯死させる。鳥獣による被害は鳥獣で樹木が損傷され、損傷の度合いでは枯死する場合がある。

人為被害は、主に森林火災、大気汚染、林地の悪化、薬品害によってもたらされる。大気汚染は工場や自動車の排気ガスで枯死する場合や、酸性雨で枯死する場合がある。林地の悪化は、伐採で物質循環や土壌の条件が悪化し、更新が不可能となる場合や、枯死する場合がある。薬品害は排出された汚染物質や散布された農薬で枯死する場合がある。

このように、上記3つの森林被害を被害の最終的な形態で大きく分けると、枯損と倒木に分けることが可能である。この2つの形態を模式的に表すと、Fig.2-1のようになる。

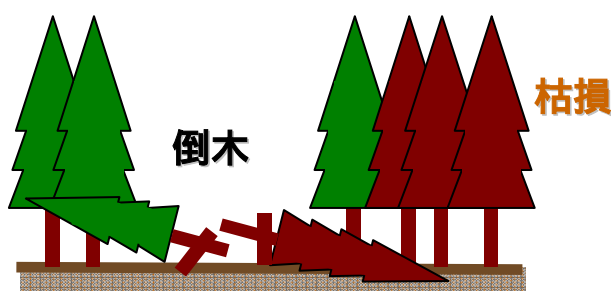


Fig. 2-1 倒木被害と枯損被害の模式図

Table. 2-1 森林被害のまとめ (枯損, 倒木, その他)

	気象被害	生物被害	人為被害
気温	凍害, 霜害, 寒風害 凍裂, 凍上害 干害, 湿害	虫害 病害	森林火災 大気汚染 林地悪化
降水, 風	冠雪害, 雪圧害 風倒害, 常風害, 塩風害	野生生物被害	薬品害

また、枯損と倒木という視点で森林被害を類型化すると、Table.2-1 によりにまとめることが可能である。枯損と倒木には該当しない雪圧害は、豪雪地帯において雪の重みが継続的に針葉樹の幹にかかることで、幹が曲がった状態で成長し、材木としての価値を低下させる現象である(前田, 2000)。人為被害の森林火災は、被害形態が焼失することから、自然的に発生する被害とは異なっており、被害発生箇所がまとまっていることや、煙等から容易に推定できるため、被害の形態としては例外的な位置付けとした。

2.2. リモートセンシングデータを用いた被害検出事例の整理

従来から、さまざまな森林被害検出方法が開発および提案されている。2.1 章では森林被害を形態による視点から枯損被害と倒木被害に分けたが、この 2 つのカテゴリに基づき、従来の被害検出に関する既往事例の整理を行う。

2.2.1. 枯損被害

枯損被害の検出事例は多く、特に病虫害で枯損した領域の検出事例が多い。1980 年代前半頃から、衛星画像を利用した検出事例(例えば、Nelson, 1983; Buchleim et al., 1985 など)が存在している。主としては、Landsat や SPOT シリーズのセンサが用いられていることもあり、最近においても中解像度衛星画像による検出事例(例えば、Franklin et al., 2003; Skakun et al., 2003 など)は多く存在している。日本国内の事例としては、マツ枯れの事例が多い。Landsat MSS を用いた事例(Mukai et al., 1987; 向井ら, 1984), Landsat TM による事例(東, 1991), Landsat TM でミクセルを考慮した事例(油井ら, 2001; 小野・藤原, 2002)が挙げられる。

高解像度のデータでは、航空機搭載型センサによる事例(Leckie and Ostaff, 1988; Ahern et al., 1991; Leckie et al., 1992)がみられ、最近はこのデータによる検出事例が増加している。NDVI を用いて枯死した箇所を推定した事例(Kelly, 2002)や、変色樹冠箇所の推定を行った事例(Leckie et al., 2005)がある。また、CCD カメラを用いてミクセルを考慮して不健康な樹木を推定した事例(Goodwin et al., 2005)がある。また、ハイパースペクトルセンサを用いた事例(Leckie et al., 2004)もみられ、被害の早期検出を試みた事例(Entcheva et al.,

2004)がある。

また、高解像度衛星画像を用いた被害検出事例も見られるようになった。White et al., (2005)は、IKONOS 画像によるマツ枯れ検出の可能性について検討を行っている。空中写真による被害の判読結果と IKONOS 画像(解像度 4m)の教師なし分類結果を比較し、被害の抽出結果は良好であることが示された。また、ある程度の大きさの樹冠を持つ樹木の検出には有効であることが示され、結論として IKONOS 画像は実運用を行う上で、有効なデータであると結論付けた。

以上の事例から、高解像度の光学センサ画像を用いて、枯損被害を検出することは、実用上、高い精度で可能であることが示されている。また、注目すべき点は、国内の最近の事例では、画素内に複数の土地被覆が入る混む状態であるミクセルを考慮し、検出した事例が多いという点である。先述したとおり、日本の森林は樹種分布の変化が大きいことを指摘したが、中解像度では被害を明確に検出することが困難で、高解像度のデータが必要不可欠といえる。

2.2.2. 倒木被害

倒木被害は枯損被害と比べて事例は少ないが、最近になって検出事例が増加している。Mukai and Hasegawa(2000)は、中解像度衛星画像である Landsat TM データから、台風による風倒木被害域を検出している。最近では衛星搭載型および航空機搭載型の両方のプラットフォームのリモートセンシングデータを用いて、倒木被害を検出した事例がみられるようになってきた。また、Jackson et al.,(2000)は、航空機搭載型センサ Airborne Thematic Mapper を用いて、風倒木によるギャップ検出を試みた。さらに、この研究の発展と位置付けられる関連研究として、ギャップによる影の混在を考慮した検出手法を検討した(Foody et al., 2003)。光学センサだけではなく、合成開口レーダ(以下、SAR)を用いて倒木域検出を行った事例(Green, 1998)も見られる。

Schwarz et al.,(2003)は、プラットフォームは問わず、光学センサデータと SAR 画像を用いて、風倒木域の抽出可能性と判読可能性を比較した。Landsat-7 はピクセルベース、SPOT-4、IKONOS 画像のピクセルベースとオブジェクトベースによる分類が行われた。一方、SAR は判読で被害検出を行った。その結果、光学センサの自動分類結果は、SPOT-4 と IKONOS 画像のオブジェクトベースで検出精度が高く、SAR は、航空機搭載型の P バンドは判読困難で、ERS-1/2 も判読困難であることが明らかとなった。また、北海道森林災害リモートセンシング研究会(2005)は、2004 年に北海道に被害をもたらした台風による倒木被害検出を行い、QuickBird、SPOT-4、ASTER、MODIS を使用した。

以上の事例から、倒木被害の検出のためには、主として光学センサ画像が用いられてきたことが分かる。しかし、Foody et al.,(2003)の研究で指摘されているが、倒木個所は影が入り込むなど、多様な土地被覆で構成されることが予想され、誤差要因となる可能性が高い。一方、LiDAR データから作成される DSM は直接的に森林樹冠の表面形状を表現して

いることから、倒木か箇所を検出する目的に最も有効なデータといえる。しかし、このような高さデータを倒木被害検出に利用するアプローチは、現状ではまだ注目されていない。

2.3. 問題点の提示と解決方法の提案

本研究で着目する問題は、枯損被害及び倒木被害を別々に検出した事例がほとんどであるという点である。森林管理主体による実運用可能な被害検出を目的とするならば、森林被害の形態である枯損被害と倒木被害を別々の事例で検出されたこれまでの事例を総合した場合、どの手法が適切であるのか、という点は明示されたとは言えないと考えられる。さらに、従来の研究では光学センサ画像のみで被害検出を行っているが、倒木域や枯損域は赤色系のバンドで輝度値が高まり、近赤外のバンドで輝度値が低くなるため反射特性が近いことから、従来の手法を適用したとしても、枯損被害と倒木被害が同一カテゴリとして検出されてしまう問題が生じる可能性が高い。

1章で述べたような、法律等による行政の枠組みに組み込まれる可能性や、行政による信頼できる被害情報の取得という視点の場合、森林被害検出手法を開発するためには、被害は客観的な方法に基づき、枯損被害と倒木被害を分離して検出するロバストな手法開発を行うべきである。そのような観点に基づくと、従来の光学センサ画像のみの従来の事例では、2つの被害を別カテゴリとして検出することは困難だといえる。

上記指摘した問題点を解決するために、2.2章で指摘したように、従来の森林被害検出に注目されてこなかった LiDAR データから作成される DSM を利用することを検討する。さらに、森林被害検出に有効であることが明らかとなっている高解像度の光学センサ画像を合わせて使用する。これらのデータを組み合わせることで統合処理すること、つまりデータフュージョン(Wald, 1999)を行い、2つのデータの持つ特徴を生かし、枯損と倒木の2カテゴリで被害を検出するアプローチを提案する。Fig.2-2 にデータフュージョンの有効性を説明するための概念図を示した。

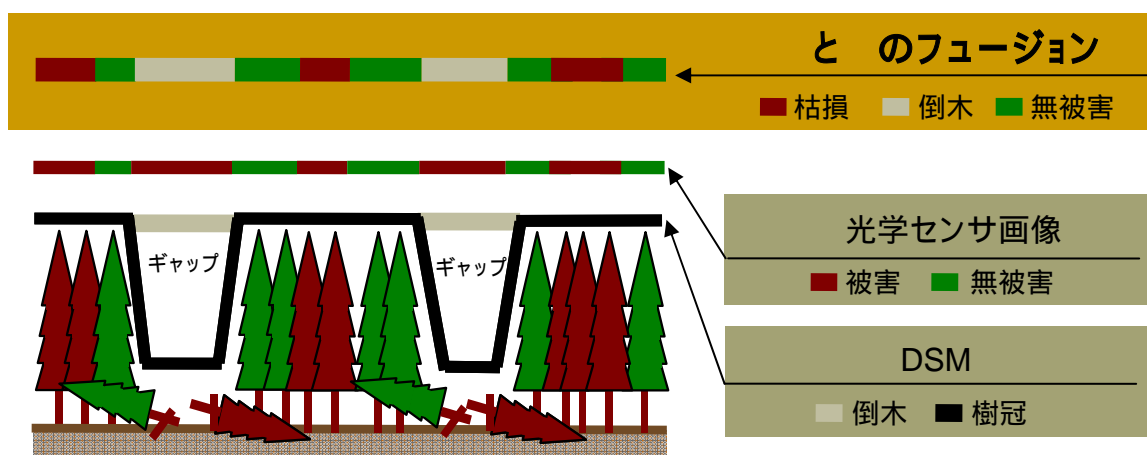


Fig. 2-2 光学センサと DSM のフュージョンによる被害検出の概念図

光学センサ画像は、これまで述べてきたように枯損及び倒木で別個の検出事例が存在するものの、多様な土地被覆で構成されることや、反射特性が近いことを考慮すると、枯損と倒木を明確に分離することは困難である。ただし、無被害(健全木)と被害域は容易に分離可能だと考えられる。一方、DSMは枯損を検出することは困難だが、地形データ(DEM)を併用することで、倒木して形成されたギャップを検出することが可能である。そして、とによるデータフュージョンを行うと、で示されたように、それぞれのデータによる検出可能な要因が組み合わせられ、「枯損」、「倒木」、「無被害」の3カテゴリとして、分離されて検出可能となる。

客観的に被害を検出するためには、被害の状況が明確に把握できる箇所から、被害と無被害を含めるように教師データを取得することが最初に必要である。そして、教師データから被害を説明することに適している説明変数を決定し、被害検出のための統計モデルを構築した上で、全域に展開する方法が適していると考えた。以上の流れを基に、枯損と倒木の分布を示す被害検出結果を得る方法を検討した。

3. 枯損および倒木被害検出手法の検討

3.1. 森林被害検出の流れ

本研究で検討した被害検出のフローを Fig.3-1 に示した。検討した手法は、大きく分けて(1)補正および前処理、(2)説明変数の作成、(3)被害検出モデルの3つのステップから構成される。

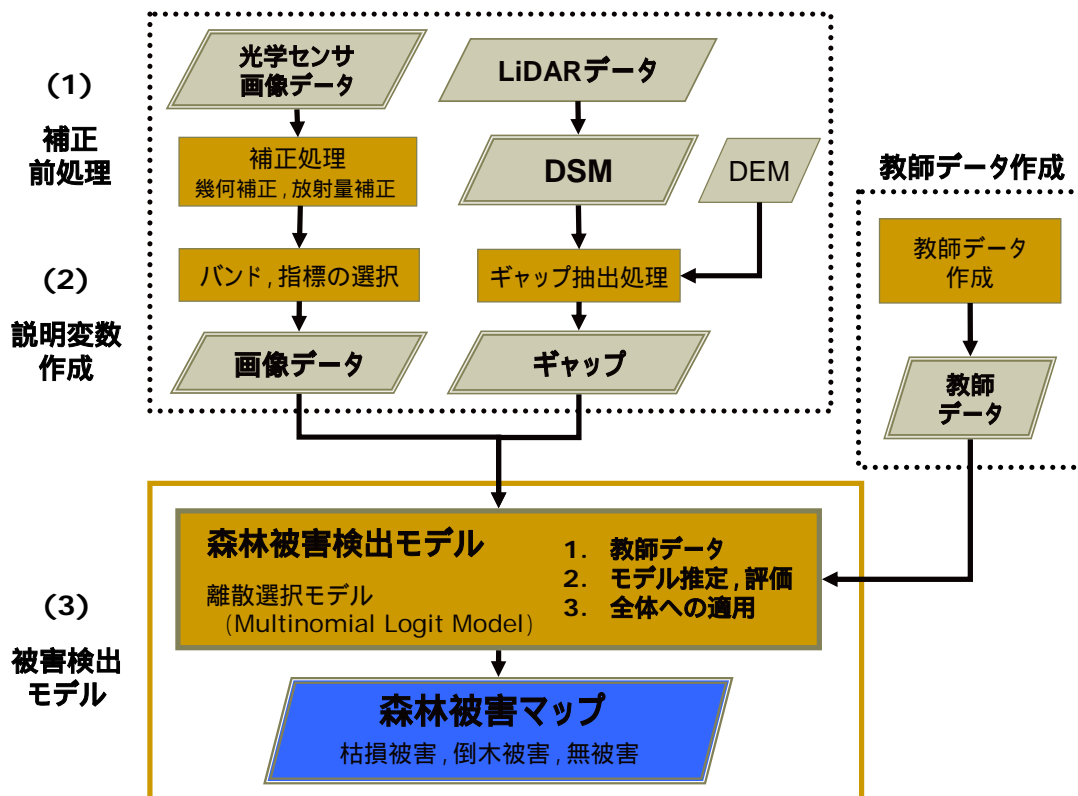


Fig. 3-1 森林被害検出の流れ

(1) 補正・前処理

光学センサ画像(マルチスペクトル画像)とLiDARデータに対し、事前処理および補正処理を実行する。光学センサ画像は、幾何補正及び放射量補正をプロダクトレベルに応じて実行する。一方、LiDARデータはランダムなポイントパルスであるため、フィルタリング処理を実行し、DSMとDEMを作成しなければならない。

(2) 説明変数作成

森林被害検出モデルのための統計モデルを構築するために、リモートセンシングデータから説明変数を作成する。光学センサ画像は、各バンドの輝度値を直接使う場合や、植生指標、Tasseled Cap Transformation、主成分分析などの変換値を使用することが考えられる(詳しくはMather, 2004を参照)。しかし、植生指標は、あくまでも植生の活性度を示す指標であるため、枯損や倒木によって赤色系が強まることが表現できない。Tasseled Cap

Transformation は乗じる係数の対象地における適切性が未知である。また、主成分分析はサイトごとに結果が異なるため、手法の一般化が困難である。以上のことから、説明変数はバンドの輝度値を用い、被害域と無被害域を明確に分離可能なバンドを選択することにした。一方、DSM からは、倒木域を表すギャップ抽出結果(2 値化データ)を説明変数とする。3.2 章では、検討したギャップ抽出手法について述べる。

なお、作成するギャップ抽出結果と光学センサ画像は解像度が異なるため、片方のデータの解像度へ合わせる必要がある。ギャップ抽出結果を最近隣法でリサンプリングし、画像データの解像度に合わせることにする。

(3) 被害検出モデルの構築と結果の出力

画像全体へ適用するために、あらかじめ取得した教師データから統計モデルを構築する。本研究では Multinomial Logit Model(土木学会 土木計画学研究委員会編, 1997)を導入し、森林被害検出モデルを構築する。3.3 章で Multinomial Logit Model の説明を行う。この構築されたモデルは、統計量や教師データ自身による検出精度の検証でモデルの有効性の評価後に画像全体へ適用され、被害検出マップが得られる。また、検出された結果は、DEM を利用し、3次元処理を行って可視化される。

3.2. ギャップ抽出手法

被害検出を目的としないが、高さ情報から森林におけるギャップ抽出を行った事例として、ステレオペアの空中写真から生成した DSM から画像処理を基に検出した事例(松本ら, 2000) LiDAR データを利用した事例(Koukoulas and Black, 2004)がある。本研究は LiDAR データを使用するため、後者の事例をベースとして、DSM および DEM からギャップ抽出を行う手法を検討した(田口ら, 2005)。検討したギャップ抽出の流れを Fig.3-2 に示した。

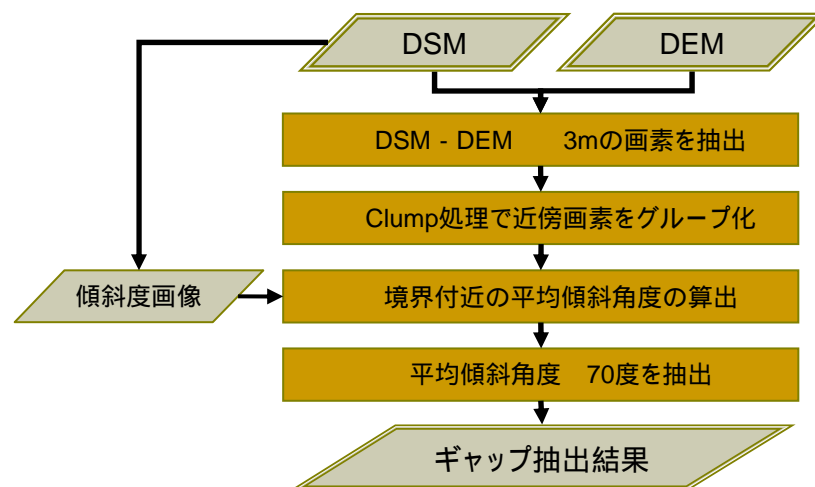


Fig. 3-2 ギャップ抽出のフロー

はじめに、前処理で作成された DSM と DEM で差分を求める。一般に倒木個所は DSM と DEM の差が小さくなるため、差分結果から閾値を定め、その閾値以下の画素を抽出することにする。閾値はこれまでの現地調査等から、差が 3m 以下の画素を抽出する。そして、抽出された画素を Clump 処理でグループ化する。なお、抽出された数画素程度の領域は DSM 作成過程でのエラーやノイズが含まれていると判断し、5 画素を閾値としてそれ以下を除去する。次に、高さが急に変化することを考慮するため、グループ化した画素の境界に隣接する画素の平均傾斜角を、DSM から作成した傾斜度画像から集計する。この集計した平均傾斜角から閾値を設定し、それ以上の画素をギャップとする。平均傾斜角度は現地調査等から閾値を 70 度と設定し、それ以上の画素を抽出する。

3.3. Multinomial Logit Model による被害検出モデルの構築

本研究が検討している被害検出手法では、説明変数は連続量である光学センサ画像と、2 値化されたギャップ抽出結果を組み合わせる。従って、クラスタリング手法をベースとした、連続量のみを扱う既存の土地被覆分類手法(詳しくは Mather, 2004 を参照)の適用は困難である。

本研究では、「枯損被害」、「倒木被害」、「無被害」の 3 つのカテゴリに分類することと同義であることから、この 3 つのカテゴリへの選択問題といえる。従って本研究では、質的データの分析手法である離散選択モデルの適用を検討し、その中でも仕組みが単純で 3 群以上に適用可能な Multinomial Logit Model を適用する。離散選択モデルでは、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こと、観測誤差等の不確実性を考慮した確率表現でされるために理解が容易というメリットがある。また、Seto and Kaufmann(2005)が実際に衛星画像に適用しており、リモートセンシングデータへ適用可能であることが示されている。

Multinomial Logit Model では、観測データからカテゴリごとに効用(U)が求められ、効用が最も大きいカテゴリに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それぞれの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、確率が最大となるカテゴリへ選択される。被説明変数はカテゴリ i とすると、無被害($i=0$)、倒木被害($i=1$)、枯損被害($i=2$)である。そして、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。

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

k は説明変数の数を表している。 $x_{1in} \cdots x_{kin}$ は観測データであり、ギャップ抽出結果や光学センサ画像の使用するバンドの画素値を表している。 $\beta_1 \cdots \beta_k$ は効用を求めるために推定されるパラメータである。式(1)は、式(2)に示すように、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。

$$U_{in} = V_{in} + \varepsilon_{in} \quad (2)$$

この誤差項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。特に、電磁波を観測するリモートセンシングの場合、電磁波がセンサに到達するまでに大気の状態の影響を受ける。また、観測するセンサ自身の状態が、データとして提供されるまでに影響を及ぼされている可能性がある。しかし、これらの要因をモデルに取り込むことは困難である。従って、これらの観測誤差は誤差項に含まれると仮定する。次に、選択確率は式(2)で示した効用の確定項から、式(3)によって求められる。

$$P_{in} = \frac{e^{V_{in}}}{e^{V_{0n}} + e^{V_{1n}} + e^{V_{2n}}} \quad (3)$$

$e^{V_{0n}}$ は 1 である。それぞれの画素は、カテゴリごとに求められる効用から、最も確率の高いカテゴリへ選択される。パラメータは教師データを利用して最尤推定法によって求めることができる。

Multinomial Logit Model で推定されるモデルは、説明変数が有効であるかを評価するために、カテゴリごとに説明変数項目ごとに Wald 統計量のカイ 2 乗値を使用する。また、モデルの当てはまりを評価するために、疑似決定係数 R^2 を求める。また、教師データ内での推定モデルにおける検出精度を計算する。これらの評価を踏まえた上で、画像全体へ適用するかどうかを判断する。

4. 被害検出手法の適用と評価

4.1. 事前処理，説明変数作成

4.1.1. 光学センサ画像のバンド選択

光学センサ画像である IKONOS 画像の各バンドは，Space Imaging 社が示した式(Space Imaging, 2001)を用いて 絶対放射輝度へ変換を行った。また，山岳地に位置する森林では，地形の影響がデータに表現されるため，地形補正を行う必要性が生じる場合がある。ただ，この地域で同じデータを用いて樹種分類を行った研究(河邑ら, 2005)によると，バンド 4 において，広葉樹は斜面方位によって輝度値に約 9%の影響があるものの，輝度値の変動は小さいために地形補正を行わなかった。従って本研究も地形補正を行わないことにした。

次に，IKONOS 画像で確認できる倒木被害と枯損被害を拡大して表示した(Fig.4-1)。IKONOS 画像は Fig.1-7 と同様の R,G,B=4,3,2 の合成画像である。また，白色の破線は空中写真で確認することが可能な森林被害を示した。IKONOS 画像によると，枯損および倒木による箇所は緑色で示されており，赤色系の反射を示すバンド 3 の反射が強いことが確認された。

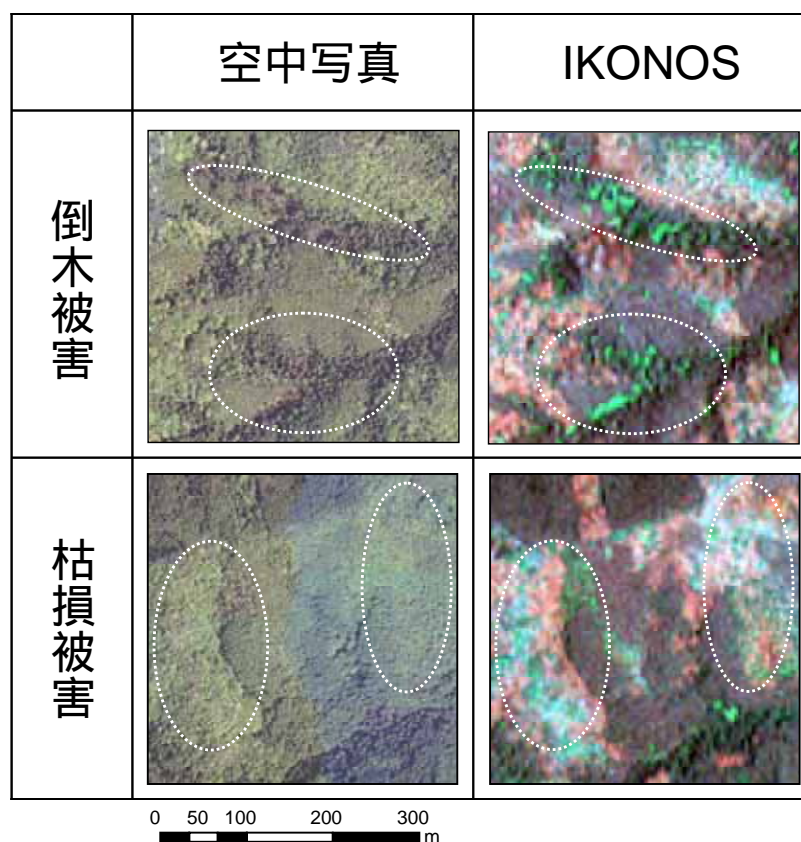


Fig. 4-1 倒木被害および枯損被害箇所における IKONOS 画像

Multinomial Logit Model の説明変数とするバンドを選定するために、枯損、倒木、無被害と判読できる画素を各 500 画素抽出し、IKONOS 画像のバンドごとに輝度値のヒストグラムを作成した(Fig.4-2)。ヒストグラムによると、バンド 1 とバンド 2 は輝度値のレンジは小さく、グレースケール画像で表示してもバンド 1 とバンド 2 は被害と無被害で大きな違いがみられなかった。バンド 3 は、バンド 1 とバンド 2 と比べるとクラス間の輝度値のレンジは大きかった。さらに、バンド 3 は無被害と枯損は重なる部分はあるが、クラス間のピークは離れていた。また、赤色系の反射が強まるため、枯損は無被害より輝度値が高くなった。一方、倒木は輝度値の高い画素も多いものの、値に幅があるために枯損の輝度値と重なる画素が存在することが確認された。これは 2.3 章で先述したように、多様な土地被覆で構成される場合が多いことが原因である。そのため、ギャップ抽出結果を併用することが被害検出の精度向上に重要であると判断した。最後に、バンド 4 は他のバンドと比べるとレンジが最も大きいことを確認した。これは倒木や枯損は植生の活性度が減退しているため、無被害と比較すると輝度値のピークが低くなったためである。しかし、枯損と倒木のピークは比較的近かった。以上の考察から、バンド 1 とバンド 2 は被害と無被害と輝度値に違いが少なく、説明変数としては不十分であると判断した。一方、バンド 3 とバンド 4 は、被害と無被害にクラス間に違いが確認できたことから、説明変数として適していると判断した。

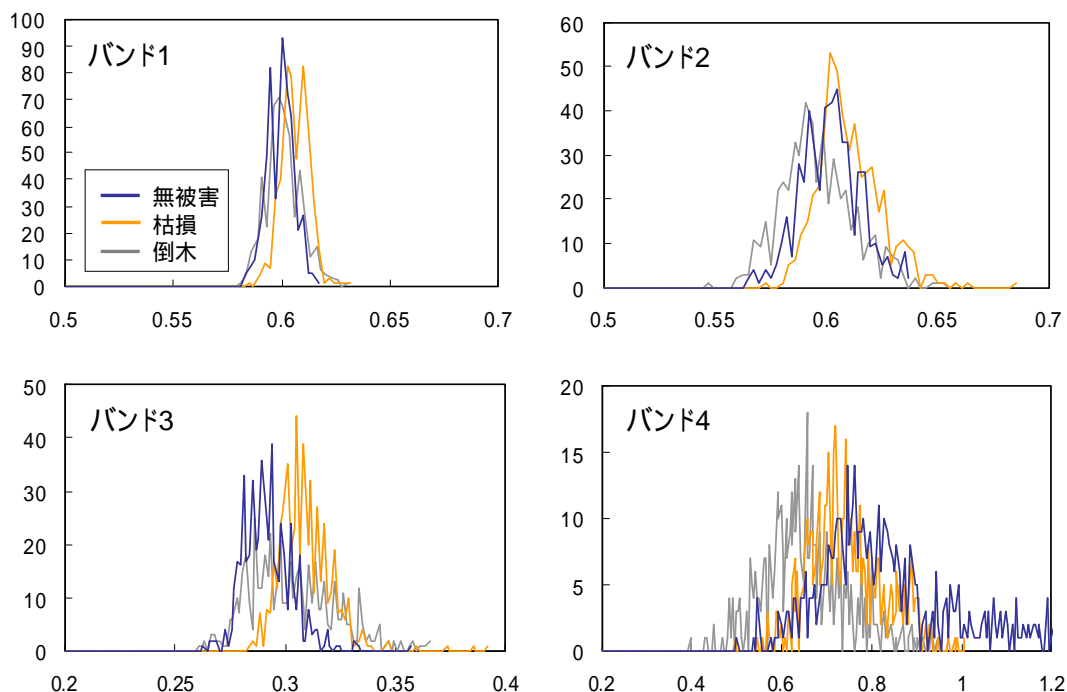


Fig. 4-2 バンドごとの無被害、枯損、倒木のヒストグラム
(横軸は輝度値 $[\text{mW}/\text{cm}^2 \cdot \text{sr}]$, 縦軸は[画素数])(バンド 2~4 の凡例はバンド 1 と同じ)

4.1.2. DSM の作成

DSM を作成するために、あらかじめメッシュを用意し、各メッシュに入る LiDAR データのポイントパルスの高さの最大値をそのメッシュの高さとし、データの作成を行った。なお、メッシュのサイズは今回 1m としたが、メッシュ内にポイントが入らない場合が確認できたため、メディアンフィルタを施して値を周辺画素から埋めることにした。Fig.4-3 に対象地の DSM を示した。取得日が 2004 年春季であるが、その間に顕著な被害は発生しておらず、現地調査や空中写真を併用した判読からも、倒木域が表現されているため、分析に問題は無いと判断した。

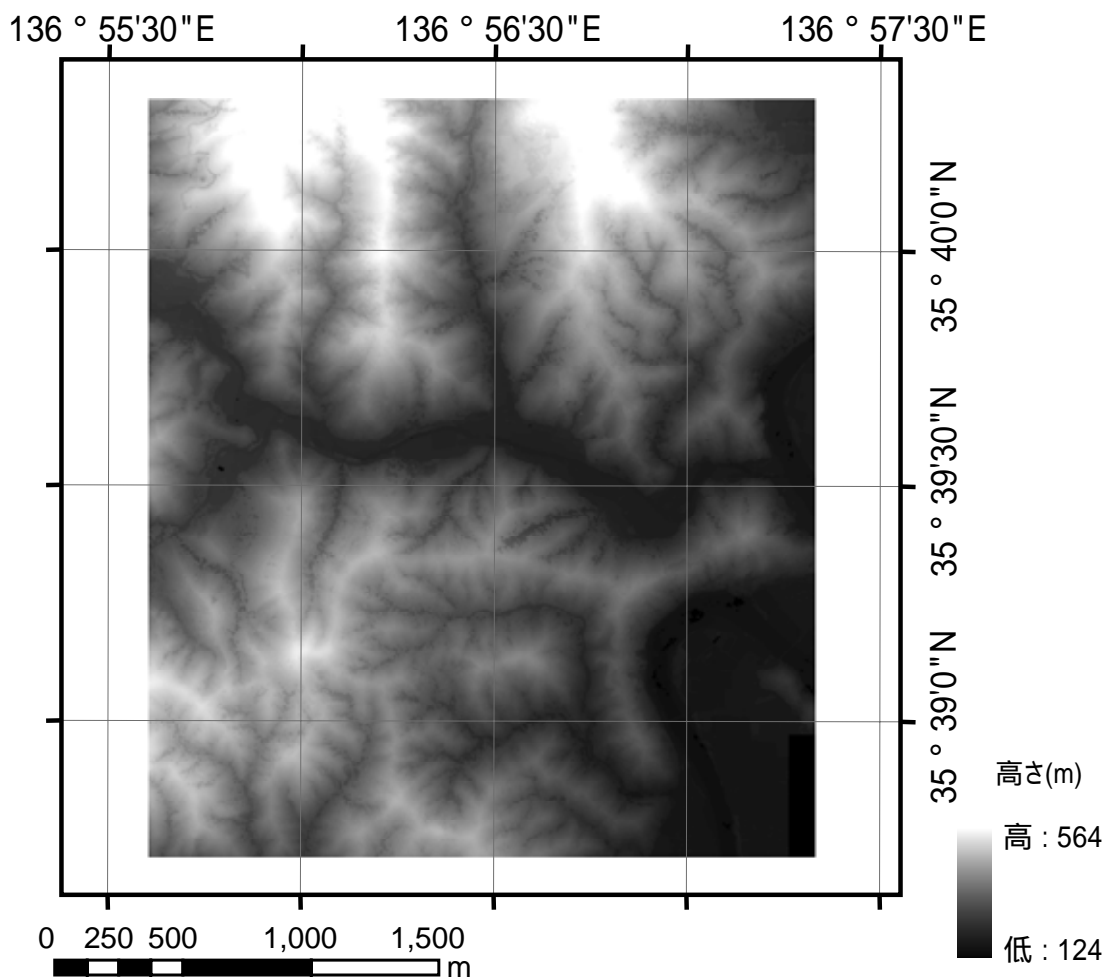


Fig. 4-3 フィルタリング処理により作成された DSM

次に、DSM で確認できた倒木被害と枯損被害を拡大して表示した(Fig.4-4)。この図は Fig.4-1 と同一の箇所を示したものである。DSM は白黒の濃淡で表現されており、白いほど高いことを表している。DSM によると、倒木箇所は高さ大きな変化が生じており、ギャップが発生していることが確認された。一方、枯損箇所では、倒木のようなギャップは発生しておらず、樹幹形状が表現されていた。

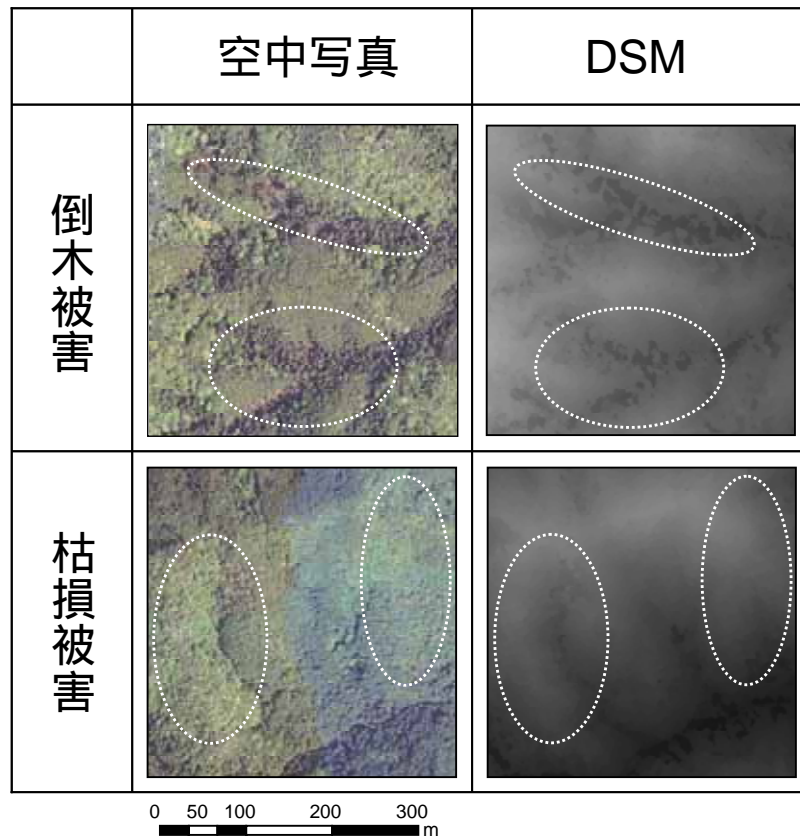


Fig. 4-4 倒木被害と枯損被害箇所における DSM

4.2. ギャップ抽出結果

3.2 章で検討したギャップ抽出手法について、DSM と DEM を用いて対象地全体へ適用した。適用した結果を Fig.4-5 に示した。白で示した箇所がギャップの抽出された箇所を示しており、各所に抽出された箇所が確認された。

次に、Fig.4-5 で白色の枠で示した 2 ヶ所を拡大して表示した(Fig.4-6)。DSM や空中写真で倒木域と判読できた箇所は、本研究で検討したギャップ抽出手法を適用したところ良好に抽出されたことを確認した。しかし、樹齢が若く樹高が低い林分では、誤ってギャップとして抽出された箇所があった。このような箇所は LiDAR データだけでは倒木被害と識別することは困難であり、光学センサ画像を併用しなければ除去することは困難であることが示唆された。

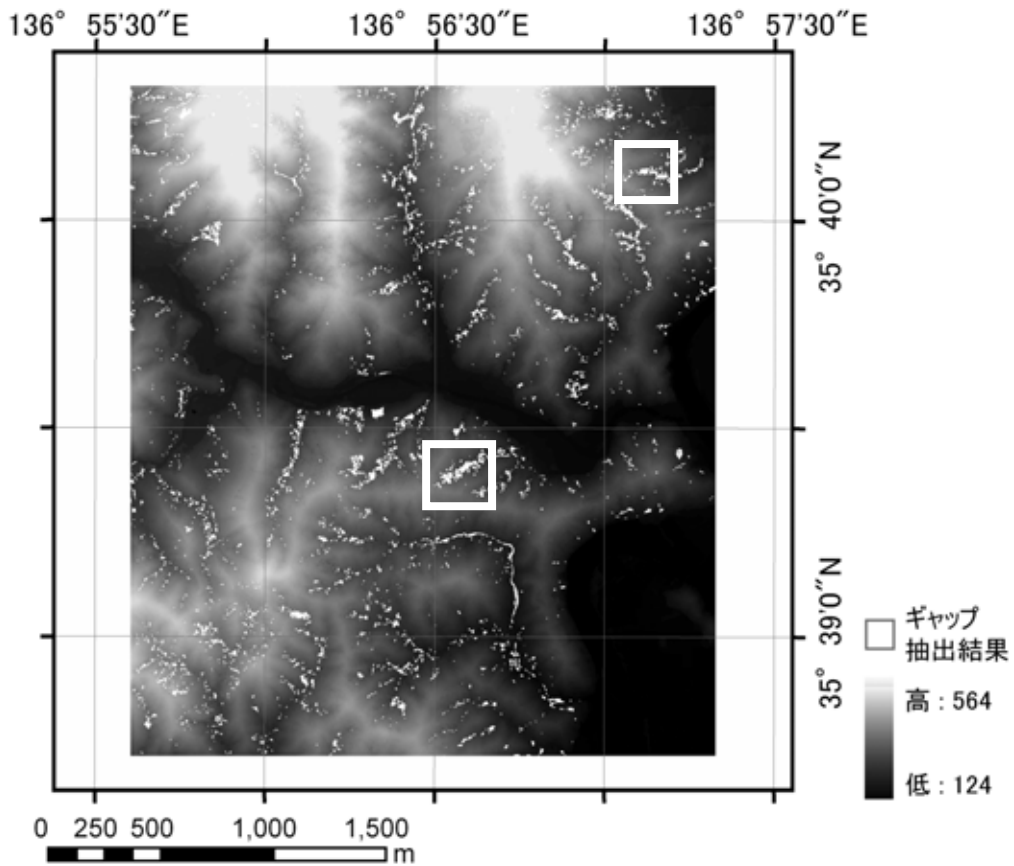


Fig. 4-5 ギャップ抽出結果

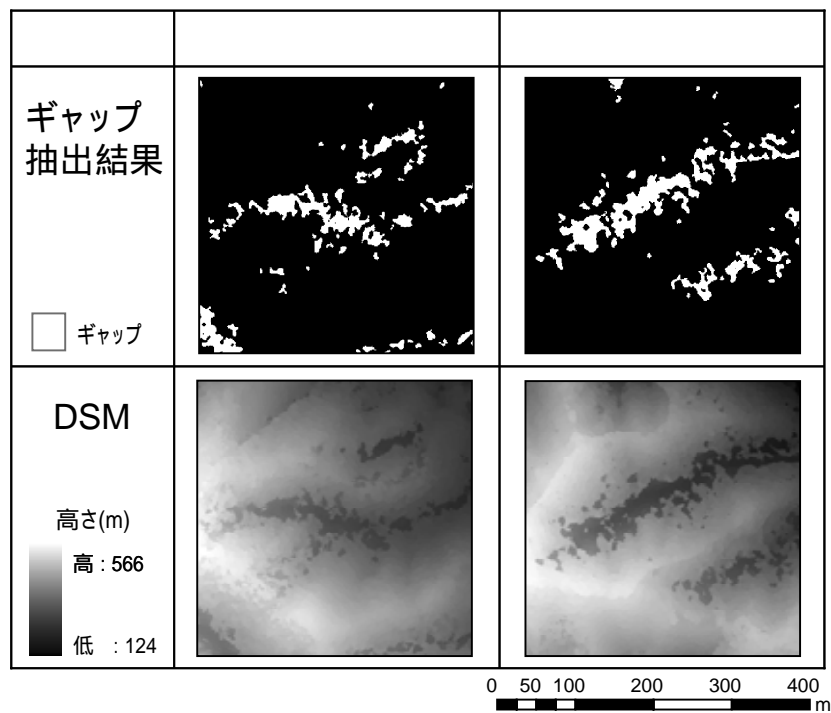


Fig. 4-6 ギャップ抽出結果の拡大

4.3. 被害検出モデルの構築

4.3.1. 教師データの取得

教師データは、枯損と倒木が比較的被害がまとまって発生した代表的な箇所であり、かつ空中写真から被害の判定が容易に可能な箇所から取得することにした。Fig.4-7には教師データの取得箇所を示した。

Fig.4-7で黄色い枠で囲んだ箇所が教師データの取得箇所である。主として倒木した箇所(図中)と、主として枯損した箇所(図中)を教師データとして設定した。教師データは、それぞれの箇所で $44 \times 37 = 1628$ 画素あり、合計で 3256 画素とした。教師データの取得箇所は、2004年に撮影された空中写真を基に、枯損、倒木、無被害を検出に使用するデータの解像度に合わせて各画素を判別した。

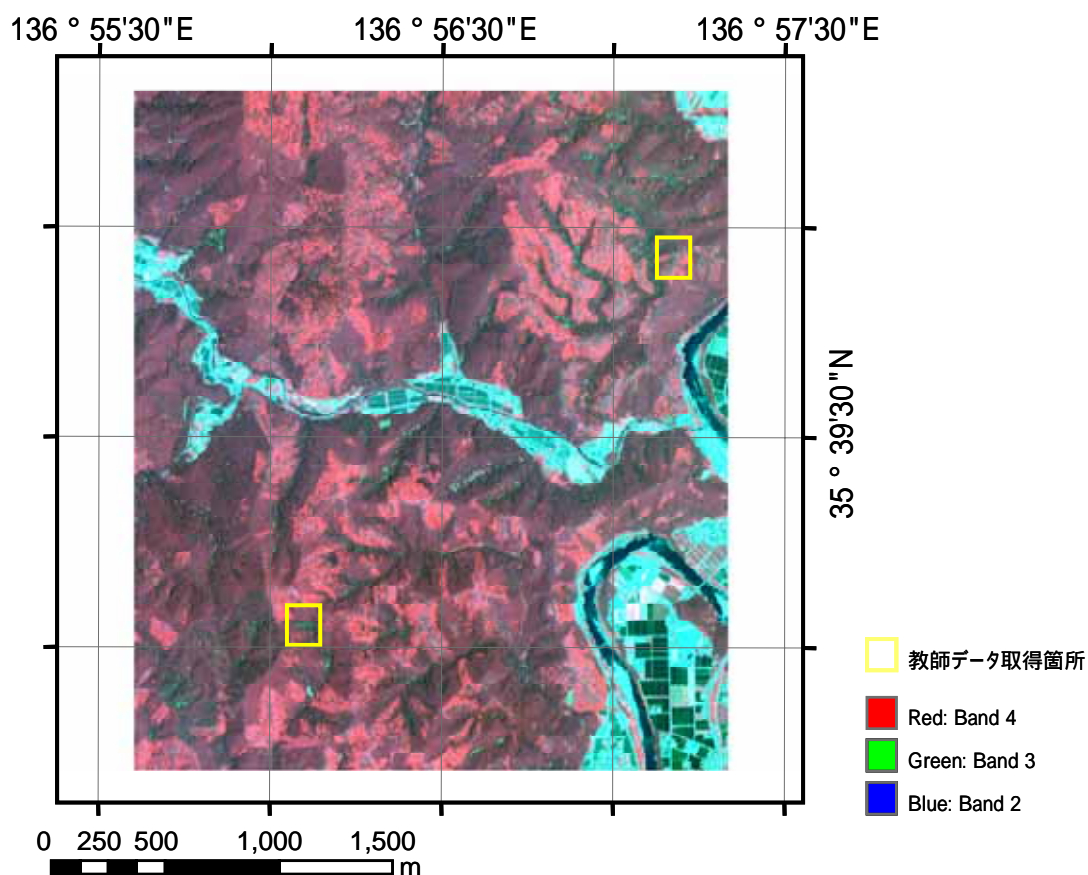


Fig. 4-7 教師データ取得箇所

Fig.4-8には教師データの取得箇所を拡大して表示した。上段には IKONOS 画像 (R,G,B=4,3,2)を示し、下段に教師データを示した。教師データ全体 3256 画素のうち、枯損被害と判読した画素が 378 画素、倒木被害と判読した画素が 216 画素、無被害が 2662 画素だった。この教師データを基に、最尤推定法によりモデルの推定を行うことにした。

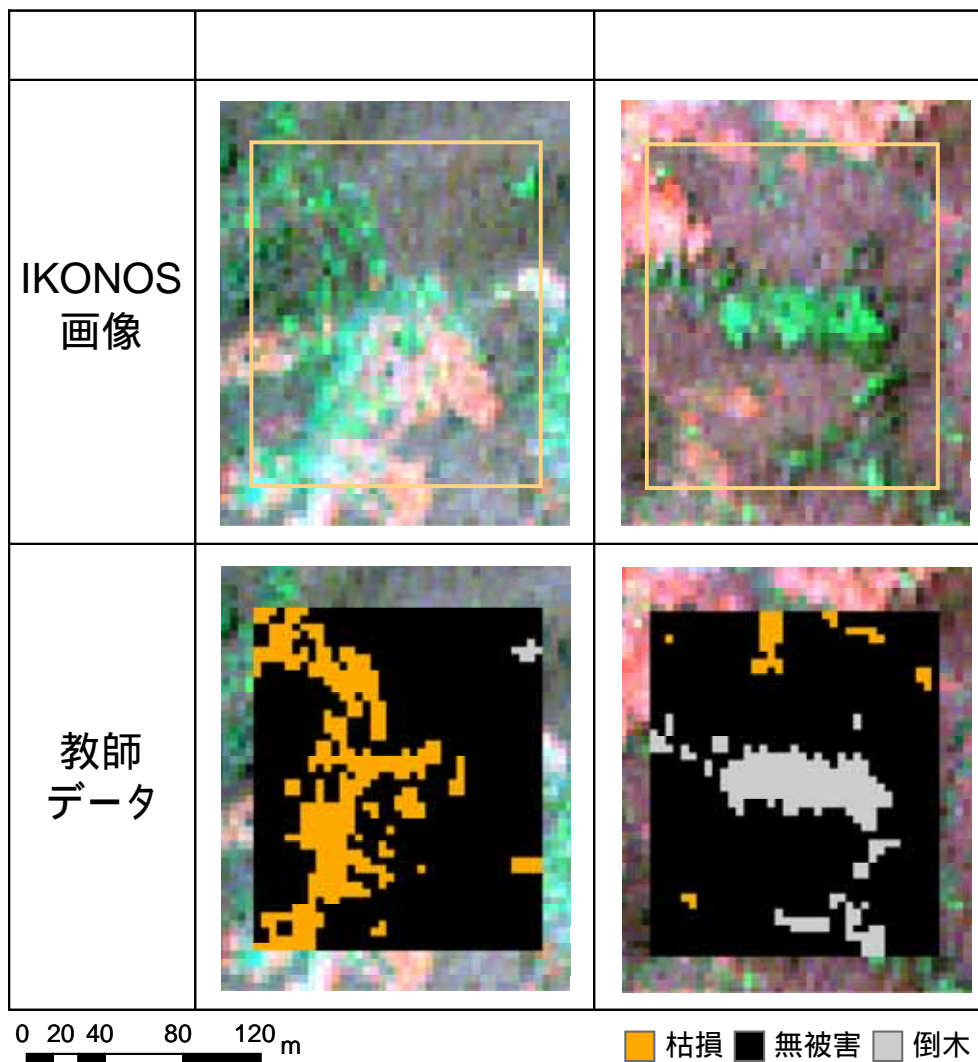


Fig. 4-8 教師データの拡大図

4.3.2. 被害検出モデルの評価

Table.4-1 にパラメータの推定されたパラメータを示し、合わせて各パラメータの Wald 統計量のカイ 2 乗値を示した。推定されたパラメータのうち、バンド 3 に乗ずるパラメータは正であり、これは枯損や倒木したことで赤色系の反射が強いことが被害を判別する要因として影響したと判断した。また、ギャップに乗ずるパラメータは倒木で正の値となっていた。従って、推定された各パラメータは常識的な値が得られたと判断した。また、Wald 統計量のカイ 2 乗値は全ての説明変数において 0.01%水準で有意であった。次に尤度比から求められた擬似決定係数を計算したところ 0.812 となっており、適合度の高いモデルを推定できたと判断した。

次に、推定したモデルを教師データ自身に適用し、検出精度の評価を行った。Table.4-2 に精度評価表を示した。また、Fig.4-9 には教師データと推定結果を示した。

Table. 4-1 パラメータ推定結果

Coefficients	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

Table. 4-2 教師データ内での精度評価表

		推定結果				
		枯損	倒木	無被害	合計	的中率
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%

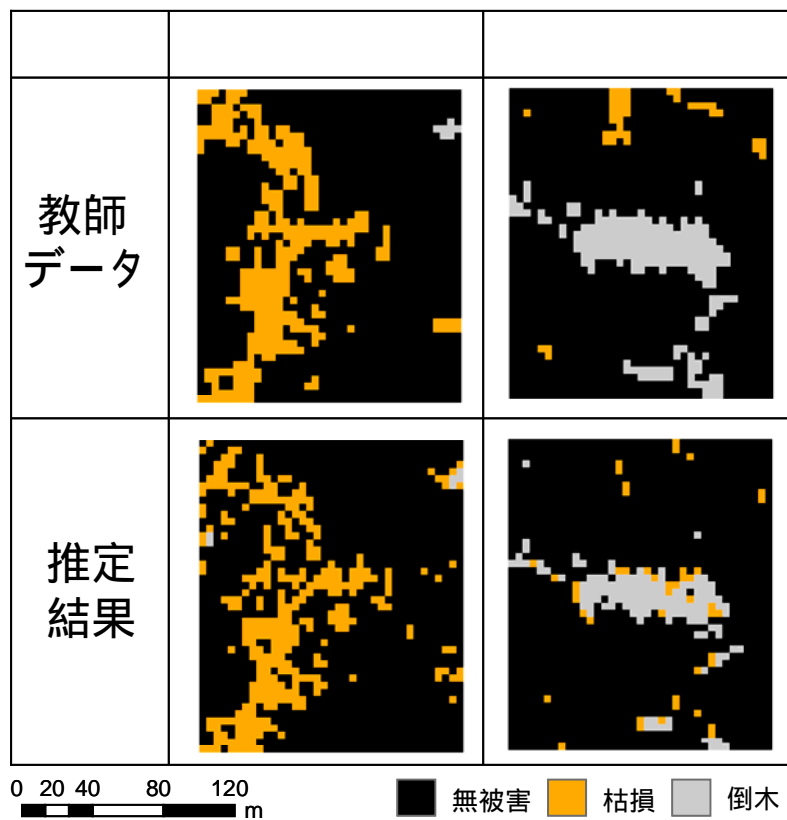


Fig. 4-9 教師データと推定結果の比較

全体としては、被害がまとまって発生した箇所は確実に検出されたことが確認された。しかし、主として被害の境界部において未検出の発生した箇所がみられた。

教師データ内の精度評価では、被害の枯損被害は378画素中283画素が的中した(74.9%)。的中しなかった95画素は、ほとんどが倒木ではなく無被害と判別された。この要因は3つ考えられ、(1)被害箇所に隣接した画素、(2)反射輝度が低い画素、(3)教師データと撮影時期の違い、に分けることが可能である。(1)の要因は、の教師エリアに多く確認され、的中しなかった画素が被害域との境界部分でミクセルである可能性が高い。一方、(2)のパターンはの教師エリアの上部に確認された。原因は地形的な要因で輝度が低くなった可能性が高い。ただし、対象地全体からは輝度が低い枯損箇所は少なかった。(3)は、教師データは2004年の空中写真が主であるが、2003年の画像であるため、被害が隣接する樹木に感染する前の可能性がある。しかし、IKONOS画像で無被害と推測され、空中写真では枯損と判別された箇所はほとんどなく、教師データには確認されなかった。全体的には(3)の要因は少ないと考えられる。

倒木箇所は216画素中、132画素が的中した(61.1%)。検出されなかった箇所は枯損と同様、比較的まとまった被害の境界部が大部分だった。これらの画素のうち、教師データで倒木としたが、無被害であった画素(48画素)はギャップ抽出結果で0の画素だった。一方、実際は倒木であるが枯損として判別された画素(36画素)は、ギャップ抽出結果は0であるものの、IKONOS画像でバンド3の反射が強かった。これは、データ間の位置ずれが影響した場合や、DSMによるギャップ抽出結果を最近隣法で4mの解像度にリサンプリングしたことが原因と考えられる。また、教師データで無被害としたものの、枯損被害として判別された箇所は、同様にまとまった被害域の境界に多く見られるため、位置ずれやミクセルの影響である。

Fig.4-10には、教師データと推定結果の違いを色分けで表示した。教師データでは倒木であるが、結果として枯損と判別された箇所は空中写真による判読や現地調査等からは、枯損したとは考えられないため、除去する手法を検討した。方法は次の流れとした。倒木被害と判別された箇所を抽出し、倒木被害箇所の抽出結果からフィルタリング処理を利用して隣接する画素を抽出する。抽出された隣接画素で倒木と判別されずギャップ抽出結果が0である画素を抽出し、無被害と判別する。以上の流れで除去した結果をFig.4-11に示した。この図によると、倒木域に隣接した枯損は無被害へ変わったことから、エラーが除去されたことが確認された。

以上の推定結果の評価および考察から、本節で推定した被害検出モデルはまとまった被害の中心部を確実に検出されたため、画像全体へ適用することにした。なお、倒木域に隣接する枯損画素を除去する方法についても適用することにした。

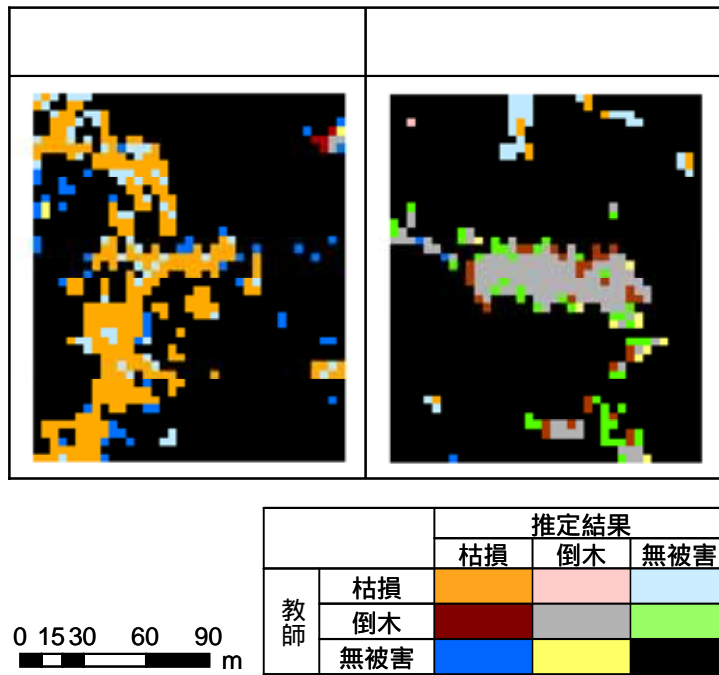


Fig. 4-10 教師データと推定結果との比較

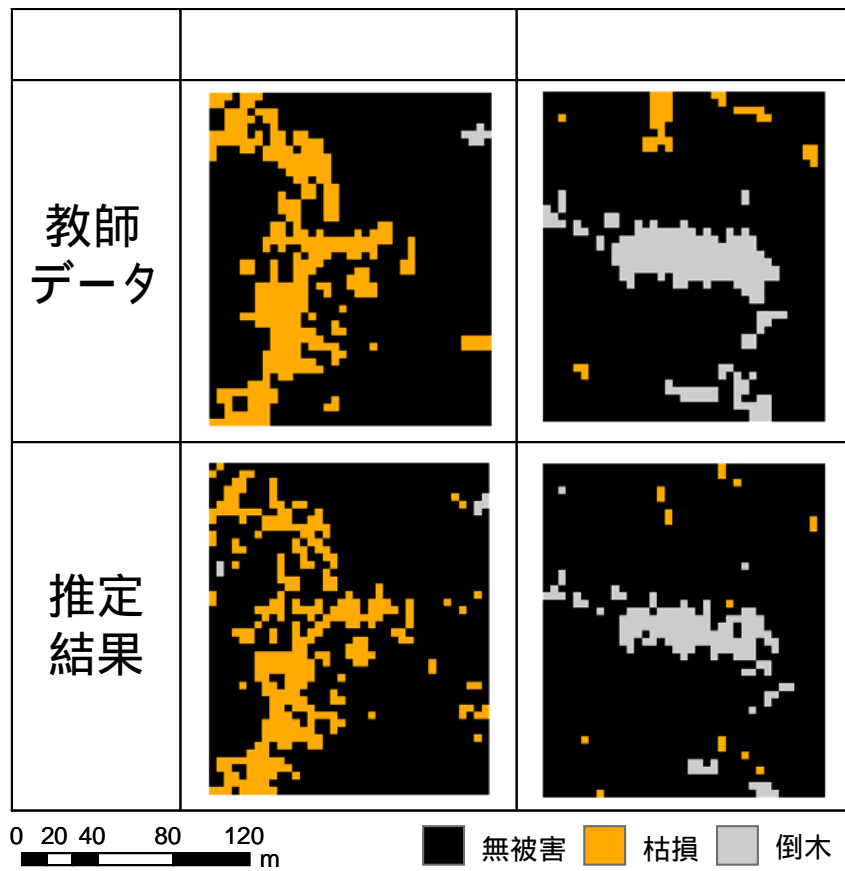


Fig. 4-11 倒木域に隣接する枯損を除去した推定結果と教師データとの比較

4.4. 開発した手法の適用結果

4.4.1. 適用結果の表示

4.3章で推定したモデルを画像全体へ適用した。Fig.4-12 に画像全体の被害検出結果を示した。画像の北東部には枯損や倒木が発生している箇所が多く分布していることが確認された。また、南側では倒木被害が主として発生していることが確認された。

次に、検出結果を詳細に観察するために5箇所の検出結果を拡大して表示することにした。Fig.4-13 に拡大した検出結果を示した。左の小図の星印は、対象地における位置を示した印である。

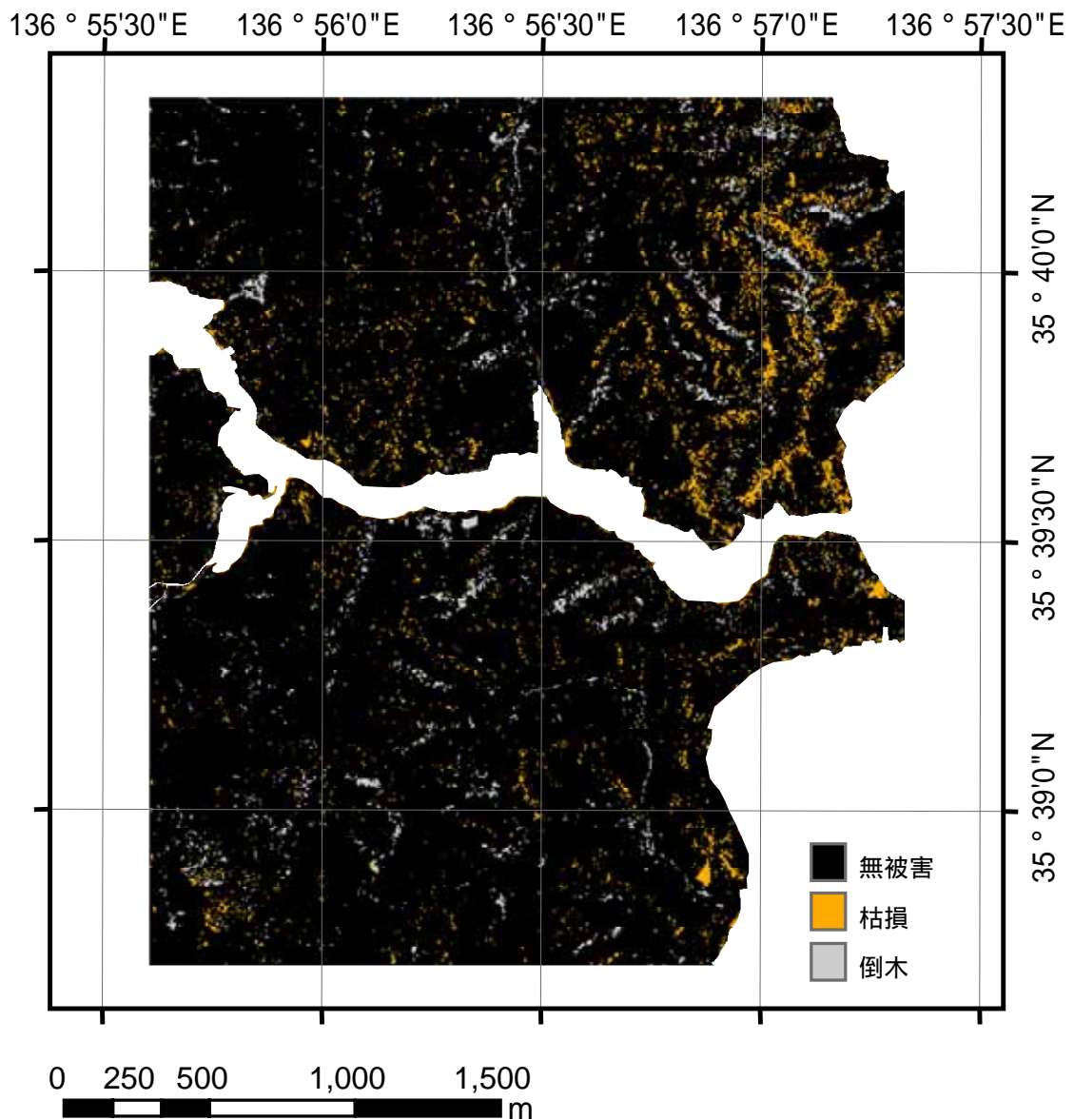


Fig. 4-12 画像全体へ適用した被害検出結果

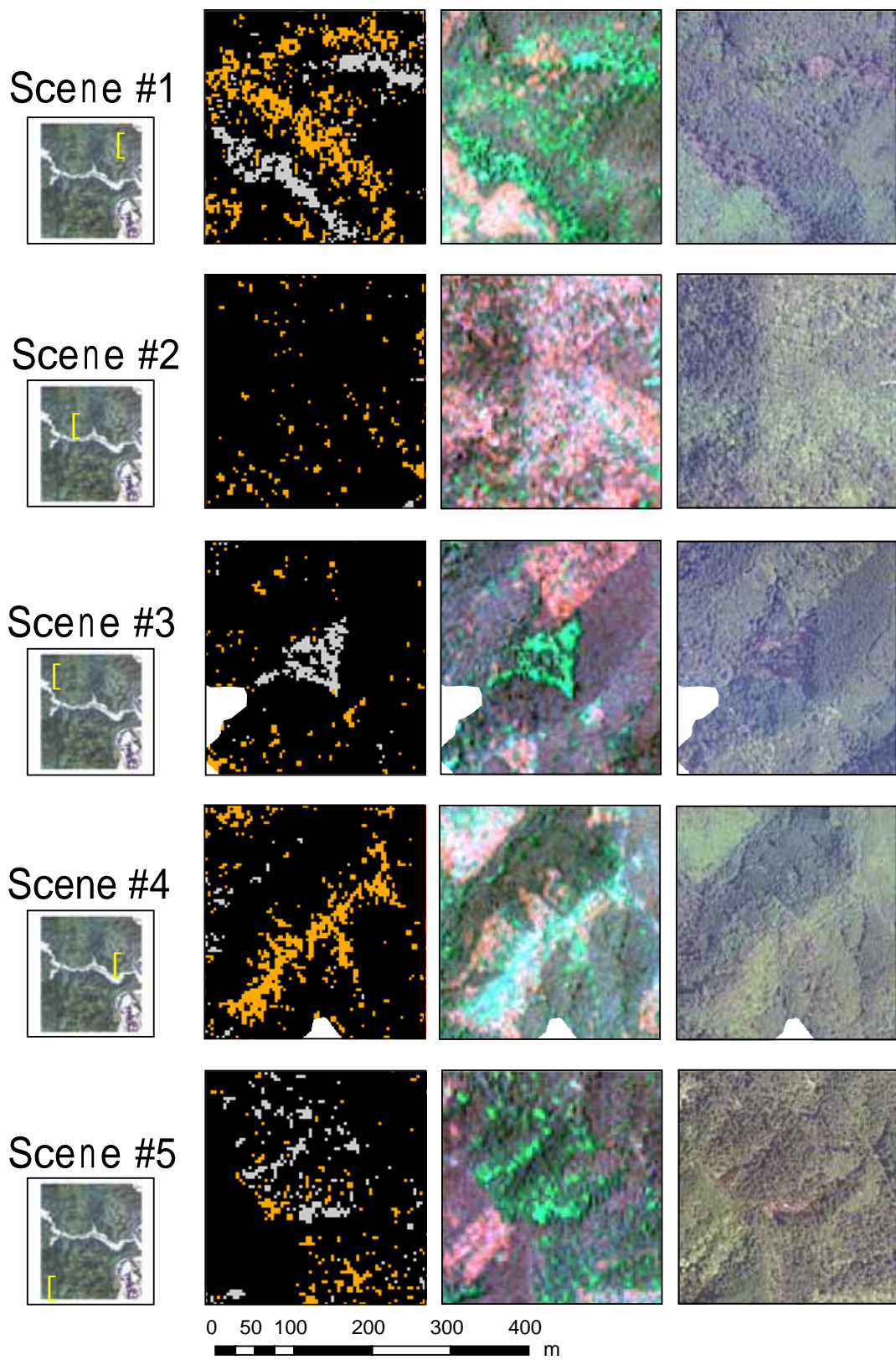


Fig. 4-13 検出結果の拡大図

(左:検出結果[凡例は Fig.4-12 と同一], 中:IKONOS 画像, 右:2004 年撮影空中写真)

Scene #1 は画像の北東部に位置し、枯損及び倒木被害が両方まとまって発生した箇所である。空中写真によると、谷沿いに倒木、尾根沿いに枯損が発生していることが確認できた。そして、検出結果と比較すると、まとまって発生した被害が良好に検出されたことが確認できた。

Scene #2 は落葉樹や常緑樹が混交しており、さらにマツの枯損が分散して発生している。その様子は空中写真と IKONOS 画像で確認できた。このように、分散的に被害が発生した箇所においても、本研究で開発した手法では枯損として検出されたことを確認できた。しかし、教師データ内の検出結果で考察したように、ミクセルの影響が入りバンド 3 の輝度値の変化が小さい画素では、単木の枯損の場合に検出できない場合があった。また、地形の影響で輝度値が低く、検出できない場合があった。

Scene #3 は空中写真によると、冠雪害による倒木がまとまって発生し、面積の大きい被害箇所(以下、激害)である。このような箇所でも、本研究で開発した手法では倒木として検出されたことが確認された。また、周辺には枯損がいくつか発生しており、良好に検出された。

Scene #4 は空中写真によると、尾根沿いにマツ枯れによる被害が比較的まとまって発生した箇所である。このような箇所においても、本研究で開発した手法では枯損として検出されることが確認された。

Scene #1 から 4 までは比較的良好な検出結果を得た箇所である。しかし、誤検出された箇所も確認された。Scene #5 は主としてスギ林が広がった箇所である。この箇所は、スギの冠雪害でまとまった倒木域が空中写真から確認できたが、比較的まばらに倒木した(確認できなかったが、一部間伐されている)箇所も確認された。まとまった倒木被害については良好に検出されたものの、まばらな倒木箇所では枯損として誤検出される箇所があることも確認された。

4.4.2. データフュージョンの有効性

2つのデータを組み合わせたことの有効性について考察を行った。Fig.4-14にはギャップ抽出結果と被害検出結果を比較した図を示した。黄色い円で囲んだ箇所が目にした箇所である。ギャップ抽出結果によると、この箇所はギャップとして抽出された。しかし、この箇所は空中写真によると樹高が低い箇所であり、倒木被害は発生していなかった。一方、この箇所を IKONOS 画像から判読すると、植生の反射特性に近かった。そのため、被害検出結果では倒木被害として表現されず、無被害となった。ギャップ抽出結果のみの場合、倒木被害ではないことを判定することは困難だが、IKONOS 画像では無被害であることが反射特性から明らかであるため、2つのデータを組み合わせた結果、倒木として検出されることはなかった。従って、2つのデータを組み合わせることによる有効性が明らかとなった。

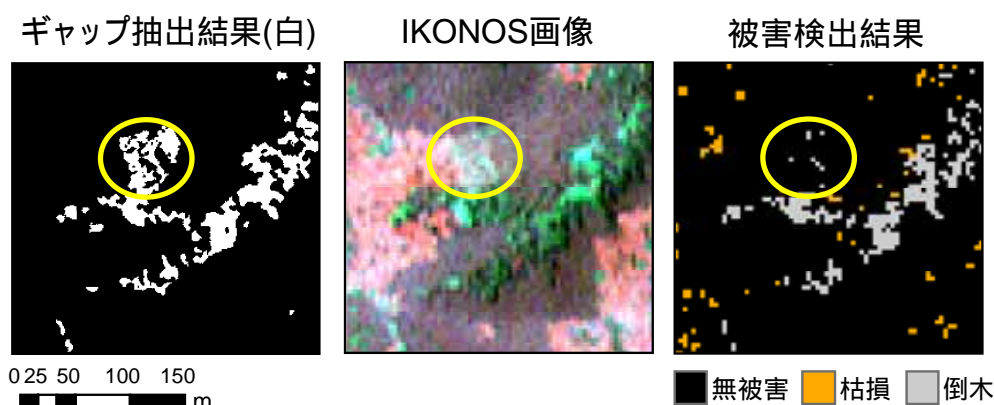


Fig. 4-14 ギャップ抽出結果と被害検出結果の比較(IKONOS 画像は R,G,B=4,3,2)

さらに、IKONOS 画像のみで被害検出した場合との結果の比較を行った。4.3 章で使用した教師データを用いて、IKONOS 画像(バンド 3 とバンド 4)のみの被害検出モデルを構築し、画像全体に適用した。Fig.4-15 には、Fig.4-13 の Scene #3 で示した箇所における IKONOS 画像のみで検出した結果と 2つのデータを組み合わせて行った検出結果を示し、ギャップ抽出結果も併せて示した。

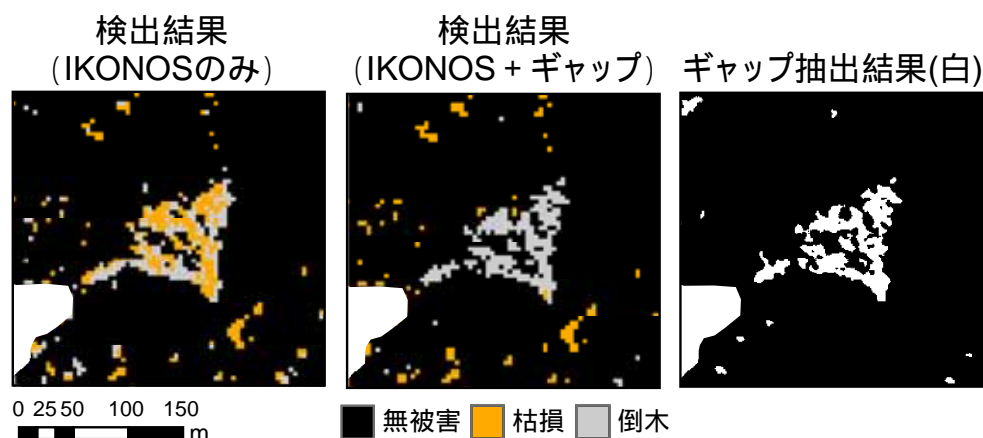


Fig. 4-15 IKONOS 画像のみによる検出結果との比較

画像中央部のまとまった倒木被害は、IKONOS 画像のみで検出した場合、枯損として検出された画素が多数存在していた。しかし、ギャップ抽出結果を組み合わせた検出結果によると、実際は倒木であるが枯損として検出されてしまうエラーを防いでいたことが確認された。また、この激害域の周辺では、空中写真の判読からは倒木が発生していないことを確認したが、倒木として検出された画素が散在していた。しかし、ギャップ抽出結果と組み合わせることで、倒木として検出されるエラーはほとんど発生しなかった。従って、IKONOS 画像のみで検出した場合と比較して、重ね合わせたことでエラーを防ぐことが可能であることが明らかとなった。

4.4.3. 3次元処理による表示

発生箇所の立地条件を視覚的に把握可能とするため、検出結果に対して3次元処理を施し、表示させることにした。3次元表示に使用する地形データは、ギャップ抽出手法で用いたDEMを使用し、背景は空中写真と森林基本図(1/5000)を使用した。森林基本図はIKONOS画像撮影時間における太陽高度角、方位角を参照し陰影処理を施した。また、空中写真には林小班の境界をオーバーレイさせた。Fig.4-16に空中写真に検出結果をオーバーレイさせた図、Fig.4-17に森林基本図と被害検出結果をオーバーレイさせた図を示した。

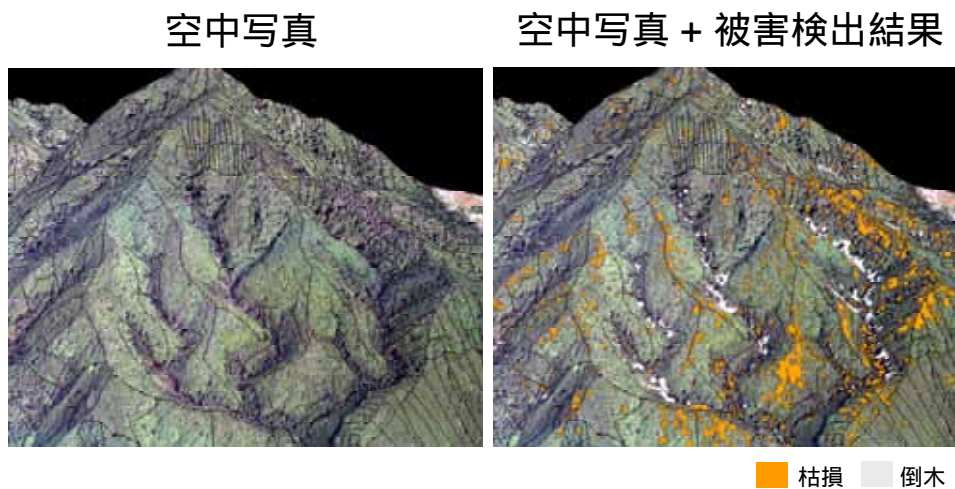


Fig. 4-16 空中写真と被害検出結果の3次元表示(黒線は林小班の境界)

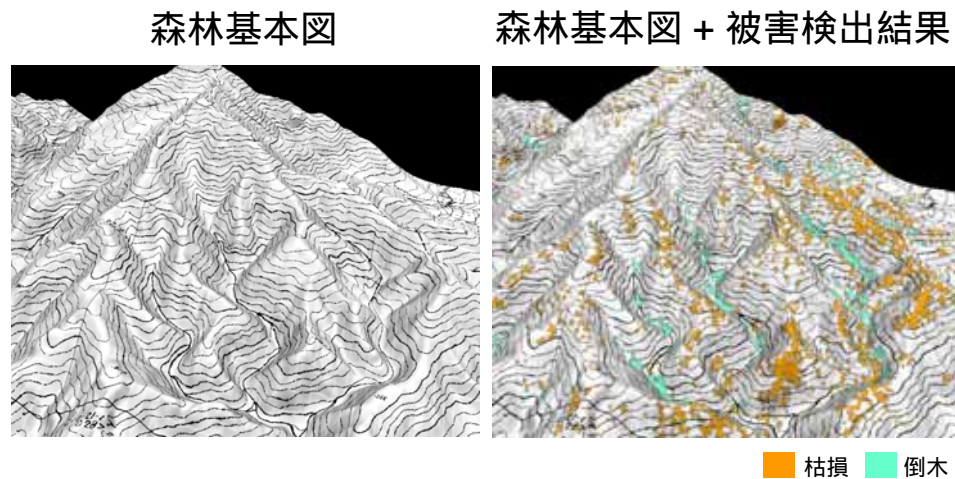


Fig. 4-17 森林基本図と被害検出結果の3次元表示

3次元表示させた図からは、枯損は尾根沿いに分布し、倒木は谷沿いに分布している傾向が強いことを視覚的に把握できた。従って、このような図を用いることで現実世界の表現にできるだけ近くし、現場での理解を容易とすることが可能になると考えられる。

4.5. 精度検証

本研究で開発した被害検出手法の有効性を明らかにするために、精度検証は(1)検出されたが実際には被害ではない「空振り」及び、実際には被害だが検出されない「見逃し」による検証と、(2)被害面積の大きい激害域における面的な検証、という2つの観点から行うことにした。(1)空振りは、本研究で開発された手法で検出された画素が、実際に発生した被害としての的中した画素をカウントすることで評価する。また、見逃しは実際に発生した被害が、本研究で開発された手法で検出されたかどうかを判定することで評価する。(2)激害域における検証は、被害は面積の大きいまとまった被害の把握が重要である、という考えに基づいた面的な評価であり、実際の被害面積と検出結果の割合で評価する。

4.5.1. 空振りで見逃しの検証

空振りで見逃しは、枯損と倒木で50画素ずつ検証画素を用意した。空振りは検出結果から50画素をランダムに選択し、空中写真からの判定を行うことにした。見逃しは、対象地をメッシュで分割させ、1メッシュに1点被害が空中写真からサンプリングされるように抽出し、その点と重なる画素の検出結果と比較して、的中の判定を行うことにした。

Fig.4-18には検証箇所地点を示し、Table.4-3に検証結果を示した。

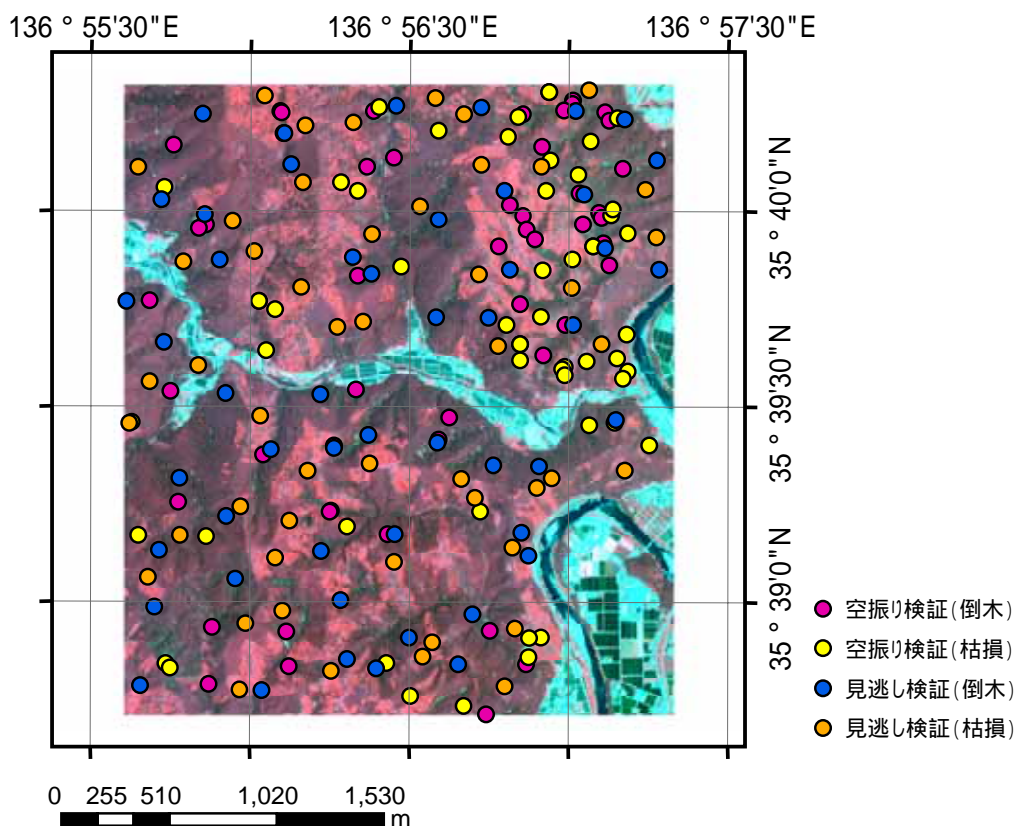


Fig. 4-18 空振りで見逃しの観点で精度検証を行った箇所

Table. 4-3 空振りと見逃しの観点による検証結果

被害	評価	的中画素数	的中率
枯損	空振り	39 / 50	78%
	見逃し	37 / 50	74%
倒木	空振り	41 / 50	82%
	見逃し	42 / 50	84%

4.5.2. 激害域における面的な検証

次に、激害域における面的な検証を行った。倒木と枯損で各 2 箇所、激害と判断された箇所を抽出した。Fig.4-19 には検証の対象とした領域を示した。また、Table.4-4 には検証結果を示し、Fig.4-20 には各箇所の拡大図を示した。

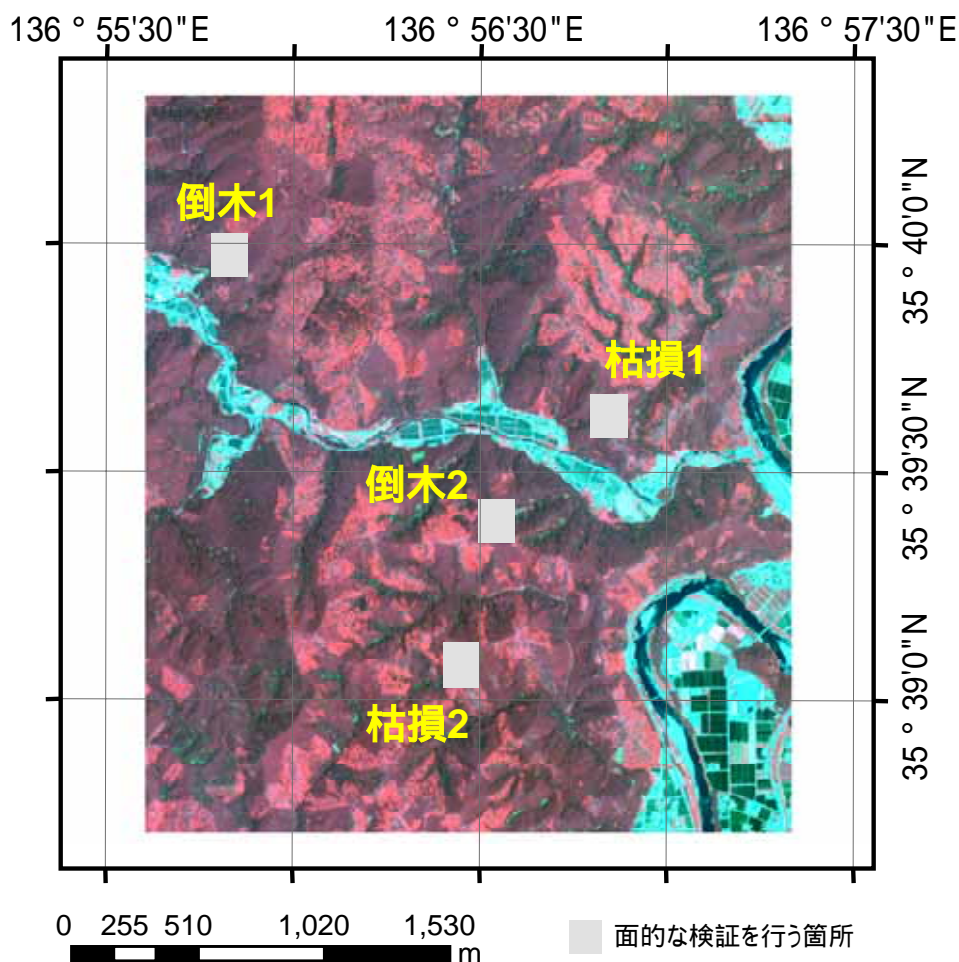


Fig. 4-19 激害域の検証箇所

Table. 4-4 激害域における検証結果

	的中画素数	的中率
枯損 1	228 / 346	65.9%
枯損 2	86 / 162	53.1%
倒木 1	198 / 292	67.8%
倒木 2	178 / 278	64.0%

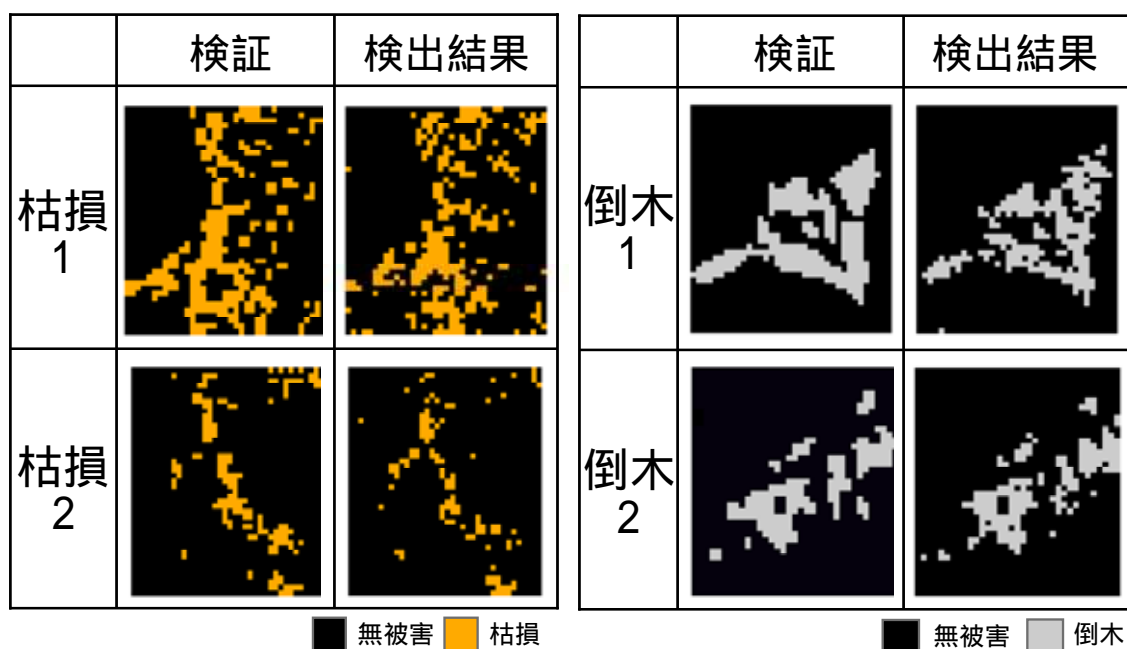


Fig. 4-20 激害域の検証データと検出結果の比較

検証データと検出結果を比較すると、大まかな分布は的中しているため、良好な結果が得られたと判断した。また、Table.4-4 の定量的な検証結果によると、4箇所とも60%前後の的中率だった。的中しなかった画素は先述してきた通り、まとまった被害の境界付近で無被害となる傾向があった。さらに、枯損は倒木被害より分散しているため、境界でエラーとなる画素が倒木より多い。その結果、枯損2の箇所では的中率は53%程度だったと推測された。ただし、被害域の位置は確実に把握が可能である点と、大まかな面積、分布は確実に把握可能であることを考慮すると、激害域は適切に検出されたと判断した。

4.5.3. 検証結果の考察

見逃しと空振りの観点による検証を行った結果、枯損の的中率は75%前後、倒木の的中率は80%前後だった(Table.4-3)。さらに、激害域の面的な検証を行った結果、枯損の的中

率で 60%前後、倒木の的中率で 65%前後となっており(Table.4-4)、激害の箇所を中心部は確実に検出されたことが確認された。従って、本研究で開発した被害検出手法を用いることで、激害のように比較的まとまった被害だけでなく、分散的に発生した被害についても両方が検出可能であることが示された。従って、4m の空間解像度のデータであることを考慮すると、枯損では単木から数本のスケールから大きい被害、倒木の場合も単木～数本のスケールから大きい被害が検出可能であることが明らかとなった。

見逃しや空振りによるエラーは、被害の境界部分で多く確認された。面的に検証した際の的中率が点の検証の的中率より低かった原因は、境界部分での的中しなかった部分が多数影響したためである。境界部分での的中しなかった理由としては、4.3.2 章で先述したが以下の項目が挙げられる。(1)ミクセルの要因、(2)データの位置ずれ、(3)ギャップ抽出結果のリサンプリング方法が挙げられる。(1)の原因は、被害と無被害の境界付近の画素内では、画素内に健全木と被害域の境界が通って両方が混在した状態となるため、良好に検出できない画素が存在するためである。(2)位置ずれは、それぞれのデータが持つわずかな位置精度の違いが誤差を引き起こした可能性がある。DSM の基データである LiDAR データは、Table.1-3 で示したように、パルス自身は 30cm の精度であるため、1m の DSM を作成しても影響は小さい。しかし、IKONOS 画像は解像度が 4m であることから、半画素程度(2m)のずれが生じている可能性があるため、重ね合わせた際に位置ずれが発生し、検出の際にエラーとなった可能性がある。(3)ギャップ抽出結果のリサンプリング方法は、IKONOS マルチスペクトル画像の解像度に合わせるために、最近隣法(方法は村井, 2002 参照)を用いて 4m に解像度を落とした。そのため、ギャップである領域とギャップではない領域が画素内に混在すると、IKONOS 画像では赤色系の反射が強まる画素となる可能性が高くなり、ギャップでない画素である場合は枯損と判定される恐れがある。従って、データを組み合わせる場合、高解像度の方のデータについては、高い解像度を保持しつつ検出可能とする手法の改良が必要である。本研究の場合、ギャップ抽出結果は光学センサ画像より高い解像度であることから、手法の改良によって高い解像度で倒木域を検出できる可能性がある。この要因は、Pohl and Genderen(1998)でも、幾何精度とリサンプリング方法が、前処理の段階で重要なファクターとして挙げられており、改善する必要がある。他にも、4.1.1 章で述べたように、今回は地形要因による補正を行っていないが、取得する時期によっては斜面方位で輝度値が大きく異なる場合がある。検出精度を左右する可能性があるため、補正法の開発を含めて今後も検討が必要である。

データの特性や検出手法の要因で発生するエラー以外にも、誤検出や未検出が発生する場合がいくつか確認された。それは、(1)元から密度の低い林分で被害が発生していないが被害として検出される場合、(2)マスキング処理で除去しきれない非森林域が倒木として検出される場合、(3)伐採地が倒木として検出される場合、が挙げられる。(1)の要因は、特に間伐直後で樹冠が閉鎖していない場合、4m の解像度では十分に表現されず、土壌の反射特性がミクセルとして影響し、枯損として検出されることが予想される。また、十分に樹木

間に 1 画素以上の距離がある場合、その間はギャップとして認識され、倒木と誤検出されてしまう可能性がある。(2)の要因は、マスキング処理を行うための GIS データが十分に森林域を表現できない場合、林道や林小班の境界部が森林域として含まれてしまうため、被害として検出される可能性が考えられる。しかし、林道や線状となる場合が多いため判別は容易である。また、林小班の境界部は林小班のポリゴンデータ等が整備されていれば判別は可能だと考えられる。(3)の要因は、伐採地が明確に確認できる領域で画像上から確認できるため、比較的容易に判別可能である。ただし、(1)から(3)の要因によるエラーは、リモートセンシングデータのみでは除去できない問題を含んでいるため、実用化するには伐採履歴や間伐履歴等の他のデータとの併用が望ましい。

また、今回はまとまった被害箇所ので代表的な箇所を任意に抽出し、被害検出モデルの構築を行った。しかし、教師データ取得の段階では、どの箇所で教師データを取得することが適切であるかを評価することが、広域に展開することが可能な被害検出モデルを構築する際に重要となり、従って教師データの代表性やモデルの空間移転性を考慮する必要がある。今回、検出結果の定性的な確認と精度検証から、誤検出や未検出に地域的な偏りは確認されなかったが、厳密には空間移転性の評価が必要な場合もあると考えられる。IKONOS や QuickBird 等の高解像度衛星画像の場合、マルチスペクトル画像より解像度が高いパンクロマティック画像やパンシャープン画像が入手可能であるため、対象地域で分散して教師データを取得した上でモデルを推定できる可能性がある。従って、実用性の観点からは空間移転性の問題を軽減させることは可能であると考えられる。また、衛星画像による土地被覆分類を行う場合においても、教師データの代表性が問題となることは従来から指摘されている(小島・大林, 1998)。従って、教師データの適切性や代表性の評価はさらなる検討が必要である。最後に、Table.4-5 には誤差要因をまとめたものを示した。

Table. 4-5 誤差要因のまとめ

枯損被害	共通	倒木被害
<ul style="list-style-type: none"> 斜面方位によっては輝度値が低い 	<ul style="list-style-type: none"> 被害と無被害の境界部におけるミクセルの問題 1 画素未満の被害 2 つのデータの位置精度 取得時期, 季節 教師データ(モデル)の代表性 	<ul style="list-style-type: none"> 疎な林分, 間伐して間もない林分 伐採地, 林道 ギャップ抽出結果のリサンプリング方法

4.6. 実用性の観点からの考察

4.6.1. 実用化に向けての課題

本研究で開発した手法から得られる森林被害検出結果の実利用を考慮した場合、検討すべき課題を明らかにする必要がある。そこで、本研究で開発した被害検出手法を実際の森林管理で使用するために、以下に示す2点の課題が考えられた。

1点目として、森林被害の種類を特定する必要があることが挙げられる。本研究で開発した被害検出手法では、数本からの被害を検出可能であり、激害だけではなく分散的な被害も把握することが可能であることが示された。ただし、本研究では、検出される枯損と倒木が、どの森林被害の種類に属するかを判定することは、対象とはしていない。種類を特定するためには、被害を引き起こす要因となりうる様々な情報を含め、総体的に判断する必要があることから、リモートセンシングデータ以外の情報を含め、被害の種類を特定可能とする方法を検討する必要がある。この点は今後の課題と考えられる。

2点目として、現地踏査で行われる測量による被害面積の計測と、高解像度リモートセンシングデータによる面積の計測では解像度が異なるため、結果に差異が生じる場合があることが挙げられる。現地踏査による被害面積は、主にコンパス測量を用いて計測され、あらかじめ測量した基準の地点からコンパスとレーザレンジファインダを用いて、計測する点(測点)の方位角と高低角、斜距離を計測して測点の座標を求める(西尾, 1998)。そして被害領域の計測のためには、被害と無被害の境界部から測点を決定し、点を結んで領域としている。測量の場合は、計測精度を高くすることは、その分の時間を必要とするが可能である。一方、リモートセンシングデータは、データの持つ仕様以上に空間的な精度を高めることはできない。また、リモートセンシングによる被害面積は樹冠を使用して被害領域を計測するのに対し、測量による被害領域は、主として幹を基準として被害領域を計測することから、比較した場合に差異が生じる。従って、仕様するリモートセンシングデータの空間解像度を超える精度を求める場合には、現地踏査による測量が必要となる。Fig. 4-21には倒木被害を例としてコンパス測量で実測した被害領域と、本研究の被害検出結果を比較した図を示した。

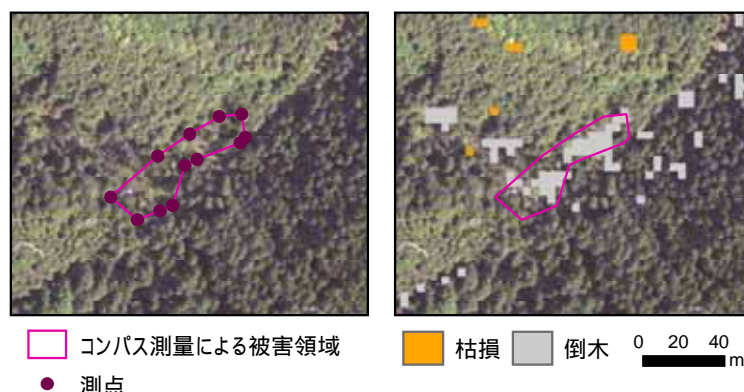


Fig. 4-21 実測による被害領域と被害検出結果の比較(背景は空中写真)

リモートセンシングでは、短時間で網羅的に被害の分布が把握可能であり、一方、測量の場合は時間がかかるものの、1つ1つの被害箇所の面積をより正確に計測できる。つまり、リモートセンシングによる被害面積の計測と、測量による正確な被害面積の計測では、時間と空間精度の面でトレードオフの関係となる。そのため、リモートセンシングによる被害検出結果は被害の分布傾向と被害の広さや位置を把握することに用い、正確な面積測定を行う場合は、被害検出結果から必要な場所を特定した上で、測量によって確定させる手法をとることが望ましいと考えられる。

以上の考察から、検出結果をさらなる実利用へ有効に活用するためには、今後解決すべき課題があることが示された。しかし、本研究で開発された手法を用いることで、被害がどの場所で起きていて、どの程度の面積の被害が発生しているかを明確に把握可能であり、どの場所を優先的に調査するべきかを指定可能であることは、強調すべき点である。

4.6.2. 検出結果の活用可能性

本研究で開発した検出手法による被害検出結果を用い、今後の実用上の活用可能性について検討を行う。

本研究で開発した手法を用いることで、行政や土地所有者等は網羅的かつ広域的に被害を把握可能となることから、被害検出結果を有効に活用し、優先度を設定した上で適切な処置が行われることが期待される。例えば、アクセシビリティを重視した場合、林道に近く被害面積が広い箇所では、対策が優先されると考えられる。また、土砂災害の危険を重視した場合、土砂災害危険地域では土石流の被害を防ぐため、倒木の除去作業が優先して行われると考えられる。一方、病虫害による枯損被害の場合、被害面積の小さい段階で防虫対策を施すことで、被害の拡大を防げる可能性があると考えられる。ただし、これらの対策を施す際は、被害検出結果だけで意思決定を行うことは現実的ではない。林道や土地の所有状況、施業履歴、樹種分布、地形等の様々な地理的条件を重ね合わせ、具体的な復旧及び復興の管理計画が総合的かつ合理的に判断されることが望ましい。また、発生箇所との関連性を分析した上で、発生要因等も考慮に入れることで、未然に防止する対策を施す際に効果的であると考えられる。従って、要因及び関連性があると判断された空間情報をオーバーレイし、分析を行った上で適切な意思決定を行うべきだと考えられる。最近では、森林関係の地図情報がデジタル化され、森林 GIS として管理される仕組みが整いつつあることから(木平ら, 1998)、森林関係の空間情報が統合的に扱うことが可能となってきた。今後、被害検出結果が森林 GIS の枠組みと一体化して活用されれば、最適な意思決定が行われることに寄与できることが期待される。

また、自治体は統合型 GIS を推進していることから(総務省自治行政局地域情報政策室, 2004)、被害検出結果が Web を通じ、迅速かつ効率的に各部署や事業体に流通され、様々な主体によって利活用されることが期待される。特に岐阜県は統合型 GIS の整備に積極的であり、ふるさと地理情報センターや、外部公開型森林 GIS「ふおれナビ」が Web 上で公

開されており、一般市民でも容易に閲覧可能である。被害情報が公開されることで、実際の土地所有者への情報提供や被害の周知に効果的と考えられる。

今回、被害検出結果は平面図による結果(4.4.1 章)と 3 次元処理を施した結果を表示した(4.4.3 章)。3 次元処理を行った表示結果は、平面図と比べてより現実世界に近い形で被害分布が視覚化されており、被害分布の地形的な要因が容易に理解できた。このような 3 次元処理による可視化は、3 次元 GIS 技術の発展によって容易に視覚化可能となっており、森林 GIS の一部として効果を発揮することが期待される。岐阜県では前掲の「ふおれナビ」において、3 次元の WebGIS が構築されている(Fig.4-22)。



Fig. 4-22 外部公開型森林GIS「ぎふ ふおれナビ」の3次元表示モード

従って、この 3 次元処理による可視化は、被害状況の表現方法として効果的なだけでなく、被害の地形的な発生要因を容易に把握可能とし、発生要因の解明に寄与する可能性がある。

5. 終論

5.1. 結論

本研究では、行政機関等の管理主体が森林被害を正確に検出するために、実利用への注目が集まっている高解像度リモートセンシングデータ(高解像度の光学センサ画像, LiDAR データ)を用いて、森林被害を検出する手法の開発を行うことを目的とした。本研究で得られた成果を以下にまとめる。

1. リモートセンシングデータを用いて検出する森林被害を形態から類型化し、倒木と枯損に分類できることを示した。そして、従来のリモートセンシングデータによる森林被害検出に関する研究は、光学センサ画像を用いて枯損および倒木を、事例ごとに様々なアプローチで検出していることを示した。そこで、森林管理主体が客観的に被害を検出するという実利用の観点からは、類型化した枯損と倒木を分離して検出可能な統合的な手法の開発が必要であり、被害を検出した上で、倒木と枯損を分離して検出する手法開発に着眼点を置くべきであることを明確にした。
2. 光学センサ画像は被害箇所を検出するのは容易であるものの、2つの被害を分離することは困難であることを示した。一方、LiDAR データは倒木で樹冠との間にできる隙間であるギャップを抽出することで倒木を検出できるものの、枯損の検出は困難であることを示した。そこで、2つのデータのフュージョン(統合処理)を行い、それぞれのデータが持つ欠点を補うことで、枯損と倒木を分離して検出できる方法を明らかにした。具体的には、LiDAR データから抽出されたギャップ抽出結果と、光学センサ画像の各バンドの輝度値を被説明変数とし、無被害、枯損、倒木の3つのクラスを被説明変数とする被害検出モデルを構築することにし、Multinomial Logit Model を使用した被害検出手法を開発した。
3. 本研究で開発した被害検出手法を、岐阜県郡上市美並町の森林域(3km×2.6km)に適用した。精度検証は空中写真を用いて行い、検出されたが実際には無被害である「空振り」と、実際には被害だが検出されない「見逃し」という2つの観点から行い、枯損はそれぞれ78%と74%、倒木はそれぞれ82%と84%の的中率を得た。さらに、激害域をそれぞれの被害で2箇所抽出し、空中写真から作成した検証データと比較した面的な精度検証を行い、枯損被害は60%前後、倒木被害は65%前後が的中した。さらに、それぞれのデータによる検出結果と比較し、フュージョンを行ったことの有効性を確認した。なお、誤差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、位置精度、データの解像度の違い等がエラーを起こすことを示し、伐採や間伐等で誤検出が発生する可能性があることを示した。

4. 本研究で開発した手法では、どの場所で倒木と枯損が発生したかを把握可能であることから、被害の優先的な調査を行う際に有効である点を示した。また、森林 GIS を用いて他の空間データとの関連性から、被害の復旧及び復興作業に対策を講じる際の、具体的な管理計画に貢献できる可能性を示し、被害の発生要因を解明することで被害の未然の防止に寄与できる可能性があることを示した。

5.2. 今後の課題と展望

手法の課題としては、森林被害の種類を明らかにする方法を検討する必要性が挙げられる。また、測量から計測した被害と本手法による検出結果では面積に違いが生じることから、その点を考慮した、より正確に面積を計測できる手法の改良が必要だと考えられる。そのためには、解像度の高い方のデータの質を落とさずにデータフュージョンを可能とする手法を開発することや、光学センサ画像で発生するミクセルの問題についても今後の検討課題である。さらに、今回は被害検出モデルとして Multinomial Logit Model を使用したが、質的データと連続データを組み合わせることが可能な統計モデルは、他にも幾つか存在する。それらの統計モデルへの適用可能性についても今後検討していきたい。

高解像度リモートセンシングデータは、光学センサ画像については今回、地形補正を行わなかった。しかし、実用性の観点からはデータ取得の時期で検出精度が異なる「ぶれ」をできるだけ軽減させる必要があるため、補正方法の改善が必須である。地形補正手法は様々なアプローチが提案されているが(竹島ら, 2004)、適切な方法はいまだ見出されておらず、今後の課題である。また、本研究では光学センサ画像は高解像度衛星画像を用いたため、航空機搭載型の光学センサを用いた被害検出手法や、ハイパースペクトルセンサ画像の適用可能性についても今後検討する必要がある。

さらに、将来は継続的に高解像度リモートセンシングデータが取得されることを想定すると、多時期のデータを用いた被害検出手法の検討も必要と考えられる。また、地形的影響について考慮する必要性はあるが、TerraSAR/X 等の高解像度 SAR 画像が使用可能となれば、天候に左右されずデータが取得可能となり、迅速な被害把握が実現する。従って今後は SAR 画像を組み合わせた被害検出手法も検討する必要がある。

日本の森林(林業)分野は長年低迷していると言われている。しかし、森林計画分野では高解像度リモートセンシングデータを用いた効率的な森林管理への期待が高まっている。そして、主として樹種分類や資源量把握については成果が出つつある。本研究で新たに適用可能性を明らかにした森林被害検出は、森林管理の枠組みへ貢献できる 1 つのアプリケーションとして、有効活用することが可能であることが示された。今後、高解像度リモートセンシングデータ及び本研究で開発された手法が利活用され、効率的な森林管理に寄与されることを期待したい。

参考文献

- 秋山実, 2001, 写真測量, 山海堂, 東京, 271p.
- 東敏生, 寺田公治, 1991, 衛星リモートセンシングデータ利用による森林被害実態の把握
二時期のランドサット TM データを用いた松枯れ被害拡大地域の抽出, 広島県林試研
報, 25, pp.102-118.
- 油井竜太, 龍原哲, 阿部信行, 2001, Landsat TM データを使用したパターン展開法によるマ
ツ枯れ被害林分の抽出, 日本林学会誌, 83(4), pp.299-306.
- 田中和博, 2003, 地理情報の手法, 森林計画論(木平勇吉編著), pp.185-204, 朝倉書店, 東京.
- 伊藤達夫, 1995, 森林計画と地理情報科学, GIS-理論と応用-, 3(2), pp.33-34.
- 石川正幸, 新田隆三, 勝田 紘, 藤森隆郎, 1987, 冠雪害 発生仕組みと回避法, わかりや
すい林業解説シリーズ No.83, 林業科学技術振興所, 東京, 101p.
- 大橋章博, 2003, 岐阜県におけるナラ類の集団枯損, 森林研情報, 72,
<http://www.cc.rd.pref.gifu.jp/forest/rd/ikurin/72mj3.html> (accessed on 25 Nov, 2005)
- 小野朗子, 藤原昇, 2002, マツなどの樹木枯損動態の把握を目的としたパターン展開法の応
用, 日本リモートセンシング学会誌, 22(1), pp.22-31.
- 河邑眞, 辻野和彦, 辻子裕二, 2005, 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.
- 航空レーザ測量 WG, 2004, 航空レーザ測量ハンドブック, 日本測量調査技術協会, 東京,
119p.
- 小島尚人, 大林成行, 1998, 衛星マルチスペクトルデータを用いた土地被覆変化箇所の評価
方法について, 日本リモートセンシング学会誌, 18(4), pp.30-44.
- 木平勇吉, 西川匡英, 田中和博, 龍原哲, 1998, 森林 GIS 入門, 日本林業技術協会, 東京,
100p.
- 瀬戸島政博, 赤松幸生, 船橋学, 今井靖晃, 天野正博, 2002, 航空機レーザスキャナによる森
林域の計測とその適用性, 写真測量とリモートセンシング, 41(2), pp.15-26.
- 田口仁, 臼田裕一郎, 福井弘道, 2005, 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), 印刷中.
- 竹島喜芳, 坂上寛之, 李雲慶, 平井実, 福井弘道, 2004, 産官学連携による森林行政データ更
新プロジェクト, 日本写真測量学会平成 15 年度秋季学術講演会発表論文集, pp.125-126.
- 土木学会土木計画学研究委員会, 1997, 非集計行動モデルの理論と実際, 社団法人土木学会,
東京, 240p.
- 成田英隆, 2005, 富山県氷見市の事例, 森林の機能と評価 -第 3 章 森林づくりと地域社会-
(木平勇吉編著), 日本林業調査会, 東京, 272p.
- 西尾邦彦, 1998, 森林測量学, 現代林学講義 9, 地球社, 東京, 120p.
- 日本学術会議, 2001, 答申文 "地球環境・人間生活にかかわる農業及び森林の多面的な機能
の評価について", <http://www.maff.go.jp/work/4.htm> (accessed on 19 Nov, 2005).
- 日本林業協会編, 2005 森林ハンドブック 平成 17 年度, 335p.
- 藤森隆郎, 2004, 新たな森林管理 - 持続可能な社会に向けて -, 全国林業改良普及協会, 東
京, 428p.

- 北海道森林災害リモートセンシング研究会, 2005. リモートセンシングによる森林風倒被害解析報告書 - 2004 年台風第 18 号による被害調査 - (報告書), 62p.
- 前田雄一, 2000, 雪が森林に与える影響, 雪国の森林づくり(豪雪地帯林業技術開発協議会編), pp.15-44, 日本林業調査会, 東京.
- 松本健, 長谷川尚史, 山中典和, 酒井徹朗, 2000. 空中写真から生成した樹冠面標高図を用いたギャップ判別, 森林研究, 72, pp.7-13.
- 向井幸男, 杉村俊郎, 渡辺宏, 若森邦保, 1984, ランドサット MSS データによる松くい虫の被害領域の抽出, 日本リモートセンシング学会誌, 4(2), pp.125-136.
- 村井俊治, 2002, 空間情報工学, 日本測量協会, 東京, 222p.
- 茂木靖和, 横井秀一, 渡邊仁志, 2003. 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, 岐阜県森林研研報, 32, pp.21-26.
- 吉田成章, 2004, 森林病虫害対策, 森林政策学(堺正紘編著), pp.153-164, 日本林業調査会, 東京.
- 四手井綱英編, 1987, 森林保護学, 朝倉書店, 東京, 240p.
- 平井寛, 2004, 岐阜県(高解像度), 森林リモートセンシング(加藤正人編著), pp.196-200, 日本林業調査会, 東京.
- 渡辺一博, 武田浩志, 大石哲, 木村聡洋, 渡邊孝三, 峰島貞治, 2005. 広域DEMデータの品質評価, 応用測量論文集, 16, pp.41-50.
- 総務省自治行政局地域情報政策室, 2004, 統合型 GIS について, GIS 普及セミナー, <http://www.gisportal.jp/doc/pdf/doc14.pdf> (accessed on 25 Dec, 2005)
- 岐阜県基盤整備部農山村政策課, ぎふ ふおれナビ, <http://www.pref.gifu.lg.jp/pref/s11439/map/> (accessed on 20 Dec, 2005)
- 岐阜県, 岐阜県ふるさと地理情報センター, <http://www.gis.pref.gifu.jp/> (accessed on 20 Dec, 2005)
- Ahern, F.J., 1988, The effects of bark beetle stress on the foliar spectral reflectance of lodge pole pine, *International Journal of Remote Sensing*, 9, pp.387-400.
- B.C. Ministry of Forests, Forest Practices Branch and Canadian Forest Service and Forest Health Network for the Resources Inventory Committee, 2000, Forest Health Aerial Overview Survey Standards for British Columbia, The B.C. Ministry of Forests adaptation of the Canadian Forest Service's FHN Report 97-1, <http://srmwww.gov.bc.ca/risc/pubs/teveg/foresthealth/index.htm> (accessed on 19 Nov, 2005).
- Buchheim, M.P., Maclean, A.L., and Lillesand, T.M., 1985, Forest cover type mapping and spruce budworm defoliation detecting using simulated SPOT imagery, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 51, pp.1115-1112.
- Dial, G., Bowen, H., Gerlach, F., Grodecki, J. and Oleszczuk, R., 2003. IKONOS satellite, imagery, and products. *Remote Sensing of Environment*, 88, pp. 23-36.
- Entcheva, P.K., Rock, B.N., Martin, M.E., Neefus, C.D., Irons, J.R., Middleton, E.M., and Albrechtova, J., 2004, Detection of initial damage in Norway spruce canopies using hyperspectral airborne data, *International Journal of Remote Sensing*, Vol.20, pp.5557-5583.
- Foody, G.M., Jackson, R.G. and Quine, C.P., 2003. Potential improvements in the characterization of forest canopy gaps caused by windthrow using fine spatial resolution multispectral data: comparing hard and soft classification techniques. *Forest Science*, 49(3), pp.444-445.
- Franklin, S.E., 1998, Remote sensing for sustainable forest management, CRC/Lewis Publisher; Boca Raton, 407p.

- Franklin, S.E., and Wulder, M.A., 2003, Remote sensing of forest environments –Concepts and case studies–, Kluwer Academic Publishers, Massachusetts, USA, 519p.
- Franklin, S.E., Wulder, M.A., Skakun, R.S., and Carroll, A.L., 2003, Mountain pine beetle Red-Attack forest damage classification using stratified Landsat TM data in British Columbia, Canada, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 69(3), pp.283-288.
- Goodwin, N., Coops, N.C. and Stone, C., 2005. Assessing plantation canopy condition from airborne imagery using spectral mixture analysis and fractional abundances. *International Journal of Applied Earth Observation*, 7, pp.11-28.
- Green, R. M., 1998. The sensitivity of SAR backscatter to forest windthrow gaps. *International Journal of Remote Sensing*, 19(12), pp.2419-2425.
- Jackson, R.G., Foody, G.M. and Quine, C.P., 2000. Characterising wind thrown gaps from fire spatial resolution remotely sensed data. *Forest Ecology and Management*, 135, pp.253-260.
- Kelly, N.M., 2002. Monitoring sudden oak death in California using high-resolution imagery. USDA Forest Service Gen. Tech. Rep, PSW-GTR-184.
- Koukoulas, S., and Blackburn, G.A., 2004. Quantifying the spatial properties of forest canopy gaps using LiDAR imagery and GIS. *International Journal of Remote Sensing*, 25(15), pp.3049-3071.
- Leckie, D.G., and Ostaff, D.P., 1988, Classification of air-borne Multispectral Scanner data for mapping current defoliation caused by the spruce budworm, *Forrest Science*, 34, pp.259-275.
- Leckie, D.G., Yuan, X., Ostaff, D.P., Piene, H., and MacLean, D.A., 1992, Analysis of high resolution multispectral MEIS imagery for spruce budworm damage assessment on a single tree basis, *Remote Sensing of Environment*, 40, pp.125-136.
- Leckie, D.G., Cloney, Ed. and Joyde, S.P., 2005. Automated detection and mapping of crown discolouration caused by jack pine budworm with 2.5m resolution Multispectral imagery. *International Journal of Applied Earth Observation*, 7, pp.61-77.
- Mather, P.M., 2004, Computer processing of remotely-sensed images: an introduction. John Wiley & Sons, West Sussex, 324p.
- Mukai, Y., Sugimura, T., Watanabe, H., and Wakamori, K., 1987, Extraction of areas infected by pine bark beetle using Landsat MSS data, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 53, pp.77-81.
- Mukai, Y. and Hasegawa, I., 2000. Extraction of damaged areas of windfall trees by typhoons using Landsat TM data. *International Journal of Remote Sensing*, 21(4), pp.647-654.
- Nelson, R.F., 1983. Detecting forest canopy change due to insect activity using Landsat MSS. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 49, pp.1303-1314.
- Pohl, C., and Genderen, J.L.Van., 1998, Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications, *International Journal of Remote Sensing*, 19(5), pp.823-854.
- Schwarz, M., Steinmeier, Ch., Holecz, F., Stebler, O. and Wagner, S., 2003. Detection of windthrow in mountainous regions with different remote sensing data and classification methods, *Scandinavian Journal of Forest Research*, 18(6), pp.525-536.
- Seto, K.C., and Kaufmann, R.K., 2005, Using logit model to classify land cover and land-cover change from Landsat Thematic Mapper, *International Journal of Remote Sensing*, 26(3), pp.563-577.
- Skakun, R.S., Wulder, M.A., and Franklin, S.E. 2003, Sensitivity of the thematic mapper enhanced wetness different index to detect mountain pine beetle red-attack damage, *Remote Sensing of Environment*, 86, pp.433-443.

-
- Space Imaging, 2001. Space Imaging Document "IKONOS relative spectral response and radiometric calibration coefficients" <http://www.spaceimaging.com/products/ikonos/spectral.htm> (accessed on 10 Aug. 2005)
- Wald, L., 1999, Some terms of reference in data fusion, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 37(3), pp.1190-1193.
- White, J.C., Wulder, M.A., Brooks, D., Reich, R. and Wheate, R.D., 2005. Detection of red attack stage mountain pine beetle infestation with high spatial resolution satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 96, pp.340-351.
- Wulder, M.A., and Dymond C.C., 2004, Remote sensing in the survey of mountain pine beetle impacts: Review and recommendations, MPBI Report, Canadian Forest Service, Natural Resources Canada, Victoria, British Columbia, Canada, 89p.

謝辞

この研究は岐阜県森林科学研究所と SFC 研究所ジオインフォマティクスラボラトリとの共同研究「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」から派生および発展した成果です。研究のきっかけを与えてくださった岐阜県森林科学研究所の古川邦明氏には、調査をはじめ大変お世話になりました。本当にありがとうございました。

研究を進めるにあたり、主査の福井弘道教授には様々な場面でご指導をいただきました。IKONOS 画像や LiDAR データを使用できたこと、岐阜県との共同研究など、研究に関係する様々なつながりは福井教授のおかげです。また、学部時代から 5 年間ご指導していただきました。本当にありがとうございました。

副査の巖網林助教授と吉田浩之講師をはじめとして、村井俊治教授ほか、大学院ゼミの先生方には貴重なコメントをいただきました。ご要望に添えてなかった部分が多々あるかと思いますが、研究を進める上で大変参考となりました。ありがとうございました。

臼田裕一郎助手には研究全般でご指導いただきました。研究に関する細かな点まで、振り返れば学部時代から親切に指導していただきました。臼田助手から学んだことがたくさんあるように思います。本当に感謝しています。

同期の有泉安代さんには大変お世話になりました。修士研究は孤独なものですが、おかげで楽しい研究生生活を送ることができました。また、夏海ちゃんには大変癒されました。二人には大変感謝しています。

また、福井研究室の皆様には大変お世話になりました。このような環境でリラックスして研究できたのは、皆様のおかげです。在籍中の学部生、秘書や研究員の方々、卒業していった先輩方にも感謝の意を表したいと思います。