

**リモートセンシングデータを用いた
震災廃棄物量推定に関する検討**

2017

白 井 光

内容梗概

2011年に発生した東日本大震災において、津波により広範囲の地域が被災した。現在、被災地域では復旧、復興に向けて、様々な取り組みが行われている。その基礎となる震災廃棄物の仮置き場設置および処理費用の見積もりなどを行うためには、広範囲で発生した震災廃棄物量を見積もり、広範囲の被災状況を迅速に推定する手法の開発が不可欠である。今後、大規模な地震の発生が予想されており、その種類と被害程度によってアルゴリズムは変化するものの、津波などの平面的な被害が生じる状況下において、震災前後における土地被覆状況の変化に着目した震災廃棄物量推定法の開発は最重要課題である。

一方、広範囲の情報を瞬時に取得可能なリモートセンシングは、震災廃棄物量推定に有用であると考えられる。これまでに、航空写真を用いて津波により倒壊した建築物を自動抽出する手法に関する検討が行われている。しかしながら、津波による倒壊建築物および非倒壊建築物が混在する地域において、判別が比較的困難となる課題を有する。また、航空写真を用いて土地被覆分類を行う場合、分解能の高さに起因し、データの持つ情報が複雑になるため、土地被覆分類が困難となる。このため、5mから15m程度（中程度）の分解能を有するリモートセンシングデータを用いた震災廃棄物量の推定が行われている。具体的には、震災廃棄物量推定を目的として、人工衛星 THEOS より取得されたマルチスペクトルデータ（THEOS データ）を用いた土地被覆分類手法に関する検討が行われている。すなわち、精度良く被災廃棄物量の推定を行うため、複数のクラスから構成されるピクセル（ミクセル）を考慮して得られた分類結果を基に、ミクセルを分解しデータの分解能を疑似的に向上させた。しかしながら、上記手法では分解能を5m程度まで向上させたものの、被災建築物の把握に必要とされる1m～2m程度の分解能を再現するまでには至らなかった。このため、震災廃棄物量推定を行うためには、より高分解能なリモートセンシングデータを対象とし、①ミクセルを考慮した土地被覆分類手法の開発および②被災建築物数を推定し、その結果を基に震災廃棄物量を推定する手法の開発が不可欠である。

そこで本論文では、震災廃棄物量推定法の開発に関する上記課題について研究を行い、工学上の進歩に寄与することを目的とする。すなわち、人工衛星 RapidEye により取得されたマルチスペクトルデータ（RapidEye データ）を対象として、①ミクセルを考慮した土地被覆分類手法および②震災廃棄物量推定手法を提案することで、リモートセンシングデータを用いた被災状況推定手法を開発するためのアプローチを示し、工学上の進歩に寄与することを目的とする。本論文は全4章により構成されている。

第1章を緒論とし、本研究の背景および目的を述べ、本研究に対する筆者の立場を明らかにした。さらに、本論文の主題である震災廃棄物量推定に関する検討について、現在までの研究状況を概観するとともに、本論文の内容について述べている。

第2章では、震災廃棄物量推定を目的とし、震災発生後に取得された RapidEye データを用いた土地被覆分類に関する検討を加えた。従来研究では、THEOS データを用いて検討を行った。しかしながら、THEOS データの分解能は 15m であるため、分解能を 5m 程度まで向上させたものの、被災建築物把握に必要とされる 1m~2m 程度の分解能を再現するまでには至っていない。そこで本論文では、分解能が 6.5m である RapidEye データを用いて、ミクセルを考慮した土地被覆分類手法に関する検討を行った。この結果、リモートセンシングデータの分解能を 6.5m から約 2m へ疑似的に向上させ、被災した建築物の把握が可能になることを明らかにした。また、土地被覆分類結果と地図などを参考に作成した基準画像との一致率は 89.9% となっており、提案手法は RapidEye データの分解能を疑似的に向上させる土地被覆分類手法として有用であることが示された。

第3章では、震災発生前後に取得された RapidEye データを用いた震災廃棄物量推定に関する検討を加えた。第2章では、震災発生後に取得された RapidEye データを対象とし、ミクセルを考慮した土地被覆分類に関して検討を行った。しかしながら、震災前後に取得された RapidEye データを用いて、土地被覆状況の変化を把握し、その結果を基に被災した建築物数を推定するまでには至っていない。また、推定した被災建築物数および一棟当たりの発生廃棄物量(発生原単位)を用いて、発生した震災廃棄物量を推定するまでには至っていない。そこで本論文では、震災発生前後に取得された RapidEye データを用いた震災廃棄物量推定手法に関する検討を加えた。はじめに、震災発生前後に取得された RapidEye データを用いて土地被覆分類を行った。次に、土地被覆分類結果を基に被災領域を推定し、被災領域推定結果および対象地域における建蔽率情報などを用いて、被災建築物数を推定した。最後に、推定した被災建築物数および発生原単位を用いて震災廃棄物量を推定した。この結果、約 85% の精度で被災建築物領域を推定可能であることが明らかとなった。また、対象地域における建蔽率を 40% と仮定した場合、被災建築物数推定結果は実際の状況と類似する結果を得た。さらに、対象地域内のすべての建築物が“全壊”相当の被害を受けたと仮定した場合、実際の状況と類似した結果を得ており、提案手法は震災廃棄物量推定の要素技術になり得ることが示された。

第4章は結論とし、本論文で得られた主な成果と本論文の工学的意義および今後に残された課題について述べている。

目次

第1章 緒論	1
1.1 本研究の背景・目的	1
1.2 リモートセンシングに関する概説	3
1.3 リモートセンシングを用いた被災状況把握に関する従来研究の概観	4
1.4 本論文の内容	6
1.5 本論文で用いる主な用語	7
第1章 文献	9
第2章 震災後に取得したリモートセンシングデータを対象としたミクセルを考慮した土地被覆分類手法に関する検討	11
2.1 はじめに	11
2.2 対象地域および使用データ	13
2.2.1 対象地域	13
2.2.2 RapidEye	14
2.2.3 マルチスペクトルセンサの概要	15
2.3 解析手法	18
2.3.1 分類グループおよびサブクラスの設定	19
2.3.2 領域分割処理	20
2.3.3 土地被覆分類処理	23
2.3.3.1 教師データの算出	23
2.3.3.2 簡略化ファジィ推論法を用いたクラス混在率の推定	25
2.3.4 ミクセル分解処理	31
2.3.4.1 ミクセル分解処理の流れ	31
2.3.4.2 ミクセル分解アルゴリズム	33
2.4 評価方法	39
2.4.1 土地被覆分類処理の精度に関する検討	39
2.4.2 提案手法の有用性に関する検討	40
2.5 解析結果および検討	41
2.5.1 土地被覆分類結果	41
2.5.2 土地被覆分類処理の精度に関する検討結果	42
2.5.3 提案手法の有用性に関する検討結果	44
2.6 まとめ	46
第2章 文献	47
第3章 震災前後に取得されたりモートセンシングデータを対象とした震災廃棄物量推定に関する検討	49
3.1 はじめに	49

3.2	使用データ	50
3.3	解析手法	52
3.3.1	被災建築物領域推定処理	53
3.3.1.1	土地被覆分類結果を用いた被災建築物領域の推定	53
3.3.1.2	バンド比差分値を用いた被災建築物領域の推定	54
3.3.2	被災建築物数推定処理	55
3.3.3	震災廃棄物量推定処理	56
3.4	評価方法	57
3.4.1	被災建築物領域推定精度に関する検討	57
3.4.2	被災建築物数推定結果の評価	59
3.5	解析結果および検討	60
3.5.1	各種パラメータの設定	60
3.5.2	土地被覆分類結果	66
3.5.3	被災建築物領域推定結果	69
3.5.4	被災建築物数推定結果	72
3.5.5	震災廃棄物量推定結果	74
3.6	まとめ	75
	第3章 文献	76
	第4章 結論	77
4.1	本論文により得られた主な知見	77
4.2	本論文の工学的意義	78
4.3	今後に残された諸問題	80
	謝辞	81
	本研究に関連する発表論文	83

第 1 章 緒論

1.1 本研究の背景・目的

2011 年に発生した東日本大震災において、津波により広範囲の地域が被災した。現在、被災地域では復旧、復興に向けて、様々な取り組みが行われている。その基礎となる震災廃棄物の仮置き場設置および処理費用の見積もりなどを行うためには、広範囲で発生した震災廃棄物量を見積もり、広範囲の被災状況を迅速に推定する手法の開発が不可欠である^[1]。今後、大規模な地震の発生が予想されており、その種類と被害程度によってアルゴリズムは変わってくるものの、津波などの平面的な被害が生じる状況下において、震災前後における土地被覆状況の変化に着目した震災廃棄物量推定法の開発は最重要課題である。

一方、広域性・瞬時性などに優れた特徴を有するリモートセンシングは、震災廃棄物量推定に有用であるといえる。リモートセンシングとは、主として地球表面の対象物からの電磁波を人工衛星などのプラットフォームに搭載されたセンサで観測し、対象物に関する情報を得て、様々な分野に利用する技術である^[2]。地球観測衛星 Landsat-1 が打ち上げられた 1972 年以降、リモートセンシングは新しい技術として世界に広まり、天気予報、漁場予測、資源探査、収穫量予測、森林管理、災害状況把握など社会活動に直接的に関係するような分野で用いられている^[2]。このリモートセンシングを活用した被災状況把握に関する様々な研究がこれまでに行われている^[3-9]。

リモートセンシングデータを用いて変化の生じた領域を観測する場合、変化の生じた前後に取得されたリモートセンシングデータを用いて変化を抽出する手法が多く用いられている^[10-12]。このため、震災発生前後のデータを用いて土地被覆分類を行い、その結果を基に被災状況を把握することは有効である。しかしながら、分解能が 1m 未満である高分解能リモートセンシングデータを用いて土地被覆分類を行う場合、分解能の高さに起因し、データの持つ情報が複雑になるため、土地被覆分類が困難となる。また、観測幅は高分解能となるのに従って狭くなり、広範囲の被災状況把握には適さない。一方、5m~15m 程度である中分解能リモートセンシングデータは、1 シーンの画像で広範囲の被災地を低コストで撮影可能となる利点を有する。しかしながら、倒壊した家屋を検出するためには分解能が 1m~2m 程度必要である^[13]ため、中分解能リモートセンシングデータを単純に用いて震災廃棄物量の推定を行うのは困難となる。従って、データの分解能に埋もれた情報を考慮して土地被覆分類を行う必要がある。すなわち、複数のクラスから構成されるピクセル（ミクセル）を考慮して得られた分類結果を基にミクセルを分解し、データの分解能を疑似的に向上させる必要がある。中分解能リモートセンシングデータ

を用いた従来研究では、ミクセルを分解して分解能を 5m 程度まで向上させたものの、被災建築物把握に必要とされる 1m~2m 程度の分解能を再現するまでには至らなかった^[9]。このため、震災廃棄物量推定を行うためには、より高分解能なリモートセンシングデータを対象とし、ミクセルを考慮した土地被覆分類手法の開発が不可欠である。

次に、発生した震災廃棄物量を推定するためには、環境省により定義されている被災建築物 1 棟当たりの発生廃棄物量（発生原単位）^[14]と推定した被災した建築物数が必要となる。東日本大震災において、浸水区域、浸水深、建物被災状況などの詳細な把握は現地踏査により行われた^[15]。このため、被災領域が広範囲となった場合、そのすべてを把握することは時間的コストがかかる課題を有する。従って、リモートセンシングデータを用いて被災した建築物数を推定し、その結果を基に震災廃棄物量を推定する手法の開発が不可欠である。

以上より、使用するリモートセンシングデータや対象地域の特徴を踏まえ、①ミクセルを考慮した土地被覆分類アルゴリズムおよび②震災廃棄物量推定アルゴリズムを確立することは工学上有用である。また、津波などの平面的な被害が生じる状況下において、本論文で確立されたアルゴリズムは十分な効果が期待される。

以上の観点から、本論文では以下の項目に関して検討を加え、リモートセンシングデータを用いた震災廃棄物量の推定について、工学上の進歩に寄与することを目的とした。

- (1) ミクセルを考慮した土地被覆分類手法の開発
- (2) 震災発生前後に取得されたデータを用いた震災廃棄物量推定法の開発

1.2 リモートセンシングに関する概説

1960 年米国による実験用気象衛星 TIROS (Television and Infrared Observation Satellite)の打ち上げによりリモートセンシングの歴史は始まり、1972 年同じく米国により打ち上げられた地球観測衛星 Landsat-1 の取得データが民間に開放されたことにより、一般の人々にも広くリモートセンシングが利用されるようになった^[16]。

現在は海域、陸域、大気、気象現象、鉱物・エネルギー資源などの観測を目的とし、Terra/Aqua 衛星や WorldView-2 衛星など多数の人工衛星が地球を周回している^{[17],[18]}。これらの人工衛星から取得されるリモートセンシングデータは広域性・瞬時性・非接触性の特徴を有し、環境、資源、地形、地質、土地利用、気象、水文などの分野における解析に利用されている。観測対象の物体から反射・放射される電磁波の強さは、物体の種類や状態によって異なり、それぞれ固有の状態を有している。このため、プラットフォームの観測装置で複数の波長帯 (バンド) に分けて比較および解析することは、波長帯ごとに物体固有の特徴データの取得を可能にする。

リモートセンシングで用いられるセンサは受動型と能動型に大別される。受動型センサは太陽光からの反射または対象物からの放射を検知するものであり、人工衛星 RapidEye の MS(Multi Spectral)センサ^[19]や地球観測衛星 Landsat-8 の OLI (Operational Land Imager)センサ^[20]が挙げられる。一方、能動型センサは自らレーダ光源を持ち、その反射波を検知する。代表的なものに陸域観測技術衛星 ALOS-2(Advanced Land Observing Satellite-2)の PALSAR-2(Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar-2)^[21]がある。これらのセンサのうち、本論文で解析に用いた人工衛星 RapidEye の MS センサにより取得されたデータは、第 2 章において概説する。

1.3 リモートセンシングを用いた被災状況把握に関する従来研究の概観

震災発生前後（または震災発生後）に取得されたリモートセンシングデータを対象とし、リモートセンシングデータの各バンドデータの反射率、波長帯、輝度情報などから被災領域における特徴を抽出し、その結果を基に被災状況を把握する検討が一般に行われている。リモートセンシングデータを用いた被災状況把握に関する関連研究としては、以下のような報告がなされている。

松岡氏らや米澤氏らは、災害発生前後に取得された ERS, RADARSAT, JERS により取得された SAR(Synthetic Aperture Radar)データを対象として、土地被覆物における反射強度の違いにより建物被害地域を検出する手法を提案している^{[3],[4]}。越村氏らは、災害発生前後に取得された航空写真を建物データと共に GIS(Geographic Information System)に表示し、それらを目視による比較を行い被災した建築物を評価した^[5]。羽柴氏らは、震災発生前後に取得された WorldView-2 データおよび GeoEye-1 データを対象として、教師無し分類法である ISO-Data 法により土地被覆分類図を作成し、津波浸水域内における水域、植生域、裸地域を約 85%以上の精度で推定している^[6]。また、羽柴氏らは、震災発生前後に取得された GeoEye-1 データを用いて正規化植生指標 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)を算出し、津波により流出した海岸林領域も推定している^[7]。さらに、利根川氏らは、畳み込みニューラルネットワークを用いた学習により倒壊した建築物を自動抽出する手法を提案している^[8]。

しかしながら、上記手法は震災廃棄物量推定アルゴリズムを開発する上で以下に示す課題を有している。

- (1) 広範囲の被災状況把握が困難である^{[5],[8]}
- (2) データの分解能に起因し、被災建築物数の把握が困難である^{[3],[4]}
- (3) 震災廃棄物量推定に必要な建築物領域は対象外である^{[6],[7]}

ミクセル分解手法に関しても様々な研究がこれまでに行われている^{[9],[22-29]}。景山氏らは人工衛星 THEOS の MS センサにより取得されたデータ（以降、THEOS データと表記する）を用いた土地被覆分類法（以降、従来手法と表記する）を提案した^[9]。具体的には、震災発生後に取得された THEOS データを対象としてミクセルを推定し、その結果を基にミクセルを分解し土地被覆分類を行った。この結果、THEOS データの分解能は 15m から 5m へ疑似的に向上した。また、地図などを参考に作成した基準画像と比較した結果、従来手法により得られた土地被覆分類結果は約 90%の割合で一致した。しかしながら、被災した建築物の把握には、1m～2m 程度の分解能が必要であるため、被災した建築物の把握には至らなかった。従って、THEOS データよりも分解能の高いリモートセンシングデータによる解析は、THEOS データでは把握が困難であった被災建築物情報を抽出し、詳細な土地被覆

分類を可能にすると考える。

以上のように、リモートセンシングデータを用いた震災廃棄物量推定に関する研究は、現在も多くの課題を有している。このため、リモートセンシングデータを用いた①ミクセルを考慮した土地被覆分類手法および②震災廃棄物量推定手法の開発を行う必要がある。

1.4 本論文の内容

本論文は全 4 章により構成され、第 1 章を緒論とした。

第 2 章では、震災廃棄物量推定を目的とし、震災発生後に取得された RapidEye データを用いた土地被覆分類に関する検討を加えた。従来研究では、THEOS データを用いて検討を行った。しかしながら、THEOS データの地上分解能は 15m であるため、分解能を 5m 程度まで向上させたものの、被災建築物把握に必要とされる 1m~2m 程度の分解能を再現するまでには至っていない。そこで本論文では、地上分解能 6.5m である RapidEye データを用いて、ミクセルを考慮した土地被覆分類手法に関する検討を行った。この結果、リモートセンシングデータの分解能を 6.5m から約 2m へ疑似的に向上させ、被災した建築物の把握が可能になることを明らかにした。また、土地被覆分類結果と地図などを参考に作成した基準画像との一致率は 89.9% となっており、提案手法は RapidEye データの分解能を疑似的に向上させる土地被覆分類手法として有用であることが示された。

第 3 章では、震災発生前後に取得された RapidEye データを用いた震災廃棄物量推定に関する検討を加えた。第 2 章では、震災発生後に取得された RapidEye データを対象とし、ミクセルを考慮した土地被覆分類に関して検討を行った。しかしながら、震災前後に取得された RapidEye データを用いて、土地被覆状況の変化を把握し、その結果を基に被災した建築物数を推定するまでには至っていない。また、推定した被災建築物数および 1 棟当たりの発生廃棄物量（発生原単位）を用いて、発生した震災廃棄物量を推定するまでには至っていない。そこで本論文では、震災発生前後に取得された RapidEye データを用いた震災廃棄物量推定手法に関する検討を加えた。はじめに、震災発生前後に取得された RapidEye データを用いて土地被覆分類を行った。次に、土地被覆分類結果を基に被災領域を推定し、被災領域推定結果および対象地域における建蔽率情報などを用いて、被災建築物数を推定した。最後に、推定した被災建築物数および発生原単位を用いて震災廃棄物量を推定した。この結果、約 85% の精度で被災建築物領域を推定可能であることが明らかとなった。また、対象地域における建蔽率を 40% と仮定した場合、被災建築物数推定結果は実際の状況と類似する結果を得た。さらに、対象地域内のすべての建築物が“全壊”相当の被害を受けたと仮定した場合、実際の状況と類似した結果を得ており、提案手法は震災廃棄物量推定の要素技術になり得ることが示された。

第 4 章は結論とし、本論文で得られた主な成果と本論文の工学的意義および今後に残された課題について述べている。

1.5 本論文で用いる主な用語

本論文で使用する用語について、以下に解説を加える。なお、用語については文献[2], [14], [30], [31], [32], [33], [34], [35]を参考にしてまとめた。

- **ピュア画素(Pure Pixel;ピュアピクセル)**
デジタル画像 1 画素の中に単一の土地被覆物のみが存在している画素。
- **混合画素(Mixed Pixel;ミクセル)**
デジタル画像 1 画素の中に分光特性の異なる土地被覆物が混在している画素。土地被覆物における反射率の違いを基に分類を行う場合、混合画素は誤って分類する原因となる。
- **地上分解能**
デジタル画像 1 画素の 1 辺が示す地上の距離。
- **輝度情報(Digital Number(DN)値)**
デジタル画像において、各画素における地表からの反射光の強さに対応したデジタル値。
- **反射特性**
地球上のあらゆる物体は、可視光や赤外線などの電磁波が降り注ぐと、その物体特有の反射・吸収・透過を見せる。また、物体自身からもその温度に応じた電磁波を放射している。リモートセンシングでは、物体ごとの電磁波の反射・放射特性、並びに形状に関する情報などを利用して、物体の識別を行う。
- **バンド**
リモートセンシングデータのセンサに用いられる特定の波長帯。通常、上限と下限の nm または μm で表される。同一センサにおいてバンドを複数有していれば、各バンドに番号を付するのが通例である。
- **テクスチャ情報**
細かな模様パターンが一様に分布している状態。人間はテクスチャの違いにより画像における領域を区別することができる。
- **メンバーシップ関数**
クリスプ集合の特性関数に対応するものとしてファジィ集合の特性関数に相当するもの。0~1 の任意の値をとる。
- **教師データ**
あらかじめ設定された分類クラスにおける、代表性と等質性を有する領域のデータ。
- **発生原単位**
被災地域の被害程度別に建築物 1 棟（または 1 世帯）あたりに発生する廃

棄物量. 被害程度として「全壊」, 「半壊」, 「床上浸水」, 「床下浸水」が設定されている. 本論文で用いている発生原単位は, 東日本大震災により被災した岩手県および宮城県における建物被害棟数および廃棄物の処理量を重回帰分析して算定したものである.

- **敷地面積**

敷地の水平投影面積. ただし, 道路の境界線とみなされる線と道との間の部分の敷地は, 算入しない.

- **建築面積**

建築物の外壁または柱の中心線で囲まれた部分の水平投影面積.

- **建蔽率**

建築物における建築面積の敷地面積に対する割合.

第 1 章 文献

- [1] 高谷, 佐藤, 大内, “東日本大震災から学ぶ災害廃棄物量推定システムに関する考察”, 情報処理学会 第 74 回全国大会, 3B-4 (2012)
- [2] 日本リモートセンシング学会, “基礎からわかるリモートセンシング”, 理工図書 (2011)
- [3] 松岡, 山崎, “人工衛星 SAR 強度画像を用いた被害地域検出手法の最近の地震への適用とその妥当性の検討”, 日本建築学会構造系論文集, Vol.558, pp.139-147 (2002)
- [4] 米澤, 竹内, “ERS-1/SAR 強度画像を用いた兵庫県南部地震による建造物被害地域の抽出”, 写真測量とリモートセンシング, Vol.37, No.4, pp.57-61 (1998)
- [5] 越村, 郷右近, 福岡, 林, “リモートセンシングによる 2011 年東北地方太平洋沖地震津波の広域被害把握”, 日本地震工学会論文集, Vol.12, No.6, pp.50-62 (2012)
- [6] 羽柴, 杉村, “高分解能衛星画像解析による陸前高田市の津波被災復興状況の時系列評価”, 土木学会論文集 B2(海岸工学), Vol.70, No.2, pp.I_1406-I_1410 (2014)
- [7] 羽柴, 杉村, 青山, 朝香, “高分解能衛星リモートセンシングを利用した仙台平野沿岸域海岸線の被災後の変化調査”, 土木学会論文集 B3(海洋開発), Vol.71, No.2, pp.I_999-I_1004 (2015)
- [8] 利根川, 飯塚, 山本, 古川, 大内, “被災がれき量推定に向けた畳み込みニューラルネットワークを用いた倒壊建造物の自動抽出”, 情報処理学会論文誌, Vol.57, No.6, pp.1565-1575 (2016)
- [9] 景山, 比佐, 大内, 高谷, 西田, “震災廃棄物量の推定を目的とした THEOS データにおけるミクセル分解法”, 知能と情報(日本知能情報ファジィ学会誌), Vol.27, No.2, pp.570-580 (2015)
- [10] A. Fernandez, P. Illera and L. Casanova, “Automatic mapping of surfaces affected by forest fires in Spain using AVHRR NDVI composite image data”, Remote Sensing of Environment, Vol.60, No.2, pp.153-162 (1997)
- [11] 阪口, 鈴木, 松原, 高山, “平成 21 年 7 月に山口県防府市で発生した土砂災害における源頭部崩壊と土石流の状況とその地形的特徴”, 地盤工学ジャーナル, Vol.10, No.3, pp.403-414 (2015)
- [12] 千葉, 織田, 高山, 藤田, “航空レーザ計測差分による熊本地震本震前後の益城町近辺の変状解析”, 写真測量とリモートセンシング, Vol.55, No.3, pp.160-161 (2016)
- [13] 文部科学省, <http://www.mext.go.jp/>
- [14] 環境省, <http://www.env.go.jp/>
- [15] 国土交通省, <http://www.mlit.go.jp/>
- [16] 和達, 土屋, 安田, 江森, 飯坂, 長尾, “リモートセンシング”, 朝倉書店 (1976)
- [17] P. Leinenkugel, M. L. Wolters, N. Oppelt and C. Kuenzer, “Tree cover and forest cover dynamics in the Mekong Basin from 2001 to 2011”, Remote Sensing of Environment,

- Vol.158, pp.376-392 (2015)
- [18] L. W. Lehnert, H. Meyer, Y. Wang, G. Mieke, B. Thies, C. Reudenbach and J. Bendix, “Retrieval of grassland plant coverage on the Tibetan Plateau based on a multi-scale, multi-sensor and multi-method approach”, *Remote Sensing of Environment*, Vol.164, pp.197-207 (2015)
- [19] 日本スペースイメージング株式会社, <http://www.spaceimaging.co.jp/>
- [20] United States Geological Survey (USGS), <https://www.usgs.gov/>
- [21] 独立行政法人宇宙航空研究開発機構(JAXA)編集, “陸域観測技術衛星 2 号(ALOS-2) PALSAR-2 レベル 1.1/1.5/2.1/3.1 プロダクトフォーマット説明書(CEOS SAR フォーマット)”, 独立行政法人宇宙航空研究開発機構(JAXA) (2016)
- [22] 吉野, 串田, 石倉, 山路, “カテゴリー分解法の適用”, *写真測量とリモートセンシング*, Vol.34, No.6, pp.26-29 (1995)
- [23] 西田, 大塚, 田畑, “ファジィ推論によるミクセルのクラス混在率推定”, *電気学会論文誌 C*, Vol.116-C, No.3, pp.359-366 (1996)
- [24] 吉野, 石倉, 串田, 山路, “推定事前確率の付与による土地被覆分類精度の向上”, *写真測量とリモートセンシング*, Vol.36, No.1, pp.8-15 (1997)
- [25] 景山, 西田, 豊福, “構成クラス数を考慮したファジィ推論によるミクセルのクラス混在率推定”, *電気学会論文誌 C*, Vol.118-C, No.11, pp.1590-1595 (1998)
- [26] 景山, 西田, “リモートセンシングデータにおけるミクセルの画像分解アルゴリズム”, *電気学会論文誌 C*, Vol.121-C, No.5, pp.961-966 (2001)
- [27] N. Keshava and J. F. Mustard, “Spectral Unmixing”, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.19, No.1, pp.44-57 (2002)
- [28] 伊藤, 小黒, “衛星画像における非線形モデルと近傍画素フィルタを適用した混合画素推定法”, *電気学会論文誌 C*, Vol.131-C, No.6, pp.1233-1240 (2011)
- [29] R. Rajabi and H. Ghassemian, “Sparsity Constrained Graph Regularized NMF for Spectral Unmixing of Hyperspectral Data”, *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, Vol.43, No.2, pp.269-278 (2015)
- [30] 長谷川, “リモートセンシングデータ解析の基礎”, 古今書院 (1998)
- [31] 加藤, 山口, 渡辺, 薦田, “宇宙から見た地質 -日本と世界-”, 朝倉書店 (2006)
- [32] 高木, 下田(監修), “新編 画像解析ハンドブック”, 東京大学出版会 (2004)
- [33] 建築基準法(昭和 25 年 5 月 24 日 法律第 201 号)
- [34] 建築基準法施行令(昭和 25 年 11 月 16 日 政令第 338 号)
- [35] 国立研究開発法人 国立環境研究所, <http://tenbou.nies.go.jp/>

第 2 章 震災後に取得したリモートセンシングデータを対象としたミクセルを考慮した土地被覆分類手法に関する検討

2.1 はじめに

2011 年 3 月 11 日に発生した東日本大震災の津波によって、東北地方の太平洋側地域は深刻な被害を受けた。このような被害地域において、震災からの復旧・復興計画を立案するためには、発生したがれきなどの震災廃棄物量を推定する必要がある。また、震災廃棄物量の推定は、その後の処理に大きな影響を与えるため、広範囲の廃棄物量を正確かつ迅速に推定するシステムの構築が必要である^[1]。

広域性や瞬時性に優れた特徴を有するリモートセンシングデータを用いて、震災廃棄物量の推定を行うことは、その後の復旧活動を迅速かつ効果的に行う上で有用である。これまでに、リモートセンシングデータを用いた被災状況把握に関して様々な検討が行われている^[2-4]。例えば、SAR データを用いた兵庫県南部地震などの被災地域における建物被害地域推定に関する研究^[2]や、航空写真を対象とし、畳み込みニューラルネットワークを用いた倒壊建造物の検出に関する研究^[4]が行われている。

しかしながら、上記研究において、①被災地域の判定方法が目視であることに起因し、広範囲の被災状況把握に時間的コストがかかることや、②使用する航空写真の観測幅に起因し、データの補正が必要になる課題などを有している。すなわち、“広範囲”の被災状況を“迅速に”把握する点において課題を有している。

一方、分解能が 5m~30m 程度のリモートセンシングデータは、1 枚の画像で広範囲の被災地を撮影可能であること、並びに低コストで取得可能であるといった特徴を有する。このため、景山氏らは人工衛星 THEOS に搭載されたマルチスペクトルセンサにより取得されたデータを用いた土地被覆分類手法を提案し、複数クラスの混合画素であるミクセルを考慮して、データの分解能を疑似的に向上させた土地被覆分類が可能となることを明らかにした^[5]。具体的には、2011 年 3 月 14 日に取得された THEOS マルチスペクトルデータを対象としてミクセルを分解し、土地被覆分類を行った。その結果、THEOS マルチスペクトルデータの分解能を 15m から 5m まで疑似的に向上させ、90%程度の精度で土地被覆分類が可能であることを明らかにした。しかしながら、被災した建築物の把握には、1m~2m 程度の分解能が必要である^[6]ため、被災した建築物の把握には至らなかった。

そこで本論文では、THEOS マルチスペクトルデータと比較して高分解能である RapidEye マルチスペクトルデータを使用し、対象地域における土地被覆分類を行った。RapidEye マルチスペクトルデータの地上分解能は 6.5m であり、オリジナル 1 画素を縦横各 3 ピクセル（合計 9 画素）に分解した場合、地上分解能は約 2m

にまで疑似的に向上される。すなわち、対象地域における被災した建築物の把握が可能となる。

本章では、2011 年 3 月 19 日に取得された RapidEye マルチスペクトルデータを対象とし、宮城県沿岸地域の土地被覆分類を行った。すなわち、ミクセルを考慮して得られた分類結果を基にミクセルを分解し、被災した建築物の把握に必要な分解能（1m～2m 程度）まで疑似的に向上させた。また、地図などを参考に作成した基準画像と土地被覆分類結果との一致率を算出し、提案手法の有用性についても検討を行った。

2.2 対象地域および使用データ

2.2.1 対象地域

2011 年に発生した東日本大震災において、地震および大規模な津波により倒壊家屋がれきやコンクリートといった震災廃棄物が多く発生した。特に、甚大な被害を受けた岩手県・宮城県・福島県の 3 県において、2,974 万トン（災害廃棄物：約 1,879 万トン，津波堆積物：約 1,095 万トン）の震災廃棄物が発生している（表 2.1 参照）。特に、宮城県においては、1,930 万トン（災害廃棄物：約 1,171 万トン，津波堆積物：約 759 万トン）の震災廃棄物量などが発生しており、全体の 61%を占めている^[7]。なお、宮城県における震災廃棄物の処理の進捗は、3 県中最も早く、処理はすでに終了している。本論文では、震災前後の被災地周辺における土地被覆状況の変化を推定し、その変化を基に震災廃棄物量の推定を行うことを目標としている。そこで、震災廃棄物処理の進捗が最も早い宮城県の沿岸地域を対象地域に設定した。

表 2.1 東日本大震災において発生した震災廃棄物量および津波堆積物量^[7]
(岩手県，宮城県，福島県)

	震災廃棄物		津波堆積物		合計 (万トン)
	推計量 (万トン)	処理割合 (%)	推計量 (万トン)	処理割合 (%)	
岩手県	434	100	184	100	618
宮城県	1,160	100	728	100	1,888
福島県	173	74	175	48	348
合計	1,767	98	1,087	92	2,854

2.2.2 RapidEye

人工衛星 RapidEye^[8]は、2008 年 8 月 29 日に打ち上げられ、Planet Lab 社により運用されている衛星である。農業、環境森林、地図作成などの目的で運用されており、RapidEye の主要性能は表 2.2 のようになる。RapidEye の回帰日数は 5.5 日であるが、5 機の衛星を同時に運用しているため、同一エリアを毎日観測することができ、緊急時や不測の事態発生時に迅速な対応が可能になる。また、RapidEye には、①可視域や近赤外域などの波長帯ごとに観測が可能であり、対象物の反射特性を考慮した観測に有用なマルチスペクトルセンサ、並びに②マルチスペクトルセンサと比較して高分解能なデータが取得可能であり、建物や森林などの形状判読に有用なパンクロマチックセンサの 2 種類のセンサが搭載されている。本論文では、土地被覆物の反射特性に着目して震災発生前後における土地被覆情報の変化を推定するため、RapidEye のマルチスペクトルセンサにより取得されたデータを使用データとした。

表 2.2 人工衛星 RapidEye の主要性能^[8]

運用期間	Planet Lab社
打ち上げ日	2008年8月29日 (5機同時打ち上げ)
軌道	太陽同期準極軌道
軌道傾斜角	97.8度
回帰日数	5.5日
再訪頻度	毎日
衛星高度	630km

2.2.3 マルチスペクトルセンサの概要

RapidEye に搭載されたマルチスペクトルセンサは、可視域（青、緑、赤）、レッドエッジ、近赤外域の合計 5 種類の観測波長を用いて観測している。また、各観測バンドデータの地上分解能は 6.5m、観測幅は 77km、並びに最大撮影長は 1,500km である。各バンドの波長帯域とその特性をまとめると以下のようなになる^[9]。また、各バンドデータの概要^[8]を表 2.3 にまとめる。

(1) 第 1 バンドデータ（440～510nm：可視域（青））

第 1 バンドデータは人間の目では青色から緑色に見える可視域の波長帯であり、沿岸水の状態や落葉樹と針葉樹の判別などが可能である。しかしながら、水陸の区別は難しい。また、このバンドデータは波長が短いため、大気における散乱の影響を最も受けやすい。日々の気象条件や季節の変化などに大きく左右されやすいものの、逆に大気情報の取得には適している。

(2) 第 2 バンドデータ（520～590nm：可視域（緑））

第 2 バンドデータは、人間の目では緑色に見える波長帯である。短波長帯であるため、大気中の浮遊物質、水蒸気、並びに薄い雲などに遮られて地表面を鮮明に観測できない場合が多い。可視域（青）と比較し、水陸の区別を良好に行うことができるが、水域と植生との区別はつかず、同じように見える。新設道路および鉄道などの識別が可能である。

(3) 第 3 バンドデータ（630～680nm：可視域（赤））

第 3 バンドデータは、人間の目では赤色に見える波長帯であり、画像の濃淡は人間の視覚と矛盾しない。市街地、乾燥した裸地、砂浜、枯れた芝などは輝度レベルが高いため、白く見える。一方、森林や海面などは黒く見える。また、水中の情報も捉えるが、水の透過率から可視域（緑）と比較し浅い水面下の情報である。大気中での散乱の影響は可視域（緑）と比較して少なく、コントラストが高くなる。植生域は濃くはっきりと見え、地表構造物の識別が可能である。

表 2.3 マルチスペクトルセンサの概要^[8]

バンド	観測波長帯	地上分解能	観測幅	最大撮影長
1（可視域（青））	440～510nm	6.5m	77km	1,500km
2（可視域（緑））	520～590nm			
3（可視域（赤））	630～680nm			
4（レッドエッジ）	690～730nm			
5（近赤外域）	760～850nm			

(4) 第 4 バンドデータ (690~730nm : レッドエッジ)

第 4 バンドデータは、可視域 (赤) と近赤外域との間の波長帯である。一般的に、反射特性を用いて植生の生育状態の把握を行う場合、葉緑素による光の吸収帯域となる可視域 (赤) と高い反射帯域となる近赤外域が用いられる。レッドエッジは可視域 (赤) と近赤外域との間の波長帯であるため、主に植生の微妙な変化を敏感に反映する波長帯となる。例えば、植生が水ストレスなどを受けると、近赤外域の反射特性が短波長帯側に遷移するブルーシフト現象が発生し、レッドエッジバンドの反射が変化する。また、水稻などの登熟が進行すると、レッドエッジは上昇または減少し、微妙な特性を示す^[10]。

(5) 第 5 バンドデータ (760~850nm : 近赤外域)

第 5 バンドデータは、近赤外域の波長帯であり、陸域と海域の判別が可能である。可視域 (青) で見られた大気汚染や水質汚濁などはほとんど見られない。また、植物からの放射を良好に捉えるため、植物量の調査に適している。街路網も判別できるが、小水路との区別は困難である。高層建築物の集まっている地域が濃く見える。

本論文では、対象地域として設定した宮城県沿岸地域において、甚大な津波被害を受けた仙台市若林区周辺を 900×900 ピクセルに切り出し、使用データ (以降、震災後データと表記する) とした。なお、データの取得日は 2011 年 3 月 19 日である。使用データを図 2.1 に示す。



図 2.1 使用データ（震災後データ；2011 年 3 月 19 日取得）
(including material © 2011 RapidEye S.á r.l. All rights reserved)

2.3 解析手法

本論文で提案するミクセルを考慮した土地被覆分類手法（以降，提案手法と表記する）は 5 つの処理で構成される．RapidEye データを対象とする提案手法の流れを図 2.2 に示す．はじめに，分類するグループおよびサブクラスを設定した．次に，RapidEye データを特徴の類似する領域ごとに分割した．また，RapidEye データにおける各バンドの輝度値（以降，DN(Digital Numbers)値と表記する）を用いて教師データを作成した．さらに，作成した教師データを用いてクラス混在率を推定した．最後に，推定したクラス混在率を基にミクセルを推定し，クラス混在率および周辺情報を考慮してミクセルの分解を行った．

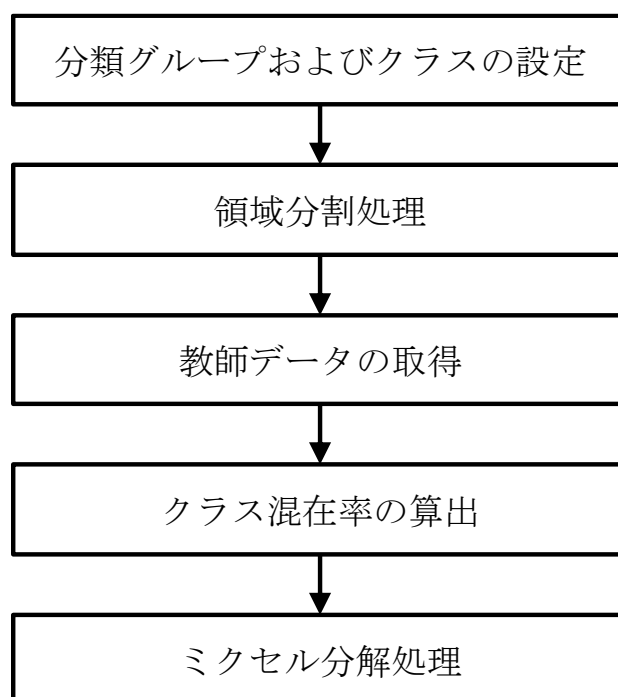


図 2.2 提案手法の流れ

2.3.1 分類グループおよびサブクラスの設定

津波の被害を受けた対象地域の沿岸地域において、津波堆積物により土地被覆状況が複雑化した。従来研究⁵⁾において使用した THEOS データは分解能が 15m であり、ある程度複雑な土地被覆状況であっても、土地被覆分類が可能であった。しかしながら、本論文で用いる RapidEye データの分解能は 6.5m であり、従来研究で用いた分類手法では、土地被覆分類が困難であることが予備検討の結果より明らかとなった。そこで本論文では、詳細な土地被覆分類を行うため、“水域”、“建築物”、“浸水土壤”、“植生”、“土壤”の5つの分類グループを設定した。さらに、例えば、水域グループでは、“海”、“沼”といったサブクラスを各分類グループにおいてそれぞれ設定した。設定したグループおよびサブクラスを表 2.4 にまとめる。

表 2.4 設定した分類グループおよびサブクラス

分類グループ	サブクラス
水域 グループ	W ₁ “海” W ₂ “沼”
建築物 グループ	B ₁ “NDVIの高い建築物” B ₂ “NDVIが中程度の建築物” B ₃ “homogeneityの高いアスファルト” B ₄ “homogeneityの低いアスファルト” B ₅ “流出建築物” B ₆ “homogeneityの低い建築物”
浸水土壤 グループ	F ₁ “近赤外域の反射率が低い浸水土壤A” F ₂ “近赤外域の反射率が低い浸水土壤B” F ₃ “NDVIが中程度の浸水土壤A” F ₄ “NDVIが中程度の浸水土壤B” F ₅ “homogeneityの高い浸水土壤A” F ₆ “homogeneityの高い浸水土壤B”
植生 グループ	V ₁ “NDVIの高い植生A” V ₂ “NDVIの高い植生B” V ₃ “NDVIが中程度の植生”
土壤 グループ	S ₁ “近赤外域の反射率が低い土壤” S ₂ “NDVIの高い土壤” S ₃ “NDVIが中程度の土壤” S ₄ “homogeneityの高い土壤” S ₅ “homogeneityの高い砂浜” S ₆ “homogeneityの低い土壤” S ₇ “homogeneityの低い砂浜”

2.3.2 領域分割処理

本論文では、詳細な土地被覆分類を目的とし、土地被覆物の反射特性の違いに着目して以下に示す 5 領域に分割した。領域を分割した際に用いた閾値を表 2.5 に示す。この閾値は 0.05 刻みで検討し、航空写真^[11]などと比較し良好に領域を分割していると判断した値である。また、領域 A から順に領域分割処理を行い、一度でも対象領域として分割されたピクセルは、その後の領域分割処理の対象から除外している。例えば、領域 A および領域 C の閾値を共に充足するピクセルが存在した場合、領域 A として分類する。

(1) 水域を含む領域（領域 A）

近赤外域における水域の反射率は、可視域と比較して非常に低いという特徴を有する。このため、水域を近赤外域で観測した場合、水域は黒くなる。本論文では、近赤外域データ（第 5 バンドデータ）を用いて、水域を含む領域を抽出した。

(2) 植生を含む領域（領域 B）

植生の反射率は、可視域（赤）領域ではクロロフィルの吸収により低くなり、近赤外領域では主として葉肉内の多重散乱により高くなる。従って、これらの波長域での反射率の測定は、植物体が吸収する光合成有効放射に密接に結びついており、これを利用した指標が植生指標である^[12]。この植生指標の中でも、広く使用されているものとして正規化差植生指標(Normalized Difference Vegetation Index ; NDVI)がある。NDVI は、(2.1)式により算出される。

$$NDVI = \frac{NIR - VIS(Red)}{NIR + VIS(Red)} \quad (2.1)$$

ここで、 NIR は、第 5 バンドデータ（近赤外域データ）、 $VIS(Red)$ は第 3 バンドデータ（可視域（赤））である。

表 2.5 領域分割処理で用いた閾値

領域	閾値
水域を含む領域（領域A）	(第5バンドデータ) ≤ 40.0
植生を含む領域（領域B）	$(NDVI) \geq 0.40$
土壌を含む領域（領域C）	$0.20 \leq (NDVI) < 0.40$
類似する特徴が一様に分布する領域（領域D）	$(homogeneity) \geq 0.45$
その他の領域（領域E）	-

(3) 土壌を含む領域 (領域 C)

一般に, NDVI の値は, 植生地域では大きく, 道路や建築物などの構造物においては小さい. また, 裸地ではその中間の値を示す^[13]. そこで, NDVI を用いて土壌を含む領域の抽出を行った.

(4) 類似する特徴が一様に分布する領域 (領域 D)

対象地域において, 農地などの類似する特徴が一様に分布する領域が存在する. これら領域を抽出するため, テクスチャ特徴量の一つである homogeneity (均質性) を同時生起行列により算出した. なお, homogeneity は(2.2)式により算出される.

$$\text{homogeneity} = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \left(\frac{1}{1 + (i - j)^2} \right) P_{\sigma}(i, j) \quad (2.2)$$

ここで, 同時生起行列とは, 画像の濃度 i の点から一定の変位 $\delta = (\gamma, \theta)$ だけ離れた点の濃度が j となる確率 $P_{\delta}(i, j)$, ($i, j = 0, 1, \dots, n - 1$) を要素とする行列である. その行列から特徴量を計算し, 得られた値によってテクスチャを特徴付ける手法である. 同時生起行列算出時における 2 画素の関係を図 2.3 に示す.

(5) その他の領域 (領域 E)

上記 4 領域にも属さない領域をその他の領域 (領域 E) として抽出した. なお, 領域 E には, 主に建築物領域が属している.

さらに, 2.3.1 項において設定したサブクラスを分割した各領域に配置した. 配置したサブクラスを表 2.6 に示す.

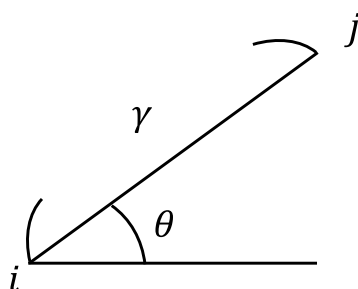


図 2.3 同時生起行列算出時における 2 画素の関係

表 2.6 各領域に配置したサブクラス

分類グループ	設定したサブクラス
水域を含む領域 (領域A)	W ₁ “海” W ₂ “沼” F ₁ “近赤外域の反射率が低い浸水土壌A” F ₂ “近赤外域の反射率が低い浸水土壌B” S ₁ “近赤外域の反射率が低い土壌”
植生を含む領域 (領域B)	B ₁ “NDVIの高い建築物” V ₁ “NDVIの高い植生A” V ₂ “NDVIの高い植生B” S ₂ “NDVIの高い土壌”
土壌を含む領域 (領域C)	B ₂ “NDVIが中程度の建築物” F ₃ “NDVIが中程度の浸水土壌A” F ₄ “NDVIが中程度の浸水土壌B” V ₃ “NDVIが中程度の植生” S ₃ “NDVIが中程度の土壌”
類似する特徴が一様に分布する領域 (領域D)	B ₃ “homogeneityの高いアスファルト” F ₅ “homogeneityの高い浸水土壌A” F ₆ “homogeneityの高い浸水土壌B” S ₄ “homogeneityの高い土壌” S ₅ “homogeneityの高い砂浜”
その他の領域 (領域E)	B ₄ “homogeneityの低いアスファルト” B ₅ “流出建築物” B ₆ “homogeneityの低い建築物” S ₆ “homogeneityの低い土壌” S ₇ “homogeneityの低い砂浜”

2.3.3 土地被覆分類処理

2.3.3.1 教師データの算出

本論文で用いるクラス混在率推定法^[14]（クラス混在率推定法については 2.3.3.2 目において後述する）では、教師データを算出する必要がある。そこで本論文では、2.3.1 項において設定したサブクラスごとに画素を 50 点抽出し、その平均・分散を各クラスの教師データとした。なお、教師データは各バンドの DN 値を用いて算出している。算出した教師データを表 2.7～表 2.11 にそれぞれ示す。

表 2.7 領域 A における各クラスの教師データ

	第1バンドデータ		第2バンドデータ		第3バンドデータ		第4バンドデータ		第5バンドデータ	
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散
W ₁ “海”	9.50	0.81	6.66	0.78	2.68	0.22	2.60	0.40	2.92	0.35
W ₂ “沼”	12.30	0.89	15.02	0.86	13.76	0.58	9.50	0.45	6.14	0.48
F ₁ “近赤外域の反射率が低い浸水土壌A”	9.32	0.74	8.16	0.81	9.18	0.51	9.08	0.43	8.24	1.22
F ₂ “近赤外域の反射率が低い浸水土壌B”	9.90	1.25	10.08	1.19	11.60	0.84	10.78	0.57	8.70	1.17
S ₁ “近赤外域の反射率が低い土壌”	8.06	0.82	6.08	0.83	6.52	0.45	8.58	0.72	10.42	0.84

表 2.8 領域 B における各クラスの教師データ

	第1バンドデータ		第2バンドデータ		第3バンドデータ		第4バンドデータ		第5バンドデータ	
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散
B ₁ “NDVIの高い建築物”	24.90	3.57	12.20	1.28	6.78	0.69	8.12	1.55	20.50	12.53
V ₁ “NDVIの高い植生A”	7.90	0.97	7.62	1.16	6.68	0.78	14.34	2.10	31.84	14.93
V ₂ “NDVIの高い植生B”	11.14	1.32	11.62	1.64	11.96	1.88	17.68	2.10	33.38	6.28
S ₂ “NDVIの高い土壌”	10.02	1.22	9.96	1.72	11.36	1.95	19.38	2.92	34.84	9.81

表 2.9 領域 C における各クラスの教師データ

	第1バンドデータ		第2バンドデータ		第3バンドデータ		第4バンドデータ		第5バンドデータ	
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散
B ₂ “NDVIが中程度の建築物”	30.54	10.01	17.60	13.88	12.42	7.24	12.42	5.96	23.60	16.00
F ₃ “NDVIが中程度の浸水土壤A”	13.60	1.84	14.06	2.38	20.12	4.63	22.04	4.32	33.02	7.74
F ₄ “NDVIが中程度の浸水土壤B”	11.18	1.35	9.82	0.75	11.28	0.60	13.02	0.74	18.66	1.74
V ₃ “NDVIが中程度の植生”	12.26	4.19	14.08	4.39	15.18	4.39	18.98	4.06	30.64	15.87
S ₃ “NDVIが中程度の土壤”	19.44	5.61	21.02	7.70	25.24	12.82	29.96	12.40	44.00	35.48

表 2.10 領域 D における各クラスの教師データ

	第1バンドデータ		第2バンドデータ		第3バンドデータ		第4バンドデータ		第5バンドデータ	
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散
B ₃ “homogeneityの高いアスファルト”	20.20	3.00	18.72	4.84	19.76	4.02	19.88	3.55	23.74	8.07
F ₅ “homogeneityの高い浸水土壤A”	11.62	1.04	10.44	0.61	12.16	0.41	13.10	1.17	16.82	1.19
F ₆ “homogeneityの高い浸水土壤B”	14.14	1.04	14.14	0.92	17.04	1.12	18.00	0.76	22.92	1.99
S ₄ “homogeneityの高い土壤”	16.60	21.92	19.56	12.97	25.74	14.27	26.44	14.77	34.24	34.06
S ₅ “homogeneityの高い砂浜”	36.22	1.61	39.42	1.92	42.28	1.20	37.48	1.49	45.52	1.69

表 2.11 領域 E における各クラスの教師データ

	第1バンドデータ		第2バンドデータ		第3バンドデータ		第4バンドデータ		第5バンドデータ	
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散
B ₄ “homogeneityの低いアスファルト”	19.48	9.13	18.38	15.36	20.44	14.69	19.02	12.34	23.96	16.64
B ₅ “流出建築物”	19.34	4.82	20.28	9.36	23.82	12.03	23.04	8.56	29.04	17.28
B ₆ “homogeneityの低い建築物”	48.48	176.05	43.10	167.77	44.86	123.84	38.76	82.26	40.04	96.04
S ₆ “homogeneityの低い土壤”	16.98	10.22	17.38	26.64	25.38	46.04	24.60	46.68	34.22	101.01
S ₇ “homogeneityの低い砂浜”	30.26	10.47	32.80	23.76	35.56	20.77	31.90	8.33	39.60	9.16

2.3.3.2 簡略化ファジィ推論法を用いたクラス混在率の推定^[14]

リモートセンシングデータを用いて地表の土地被覆分類を行う場合、データの地上分解能を考慮すると、画像を構成する最小の単位である画素が水田や水域といった単独クラス（分類のために設定する土地被覆物）の輝度情報、すなわちピュア画素(Pure Pixel)のみで構成される場合は少なく、実際には 2 種類以上のクラスが複合した輝度情報を合わせ持つ混合画素(Mixed Pixel)である場合が多い。従来の分類法、すなわち画像上にあるすべての画素を設定した特定のクラスに帰属させるといった概念に基づく最尤法などの手法^[15]では、ミクセルも特定のクラスで代表されるため、着目画素に含まれるその他のクラスの輝度情報は分類結果に反映されず、画像の分類精度を低下させると同時に、実際の土地被覆状況との相違を大きくする原因となっている。このため、ミクセルの処理が土地被覆分類を精度良く行う上で一つの課題となっており、今日までにミクセルを推定する手法が提案されている^[16-20]。

一方、土地被覆分類は、クラスの選定やデータそのものに潜在する「本質的なあいまいさ」と、処理プロセスに介在する「あいまいさ」を包含した形で行われている。このため、西田氏らは各種「あいまいさ」を考慮するためにファジィ集合の概念^[21]を導入し、簡略化ファジィ推論によるミクセルのクラス混在率推定法を提案した^[14]。上記手法は、教師データの統計的な性質の推定結果に及ぼす影響が少なく、ミクセルを推定する上で有用である。本目では、クラス混在率推定手法^[14]について概説する。

(a) ミクセルとピュア画素の線形性

ミクセルが設定した複数のクラスの混在した画素であれば、ミクセルのスペクトル特性は各クラスに対応するピュア画素のスペクトル特性の線形結合と考えることが可能となる。この場合、ミクセルのスペクトルと各クラスのスペクトルは、各クラスの混在率 $\vec{\alpha}$ を用いて次式で示される。

$$\vec{P} = \sum_{c=1}^N \alpha_c \vec{M}_c \quad (2.3)$$

$$\sum_{c=1}^N \alpha_c = 1 \quad (2.4)$$

$$\alpha_c \geq 0 \quad (2.5)$$

ただし、

$\vec{P} = (p_1, \dots, p_k)^t$: ミクセルのスペクトル,

$\vec{M}_c = (m_{11}, \dots, m_{kc})^t$: ピュア画素のスペクトル,

$\vec{\alpha} = (\alpha_1, \dots, \alpha_N)^t$: クラス混在率,

$c = 1 \sim N$: クラス, k : バンド数

である。

クラス混在率 α_c , $c = 1 \sim N$ は(2.4), (2.5)式を拘束条件として(2.3)から算出する。

(b) クラス混在率推定法と推定モデル

分類クラスの設定および教師データの選択時に生じる種々の「あいまいさ」を考慮するため、設定クラスの教師データをスペクトル特徴空間上の「ファジィ集合」としている。すなわち、各クラスに対応するスペクトルをメンバーシップのグレードで定義し、クラスに帰属する度合いを示している。また、ミクセルのスペクトル特性は各クラスに対応するピュア画素のスペクトル特性の線形結合であるとの考えに基づき、種々の混在率で設定した各ミクセルに対し、それに対応する「ファジィ集合」を定義している。

さらに、ファジィ推論を用いてミクセル内に含まれるクラス混在率の推論規則を生成し、推定を行っている。なお、ファジィ推論の知識ベースは、推論規則、前件部メンバーシップ関数より構成し、ファジィ推論法として、多重ファジィ推論形式において後件部が実数値である簡略化ファジィ推論法^[22]を用いている。

クラス混在率推定法では、簡略化ファジィ推論法を用いてミクセル内の各クラスの混在率を推定するファジィ推論規則を次のように与えている。

$$\begin{array}{l}
 \text{規則 : } R_{i1} \cdots \text{ and } R_{ik} \rightarrow \vec{Z}_i \\
 \text{入力 : } x_1 \cdots \text{ and } x_k \\
 \hline
 \text{出力 : } \vec{Z}_0
 \end{array} \tag{2.6}$$

ここで、(2.6)式における規則は、任意に混在率を設定した場合のミクセルのファジィ集合に関する推論知識である。なお、添え字 i は、第 i 番目の規則を意味する。ただし、 $i = 1 \sim n$ である。また、

R_{ij} : 第 j バンドデータのミクセルのファジィ集合、

\vec{Z}_i : 設定した混在率 : $[\vec{Z}_i = (\alpha_{i1}, \dots, \alpha_{iN})]$,

\vec{Z}_0 : 推定した混在率の出力変数 : $[\vec{Z}_0 = (\alpha_1, \dots, \alpha_N)]$,

x_j : 第 j バンドデータの入力値、

N : 設定クラス数、

$j = 1 \sim k$: バンドデータ

である。

さらに、ミクセル内に混在するクラスの混在率の和は 1 であるため、混在率に(2.7)式のような拘束条件を与えている。

$$\sum_{c=1}^N \alpha_c^i = 1, \quad \alpha_c^i \geq 0 (c = 1, \dots, N) \tag{2.7}$$

入力値「 $x_1 \cdots \text{and } x_k$ 」と各規則との適合度は、 \min 演算を用いて次式のように与えている。

$$h_i = \mu_{i1}(x_1) \wedge \cdots \wedge \mu_{ik}(x_k) \tag{2.8}$$

また、出力 \vec{Z}_0 は確定値 \vec{Z}_i を適合度 h_i で加重平均することにより次式から求めている。

$$\vec{Z}_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \vec{Z}_i h_i}{\sum_{i=1}^n h_i} \tag{2.9}$$

なお、出力ベクトル \vec{Z}_0 の成分 α_c は(2.9)式より

$$\alpha_c = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{c=1}^N h_i \alpha_c^i}{\sum_{i=1}^n h_i} \tag{2.10}$$

と表される。ここで、出力 \vec{Z}_0 の各成分の和は、

$$\sum_{c=1}^N \alpha_c = \frac{\sum_{c=1}^N \sum_{i=1}^n h_i \alpha_c^i}{\sum_{i=1}^n h_i} \tag{2.11}$$

$$= 1$$

となる.

従って, (2.11)式より $\sum_{c=1}^N \alpha_c = 1$ であるため, 推定混在率はミクセルの混在率条件である(2.7)式を満足している.

また, 各規則において設定した混在率は, ミクセルの混在率条件に基づき, (2.7)式に示される N 次元超平面を等間隔に分割し, 各メッシュ交点に対応する値を用いている.

(c) 前件部メンバーシップ関数の生成

各クラスの特徴として, RapidEye データにおける各バンドの DN 値を用いているため, 特徴空間は各バンドデータの DN 値を座標軸とする多次元空間となり, 特徴ベクトルは各クラスの画素の DN 値となる. このような特徴空間 \mathbf{X} において, ミクセルのファジィ集合を人間が直接与えることは困難である. そこで, クラス混在率推定法では以下のような処理により教師データを取得し, 各クラスの各バンドデータの DN 値情報に基づき, 間接的に前件部メンバーシップ関数を生成している. なお, 前件部メンバーシップ関数の形状は正規分布型である.

(1) 教師データの取得

地図^[23]や航空写真^[11]などを参考にして, 画像内において特徴が均質であると判断した領域を選定し, 分類クラス(土地被覆物)を設定する. 次に, その領域内において各クラスに対応すると推測される画素をオペレータが抽出し, 各クラスに対応する「教師データ(ピュア画素のファジィ集合)」としている.

(2) 正規分布型(確率密度関数型)メンバーシップ関数の生成

各クラスの DN 値の母集団分布が正規分布型であると仮定し, 教師データの平均および分散($m_{cj}^*, \sigma_{cj}^{*2}$)を用いて, 各クラスの確率密度関数 $f_c(x_j)$ を決定している.

$$f_c(x_j) = \frac{1}{\sqrt{2 \cdot \pi \cdot \sigma_{cj}^{*2}}} \exp \left\{ -\frac{(x_j - m_{cj}^*)^2}{2 \cdot \sigma_{cj}^{*2}} \right\} \quad (2.12)$$

ただし, $f_c(x_j)$ は第 c クラスの確率密度関数, m_{cj}^* は第 c クラスの第 j バンドデータの平均, σ_{cj}^{*2} は第 c クラスの第 j バンドデータの分散である. さらに, 各クラスが混在率 $\vec{\alpha}$ で混在した場合のミクセルを考え, ミクセルと各クラスのスペクトルの線形性に基づき, ミクセルの確率密度関数 $f_p(x_j)$ を決定する. すなわち, 確率密度関数は次の 2 種類のパラメータ(平均および分散)で代表される.

ミクセルの確率密度関数: $f_p(x_j)$,

ミクセルの平均: $m_{pj} = \sum_{c=1}^N \alpha_c m_{cj}^*$,

ミクセルの分散: $\sigma_{pj}^2 = \vec{\alpha}^t \cdot S_j \cdot \vec{\alpha}$,

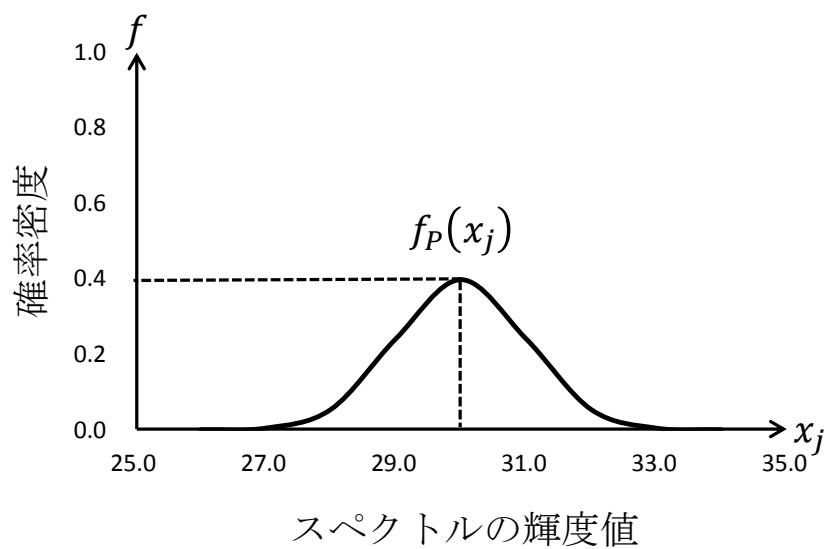
$S_j = \text{diag}(\sigma_{1j}^{*2}, \sigma_{2j}^{*2}, \dots, \sigma_{Nj}^{*2})$

ただし, $\vec{\alpha} = (\alpha_1, \dots, \alpha_N)$ はクラス混在率である.

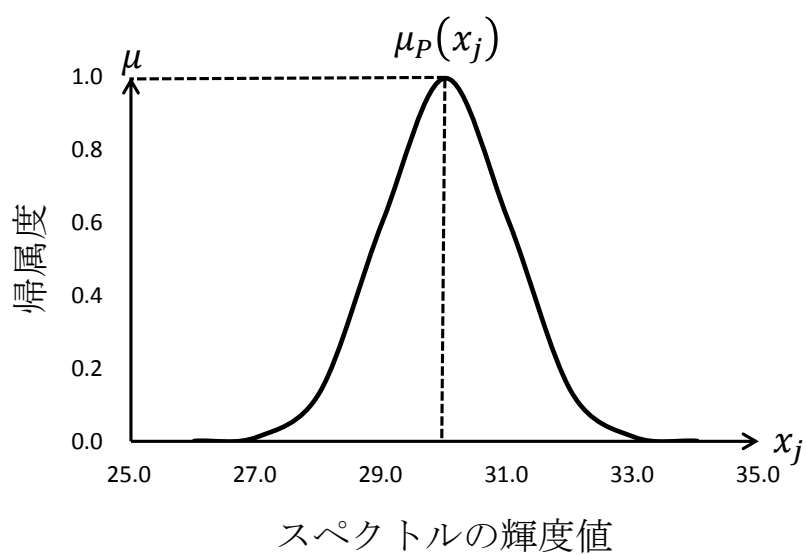
また、生成されたミクセルの確率密度関数の最大値を $\max f_P(x_j)$ とし、(2.13)式に示した確率密度関数 $f_P(x_j)$ をその最大値で割り、正規な関数 $\mu_P(x_j)$ を定義し、これをメンバーシップ関数とした。

$$\begin{aligned}\mu_P(x_j) &= \frac{f_P(x_j)}{\max f_P(x_j)} \\ &= \exp\left\{-\frac{(x_j - m_{Pj})^2}{2 \cdot \sigma_{Pj}^2}\right\}\end{aligned}\tag{2.14}$$

メンバーシップ関数の一例を図2.4に示す。(a)はミクセルの確率密度関数 $f_P(x_j)$ 、(b)は(a)で示したミクセルの確率密度関数 $f_P(x_j)$ を正規化し定義したメンバーシップ関数 $\mu_P(x_j)$ である。



(a) ミクセルの確率密度関数



(b) ミクセルのメンバーシップ関数

図 2.4 ミクセルの確率密度関数およびメンバーシップ関数の一例

2.3.4 ミクセル分解処理

2.3.4.1 ミクセル分解処理の流れ

ミクセルは隣接する画素と独立して存在するものではなく、関連した要素を含むと見なすことができる。このため、着目画素がクラス境界に位置する場合、その画素の DN 値は、ミクセルの各構成クラスを代表するピュア画素の混在率を重み係数とするピュア画素 DN 値の線形結合によって表される^[24]。すなわち、着目画素は推定された混在率に応じて構成クラスのピュア画素に分割することができる。そこで、クラス混在率推定法を用いて各画素のクラス混在率を算出し、得られた情報を以下の手順に従い、拡大した疑似画素に応用して画像分解を行った。なお、オリジナルの 1 画素を縦横各 3 分割、すなわち合計 9 画素に分割するアルゴリズムを例に、ミクセル分解アルゴリズム^[25]について説明する。本論文で使用するミクセルの画像分解処理の流れを図 2.5 に示す。

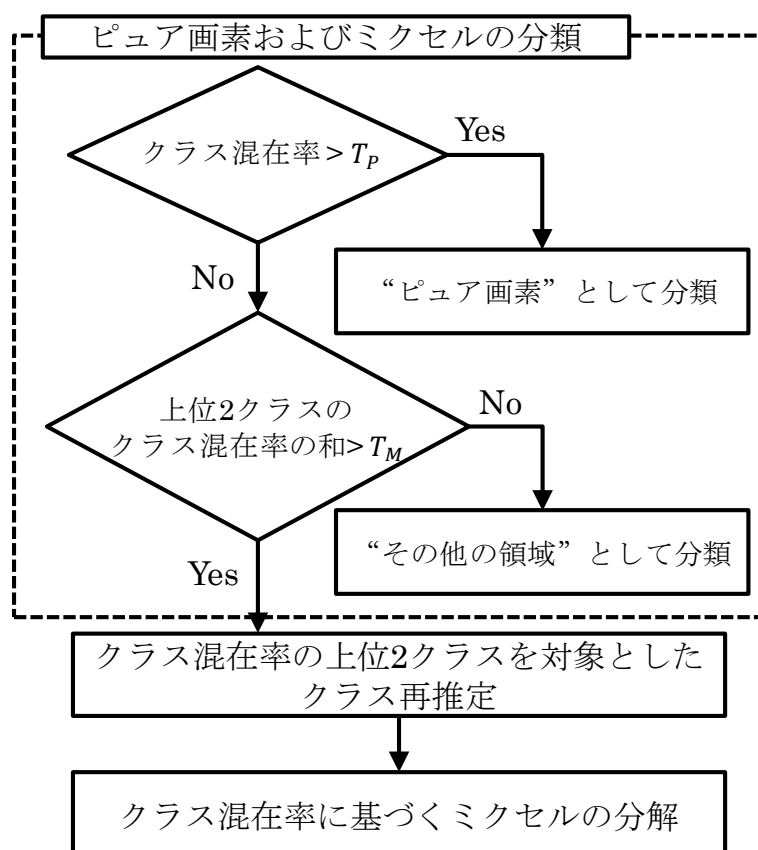


図 2.5 ミクセル分解処理の流れ

(a) ピュア画素およびミクセルの分類

各バンドデータの DN 値を用いて算出したクラス混在率において、クラス混在率が T_P 以上の画素を単一クラスから構成されるピュア画素とする。次に、ピュア画素と分類されなかった画素において、算出したクラス混在率の内、上位 2 クラスにおけるクラス混在率の和が T_M 以上の画素をそれら 2 つのクラスで構成されるミクセルとする。

本論文では、0.30 から 0.60 までの 0.05 刻みの値を用いて検討を行い、良好な結果の得られた値を閾値として設定した。設定した閾値を表 2.12 に示す。なお、設定値が 0.50 以下の場合、最大 2 クラスにおいて、その値を超える場合がある。このとき、当該画素は“値が 0.50 以上かつクラス混在率が最大のクラス”のピュア画素およびミクセルとして分類した。

(b) ミクセルの分解

処理(a)において、ミクセルとして分類された画素は、再推定した混在率を基に、2.3.4.2 目において後述するミクセル分解アルゴリズムを用いて、画像の分解を行った。

表 2.12 設定した閾値

領域	閾値	
	T_P	T_M
水域を含む領域 (領域A)	0.55	0.45
植生を含む領域 (領域B)	0.55	0.55
土壌を含む領域 (領域C)	0.55	0.50
類似する特徴が一様に分布する領域 (領域D)	0.45	0.50
その他の領域 (領域E)	0.50	0.45

2.3.4.2 ミクセル分解アルゴリズム^[25]

(a) 関連度の算出

処理①：

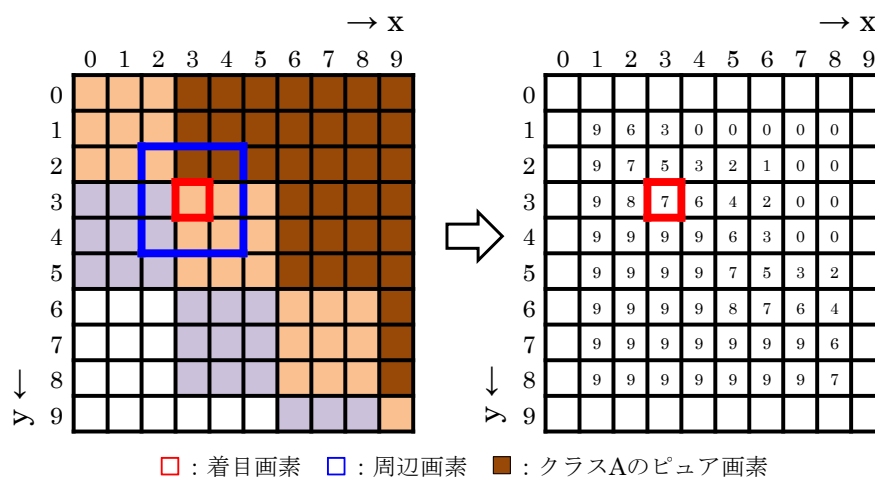
分割数に応じて拡大処理を施した画像（本論文では，縦横それぞれ 3 倍に拡大）において，特定のクラス（以降，クラス A と表記する）に着目し，着目画素および周辺 8 画素（計 9 画素）の中で，クラス A のピュア画素以外の画素数(0~9)を求める．また，得られた値を着目画素の値とする．例えば，図 2.6(a)の例では，ピュア画素が 2 画素あるため，9 画素から 2 画素を除いた数である 7 を着目画素の値とする．

処理②：

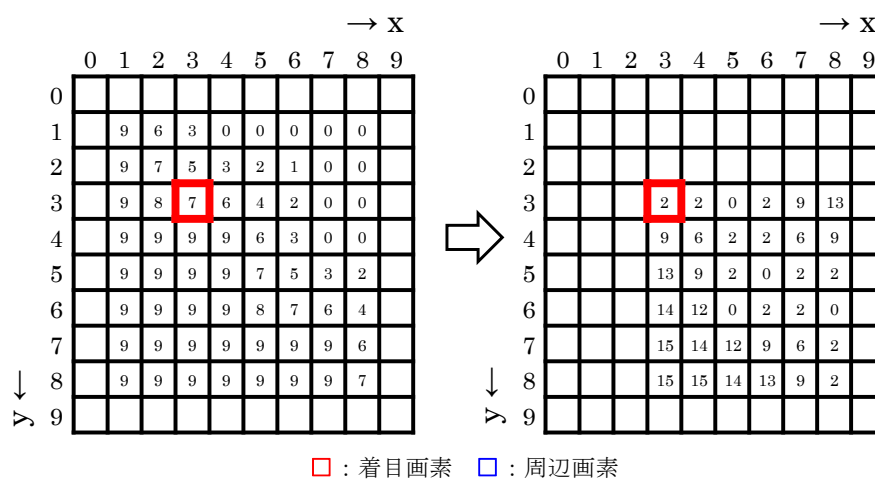
着目画素の 8 方向において，1 方向それぞれ 2 画素ずつ合計 16 画素を周辺画素とし，この中から着目画素と同じ値，すなわち，前処理で算出したピュア画素以外の画素の合計が着目画素と同数である周辺画素数(0~16)を求める．さらに，この値を着目画素の値として更新する．図 2.6(b)の周辺画素では，着目画素と同じ 7 の値を持つ画素が 2 画素存在するため，着目画素の値を 7 から 2 に書き換える．

処理③：

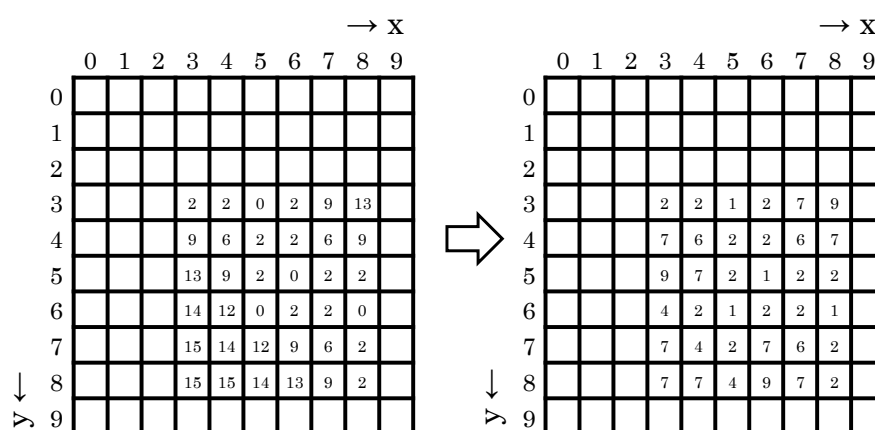
オリジナルの 1 画素に対応する拡大画素（合計 9 画素）の中で，保持している値が大きい画素程，クラス A との関連度が低いと仮定し，値の大きい画素から順に番号(0~9)を振り，図 2.6(c)のようにその値を着目画素の値として書き換える．



(a) ミクセルである拡大画素の個数算出



(b) 周辺画素数の算出



(c) 関連度の算出

図 2.6 関連度の算出例

(b) 拡大画素の優先スコアの算出

拡大した画素を推定されたクラスに帰属させる際に必要となる帰属優先順位を示す指標値（以降、優先スコアと表記する）を算出するため、近傍画素（オリジナルの画素）の構成クラスとその混在率に着目し、以下の処理を行った。

処理①：

拡大画素と近傍 8 画素の間で、最短となるピクセル数を求める。なお、この場合のピクセル数とは拡大画素をカウントした値となる。また、8 方向のうち、いずれの方向に移動した場合でも 1 画素につき、カウントされるピクセル数は 1 とする。

処理②：

各近傍画素までの距離として算出したピクセル数の内、最小値（5 分割の場合は 2 番目に小さい値も含む）を持つ近傍画素は着目画素との関連が強いと仮定し、優先スコアを決定する際の対象画素とする。ただし、中心座標と X 座標または Y 座標が同一で、近傍画素と隣接する拡大画素（合計 4 画素）は最小値を持つ近傍画素のみを対象画素とする。具体的には、3 分割した場合の拡大画素と近傍画素の距離は表 2.13 のように算出される。なお、a1~c3 は座標位置を表し、その位置は図 2.7 と対応している。また、得られた値に基づき、優先スコアを決める際の対象画素数を求めたところ、各拡大画素の値は図 2.7 のようになった。例えば、拡大画素 a3 の場合、表 2.13 に示すように最小値は 1 であるため、1 の値を持つ近傍画素 B, C, F の合計 3 画素が対象画素となる。

処理③：

関連度の算出処理により得られたオリジナル画素内の拡大画素が保持する値と対象画素の混在率との積を求め、これを各拡大画素の優先スコアとして採用する。ただし、対象画素が複数の場合、対象画素の混在率の和で各対象画素の混在率を除し、着目画素に対する寄与の割合を算出する。さらに、その値と各対象画素の混在率との加重和を求め、得られた値と拡大画素が保持する値との積を優先スコアとする。なお、中心画素は各近傍画素からの距離が同一であるため、特定がその影響は受けにくいと考え、オリジナル画素の混在率を用いた。優先スコアの算出例を図 2.8 に示す。例えば、拡大画素 a2 の場合、対象画素は画素 B のみであるため、画素 B の混在率 0.80 と a2 の画素値 5 の積 4.00 が優先スコアとなる。また、拡大画素 a3 の場合、対象画素は B, C, F の 3 画素になるため、各画素の寄与の割合を算出し、その値(0.32, 0.36, 0.32)と各画素の混在率(0.80, 0.90, 0.80)との加重和を求め、さらに a3 の画素値 9 との積を算出する。その結果、得られた値が拡大画素 a3 のスコア値(7.52)となる。

処理④：

オリジナルの 1 画素に対応する拡大画素の中で、優先スコアの大きい画素ほど

クラス A との関連度が高い画素と仮定し，順位をつける．

処理⑤：

処理③および処理④を他の設定クラスにも施す．

表 2.13 拡大画素と近傍画素の距離

	A	B	C	D	F	G	H	I
a1	1	1	3	1	3	3	3	3
a2	2	1	2	2	2	3	3	3
a3	3	1	1	3	1	3	3	3
b1	2	2	3	1	3	2	2	3
b2	-	-	-	-	-	-	-	-
b3	3	2	2	3	1	3	2	2
c1	3	3	3	1	3	1	1	3
c2	3	3	3	2	2	2	1	2
c3	3	3	3	3	1	3	1	1

a1	a2	a3
3	1	3
b1	b2	b3
1	*	1
c1	c2	c3
3	1	3

図 2.7 各拡大画素の優先スコア算出で対象となる画素数

A 混在率 0.75	B 混在率 0.85			C 混在率 0.95
D 混在率 0.65	a1 5	a2 5	a3 9	F 混在率 0.90
	b1 2	b2 4	b3 5	
	c1 1	c2 2	c3 5	
G 混在率 0.55	H 混在率 0.60			I 混在率 0.80

- b1の優先スコア
 対象画素：画素D
 混在率の和：0.65
 寄与の割合：D(1.00)
 優先スコア： $0.65 \times 2 = 1.35$
- a3の優先スコア
 対象画像：画素B, C, F
 混在率の和： $0.80 + 0.90 + 0.80 = 2.50$
 寄与の割合：B(0.32), C(0.36), F(0.32)
 優先スコア： $(0.80 \times 0.32 + 0.80 \times 0.32 + 0.90 \times 0.36) \times 9 = 7.52$

図 2.8 優先スコアの算出例

(c) 拡大画素の出力

オリジナル画素において、クラス A に帰属させる拡大画素数は、クラス混在率推定法によって得られた混在率の比率に応じた画素数とし、優先スコアの高い拡大画素から順にクラス A に帰属させる。また、残りの拡大画素についても混在率の比率および優先順位に応じて、他のクラスに帰属させる。例えば、図 2.9(a)に示すように優先スコアが算出され、オリジナル画素におけるクラス A の混在率が 0.66 であった場合、優先スコアの高い画素から順に a3, b3, a2, c3, a1, b2 の 6 つの拡大画素がクラス A のピュア画素として図 2.9(b)のように出力される。

a1	a2	a3
3.79	4.25	8.12
b1	b2	b3
1.30	2.80	4.50
c1	c2	c3
0.60	1.20	3.90



5	3	1
7	6	2
9	8	4

■ : クラスAのピュア画素として出力

(a) 算出された優先スコア

(b) 優先順位および画像出力例

図 2.9 画像出力の例 (クラス A の混在率= 0.66の場合)

2.4 評価方法

2.4.1 土地被覆分類処理の精度に関する検討

提案手法による土地被覆分類処理結果を定量的に評価するため、以下の手順で作成した基準画像との一致率を算出した。なお、使用した航空写真^[11]の分解能は約1.0mであり、取得日は2011年3月12日および13日である。また、航空写真の右下に含まれる文字列（取得日情報など）をマスク処理により除外して使用した。

処理①：航空写真を対象として土地被覆分類を施した。

処理②：作成した土地被覆分類画像に対し、地図^[23]などを参考に手動で修正を加えた。

作成した基準画像を図2.10に示す。なお、本論文で算出する一致率とは、提案手法により得られた分類結果における基準画像の土地被覆物に対して一致する割合である。また、全体の一致率は、分類結果におけるすべての画素を対象とした基準画像の土地被覆物に対して一致する割合である。

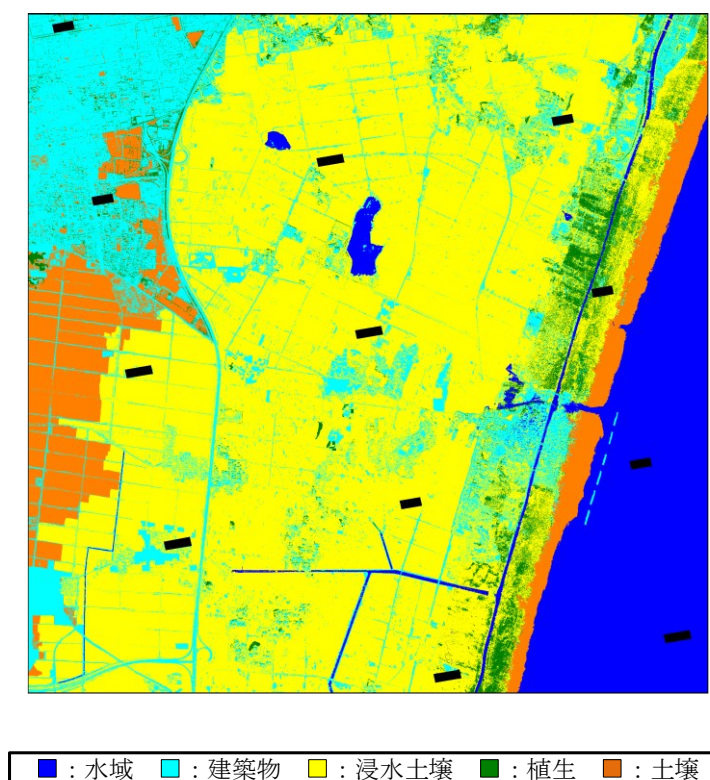


図 2.10 作成した基準画像

2.4.2 提案手法の有用性に関する検討

提案手法による土地被覆分類処理の有用性に関して検討を行うため、最近隣内挿法および最尤法（以降、比較手法と表記する）により作成した土地被覆分類結果との比較を行った。具体的には、はじめに、震災後データ（900×900 ピクセル）を最近隣内挿法^[26]により 2700×2700 ピクセルに拡大した。ここで、最近隣内挿法とは、内挿したい点 $P(u, v)$ に最も近い観測点 $P(i, j)$ を選定し、その画素の DN 値を目的とする DN 値とする手法であり、(2.15)式により求められる。

$$P = P_{ij} \quad (2.15)$$

ここで、 $i = [u + 0.5]$ 、 $j = [v + 0.5]$ である。

次に、拡大した画像を教師あり分類法である最尤法^[27]を用いて分類を行った。ここで、最尤法とは、教師あり分類法において最も良く用いられる分類手法の一つで、各クラスに対する画素データの尤度を求め、尤度が最大となるクラスにその画素を分類する方法である。尤度とは、画素データ x が観測されたとき、それが分類クラス k から得られたものである（事後）確率のことである。クラス k から x が観測される条件付き確率を $p(x|k)$ とすると、尤度 L_k は(2.16)式のように表現される。

$$L_k = P(k|x) = \frac{P(k) \times p(x|k)}{\sum_{i=1}^k P(i) \times P(x|i)} \quad (2.16)$$

ここで、 $P(k)$ はクラス k の事前確率であり、通常はどのクラスでも等しい値をとると想定する。また、(2.16)式における分母はどのクラスについても共通の値であるため、クラス間で比較する際には無視できる。

最後に、分類結果と 2.4.1 項において作成した基準画像との一致率を算出した。

2.5 解析結果および検討

2.5.1 土地被覆分類結果

提案手法により得られた対象地域における土地被覆分類結果を図 2.11 に示す。提案手法により土地被覆分類処理を行った結果、すべての画素がピュア画素で表現されており、土地被覆状況および被覆物の境界は明確であることがわかる。また、震災後データの画像サイズは、 900×900 ピクセルから 2700×2700 ピクセルとなった。すなわち、オリジナル画像における 1 画素は、提案手法により 9 画素に分割され、RapidEye データの地上分解能が 6.5m から約 2m へ疑似的に向上している。

次に、得られた分類結果と地図^[23]との比較を行った。その結果、分解された画素の構成要素は地図で示されている構成物と大局的に一致していることが明らかとなった。しかしながら、浸水土壌域の一部において“水域”と分類された領域が存在した（図 2.11 赤円参照）。この領域は、津波によって浸水し、水がたまった領域と推測される。このため、分類結果は実際の状況を反映していると判断し、2.5.2 項では“浸水土壌”内の“水域”を“浸水土壌”と許容して一致率を算出した。

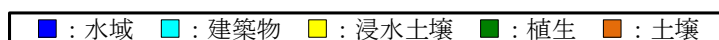
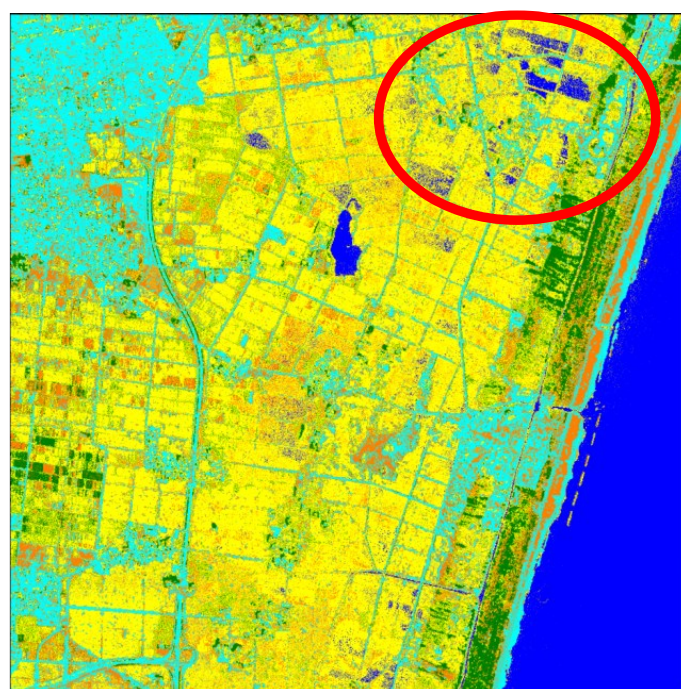


図 2.11 土地被覆分類結果

2.5.2 土地被覆分類処理の精度に関する検討結果

土地被覆分類結果（図 2.11）と基準画像（図 2.10）を比較した結果、土地被覆分類結果において、基準画像では“浸水土壌”と分類された領域が、土地被覆分類結果では、“土壌”として分類されていることが明らかとなった。これは、基準画像作成時に使用した航空写真の取得日は、2011年3月12日および13日であるのに対し、震災後データの取得日は、2011年3月19日とデータ取得日に差異が生じている。このため、航空写真と震災後データでは土地被覆情報に変化が生じたことに起因し、分類結果において差異が生じたと考える。そこで、基準画像との一致率を算出する際には、分類結果における“土壌”を“浸水土壌”と許容し、一致率を算出した。

分類結果における「“浸水土壌”内の“水域”と許容」、「“土壌”を“浸水土壌”と許容」した場合の、土地被覆分類結果を図 2.12 に、基準画像との一致率を表 2.14 にそれぞれ示す。基準画像に対する全体の一致率は 89.9%となり、基準画像と高い割合で一致していることが明らかとなった。

次に、土地被覆物ごとの一致率に関して検討を行った結果、一致率は“水域”、“建築物”、“浸水土壌”、並びに“植生”の全てのクラスで、85%を超える結果を得ており、分類クラスにかかわらず基準画像と高い割合で一致していることが明らかとなった。

以上の結果は、提案手法は対象地域における土地被覆分類に有用であることを示唆している。

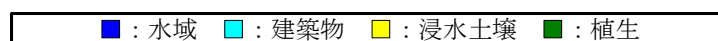
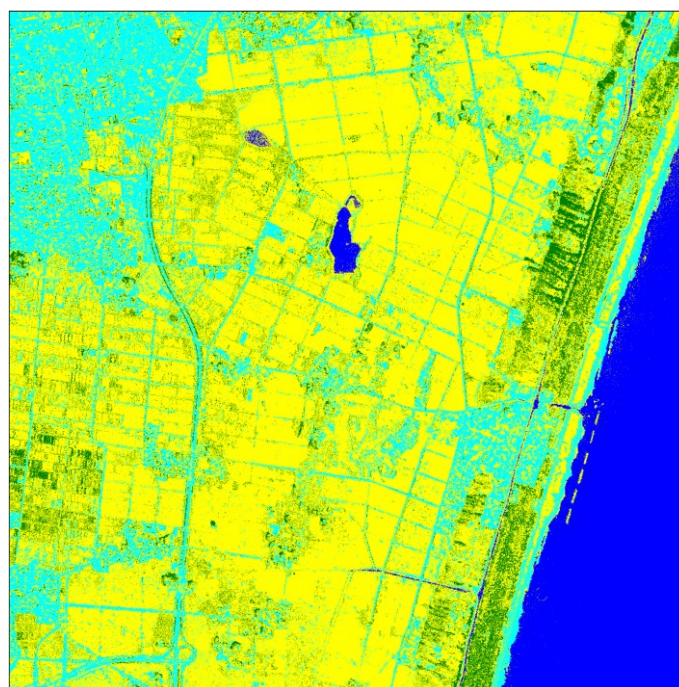


図 2.12 提案手法により得られた土地被覆分類結果
 (「浸水土壌」内の「水域」および「土壌」を「浸水土壌」と許容)

表 2.14 提案手法により得られた分類結果の一致率

土地被覆物	土地被覆物の割合(%)	一致率(%)
水域	12.5	91.4
建築物	19.0	87.5
浸水土壌	61.3	90.5
植生	7.2	87.0
全体		89.9

2.5.3 提案手法の有用性に関する検討結果

最近隣内挿法により原画像を 3 倍に拡大し、最尤法を用いて土地被覆分類を実施した結果を図 2.13 に示す。なお、一致率算出の条件を合わせるため、提案手法により得られた分類結果に対する一致率算出時と同様のクラス（“水域”，“建築物”，“浸水土壤”，“植生”の合計 4 クラス）に分類している。この結果，比較手法の分類結果の“水域”領域の一部において，“建築物”領域と分類された領域が存在することが明らかとなった。

また，提案手法により得られた分類結果と基準画像との一致率を表 2.15 に示す。土地被覆物ごとの一致率に関して検討を行った結果，“浸水土壤”以外の土地被覆物において提案手法の一致率は，比較手法の一致率と比較し，一致率の高い結果を得た。特に，震災廃棄物量が多く存在すると推測される“建築物”領域において，提案手法における一致率(87.5%)は，比較手法における一致率(69.9%)と比較し，17.6%高いことが明らかとなった。このことは，提案手法は，比較手法と比較し，震災廃棄物量推定を目的とした土地被覆分類手法として有用であることを示唆している。さらに，比較手法の全体における一致率は 82.7%となった，すなわち，提案手法における一致率(89.9%)は，比較手法における一致率(82.7%)と比較し，8.2%高いことが明らかとなった。

以上の結果は，提案手法は，リモートセンシングデータの分解能を疑似的に向上させ，対象地域における土地被覆物を良好に分類可能な手法として有用であると考えられる。

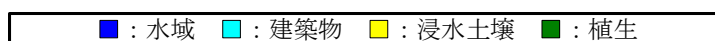
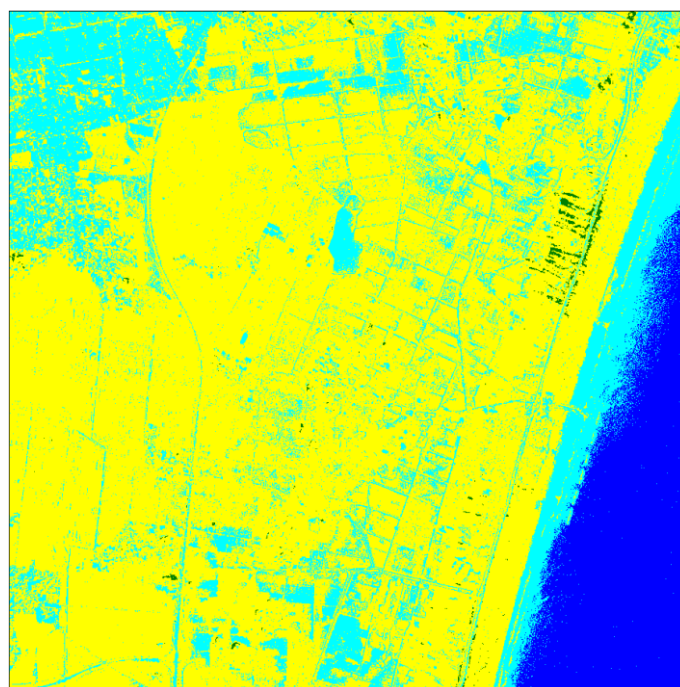


図 2.13 比較手法により得られた土地被覆分類結果

表 2.15 比較手法により得られた分類結果の一致率

土地被覆物	一致率(%)	
	提案手法	比較手法
水域	91.4	70.1
建築物	87.5	69.9
浸水土壌	90.5	91.5
植生	87.0	9.3
全体	89.9	81.7

2.6 まとめ

本章では、震災後の被災状況把握を目的として、ミクセルを分解し、RapidEyeデータの分解能を疑似的に向上させる土地被覆分類手法を提案した。得られた成果を以下にまとめる。

- (1) 本論文における提案手法により、RapidEyeデータの分解能を6.5mから被災した建築物の判読可能な分解能である約2mにまで疑似的に向上させた。このため、今後災害が発生した場合、提案手法はリモートセンシングデータの分解能を疑似的に向上させる手法として活用可能であることを明らかにした。
- (2) 本論文における提案手法は、従来手法では良好に分類が困難であったRapidEyeデータを良好に土地被覆分類が可能であることを明らかにした。
- (3) 本論文で設定した対象地域の場合、提案手法による土地被覆分類結果と地図などを参考に作成した基準画像との一致率は89.9%となっており、提案手法はRapidEyeデータにおける分解能の疑似的な向上に有用であることを明らかにした。
- (4) 本論文における提案手法による土地被覆分類結果は、比較手法（最尤法）による土地被覆分類結果の一致率と比較し、8.2%高い一致率となっており、提案手法は土地被覆分類に有用であることを明らかにした。

第 2 章 文献

- [1] 高谷, 佐藤, 大内, “東日本大震災から学ぶ災害廃棄物量推定システムに関する考察”, 情報処理学会 第 74 回全国大会, 3B-4 (2012)
- [2] 松岡, 山崎, “人工衛星 SAR 強度画像を用いた被害地域検出手法の最近の地震への適用とその妥当性の検討”, 日本建築学会構造系論文集, Vol.558, pp.139-147 (2002)
- [3] 越村, 郷右近, 福岡, 林, “リモートセンシングによる 2011 年東北地方太平洋沖地震津波の広域被害把握”, 日本地震工学会論文集, Vol.12, No.6, pp.50-62 (2012)
- [4] 利根川, 飯塚, 山本, 古川, 大内, “被災がれき量推定に向けた畳み込みニューラルネットワークを用いた倒壊建造物の自動抽出”, 情報処理学会論文誌, Vol.57, No.6, pp.1565-1575 (2016)
- [5] 景山, 比佐, 大内, 高谷, 西田, “震災廃棄物量の推定を目的とした THEOS データにおけるミクセル分解法”, 知能と情報(日本知能情報ファジィ学会誌), Vol.27, No.2, pp.570-580 (2015)
- [6] 文部科学省, <http://www.mext.go.jp/>
- [7] 環境省, <http://www.env.go.jp/>
- [8] 日本スペースイメージング株式会社, <http://www.spaceimaging.co.jp/>
- [9] 坪根, “パソコンによる人工衛星データの画像解析”, 森北出版 (1991)
- [10] 力丸, “レッドエッジバンドを含む衛星センサの登場と営農監視利用への可能性”, 写真測量とリモートセンシング, Vol.52, No.1, pp.27 (2013)
- [11] 国土交通省 国土地理院, <http://www.gsi.go.jp/>
- [12] W. G. Rees(原著), 久世, 飯倉, 竹内, 吉森(共訳), “リモートセンシングの基礎 [第 2 版]”, 森北出版株式会社 (2005)
- [13] 山岸, グオ, 安岡, “リモートセンシングデータを用いた都市の 3 次元モデルの構築”, 生産研究, Vol.56, No.3, pp.18-21 (2004)
- [14] 西田, 大塚, 田畑, “ファジィ推論によるミクセルのクラス混在率推定”, 電気学会論文誌 C, Vol.116-C, No.3, pp.359-366 (1996)
- [15] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork, “Pattern Classification (Second Edition)”, John Wiley & Sons, Inc. (2012)
- [16] 吉野, 串田, 石倉, 山路, “カテゴリー分解法の適用”, 写真測量とリモートセンシング, Vol.34, No.6, pp.26-29 (1995)
- [17] 吉野, 石倉, 串田, 山路, “推定事前確率の付与による土地被覆分類精度の向上”, 写真測量とリモートセンシング, Vol.36, No.1, pp.8-15 (1997)
- [18] N. Keshava and J. F. Mustard, “spectral Unmixing”, IEEE Signal Processing Magazine, Vol.19, No.1, pp.44-57 (2002)
- [19] 伊藤, 小黑, “衛星画像における非線形モデルと近傍画素フィルタを適用した混合画素推定

- 法”, 電気学会論文誌 C, Vol.131-C, No.6, pp.1233-1240 (2011)
- [20] R. Rajabi and H. Ghassemian, “Sparsity Constrained Graph Regularized NMF for Spectral Unmixing of Hyperspectral Data”, *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, Vol.43, No.2, pp.269-278 (2015)
- [21] L. A. Zadeh, “Fuzzy sets”, *Information and Control*, Vol.8, pp.338-353 (1965)
- [22] 水本, “ファジィ推論(1)”, *日本ファジィ学会誌*, Vol.4, No.2, pp.256-264 (1992)
- [23] ZENRIN 電子地図帳 Zi version14 (2011)
- [24] 景山, 西田, 豊福, “構成クラス数を考慮したファジィ推論によるミクセルのクラス混在率推定”, *電気学会論文誌 C*, Vol.118-C, No.11, pp.1590-1595 (1998)
- [25] 景山, 西田, “リモートセンシングデータにおけるミクセルの画像分解アルゴリズム”, *電気学会論文誌 C*, Vol.121-C, No.5, pp.961-966 (2001)
- [26] 高木, 下田(監修), “新編 画像解析ハンドブック”, 東京大学出版会 (2004)
- [27] 日本リモートセンシング研究会, “図解リモートセンシング”, 社団法人日本測量協会 (1998)

第 3 章 震災前後に取得されたリモートセンシングデータを対象とした震災廃棄物量推定に関する検討

3.1 はじめに

震災廃棄物量の推定は、その後の処理に影響を与えるため、広範囲の廃棄物量を正確かつ迅速に推定するシステムの構築が必要である^[1]。広域性や瞬時性に優れた特徴を有するリモートセンシングデータを用いて、震災廃棄物量の推定を行うことは、その後の復旧活動を迅速かつ効果的に行う上で有用である。景山氏らは THEOS データを用いた土地被覆分類手法を提案し、データの分解能を疑似的に向上させ、精度良く土地被覆分類を行っている^[2]。さらに、第 2 章で示したように、震災発生後に取得された RapidEye データを対象とし、ミクセルを考慮した土地被覆分類に関する検討を行った。この結果、RapidEye データの地上分解能を 6.5m から約 2m まで疑似的に向上させ、約 90%の精度で土地被覆分類が可能であることを明らかにした。

しかしながら、震災発生前に取得された RapidEye データを用いた土地被覆分類に関する検討を行い、土地被覆状況の変化に関する検討を行うまでには至っていない。また、土地被覆状況の変化を考慮して被災した建築物数を推定し、発生した震災廃棄物量を推定するまでには至っていない。

そこで本章では、震災発生前後に取得された RapidEye データを用いた震災廃棄物量推定のアルゴリズムを提案する。はじめに、震災発生前後に取得された RapidEye データを用いて土地被覆分類を行い、土地被覆状況の変化を把握した。次に、土地被覆状況変化を基に、被災した建築物領域を推定し、被災建築物数を推定した。さらに、推定した被災建築物数を用いて発生した震災廃棄物量を推定した。最後に、推定結果と実際の状況との比較を行い、提案手法の有用性について検討を加えた。

3.2 使用データ

本論文では、人工衛星 RapidEye³⁾により取得されたマルチスペクトルデータを対象とする。RapidEye データは、可視域（青、緑、赤）、レッドエッジ、並びに近赤外域の合計 5 バンドで観測されている。また、データの観測幅は 77km であり、地上分解能は 6.5m である。

津波により甚大な被害を受けた宮城県仙台市若林区周辺を 900×900 ピクセルに切り出し、これを使用データとした。本論文では、土地被覆状況の変化に基づき、被災した建築物を推定し、発生した震災廃棄物量を推定することを目的としている。このため、震災発生前後の RapidEye データを用いて土地被覆状況の変化を把握し、震災廃棄物量の推定を行った。具体的には、2010 年 4 月 4 日（以降、震災前データとする）および 2011 年 3 月 19 日（以降、震災後データとする）に取得された RapidEye データを検討に用いた。使用データを図 3.1、図 3.2 にそれぞれ示す。



図 3.1 震災前データ（2010 年 4 月 4 日取得）

(including material ©2010 RapidEye S.á r.l. All rights reserved)



図 3.2 震災後データ (2011 年 3 月 19 日取得)
(including material ©2011 RapidEye S.á r.l. All rights reserved)

3.3 解析手法

震災廃棄物量推定手法（以降，提案手法と表記する）は，「土地被覆分類処理（第2章参照）」と「震災廃棄物量推定処理」から構成される．提案手法の流れを図3.3に示す．

震災廃棄物量推定処理（図3.3赤枠参照）は，3つの処理で構成される．はじめに，震災前後データより取得された土地被覆分類結果を用いて土地被覆状況の変化を把握し，その結果を基に被災建築物領域を推定した．次に，被災建築物領域推定結果を基に，被災した建築物数を推定した．最後に，推定した被災建築物数と一棟当たりの発生廃棄物量を用いて，発生した震災廃棄物量を推定した．

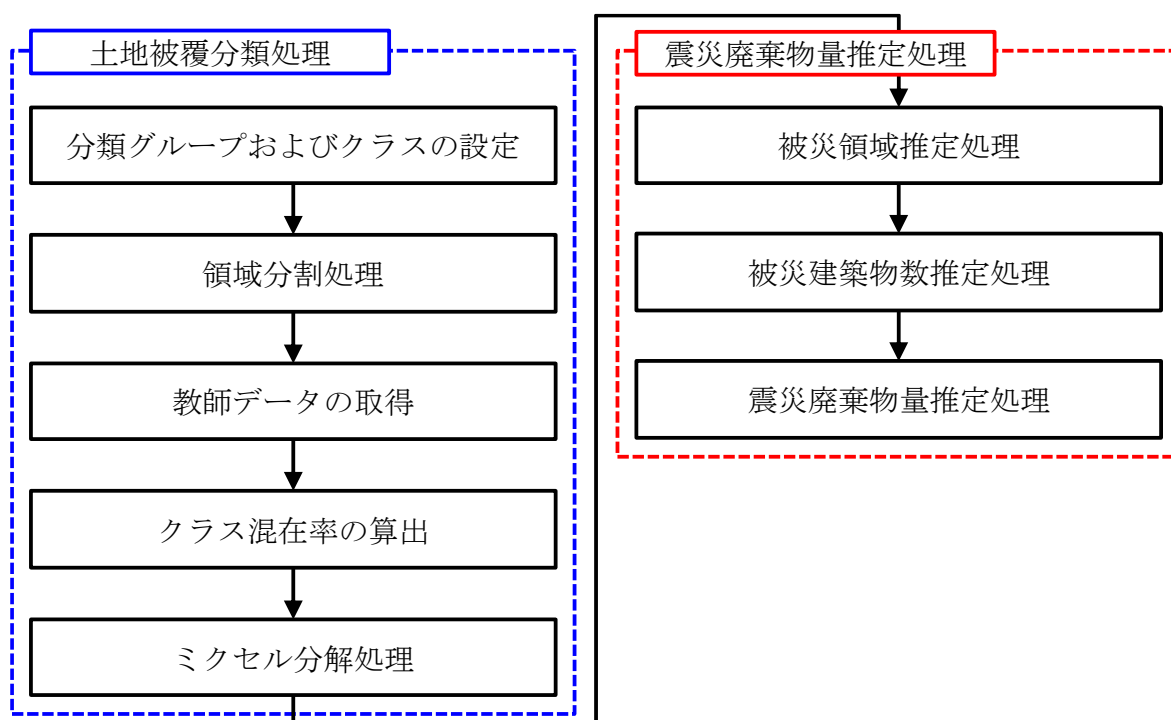


図3.3 提案手法の流れ

3.3.1 被災建築物領域推定処理

3.3.1.1 土地被覆分類結果を用いた被災建築物領域の推定

本論文では、被災した建築物領域を震災前後における土地被覆分類結果を用いて推定した。具体的には、震災前データおよび震災後データにより得られた土地被覆分類結果を参照し、表 3.1 に示す条件に基づいて被災領域を判別した。ここで、

- Case A：津波により建築物が他方に流出した領域（被災領域）
 - Case B：津波により建築物が他方より流入した領域（被災領域）
 - Case C：建築物の土台が残存した領域または建築物が残存した領域（被災領域または非被災領域）
 - Case D：Case A～Case C のどの領域にも属していない領域（その他の領域）
- である。例えば、震災前データにおいて“建築物”に分類された領域が震災後データでは“植生”と分類された場合、「Case A（津波により建築物が他方に流出した領域）」と判断し、これを被災領域とした。また、震災前データおよび震災後データにおいて、“建築物”として分類された領域は、3.3.1.2 において被災領域または非被災領域を判別した。

表 3.1 被災建築物領域推定条件

	土地被覆分類結果		推定結果
	震災前データ	震災後データ	
Case A	建築物	水域 浸水土壌 植生 土壌	被災領域
Case B	水域 植生 土壌	建築物	被災領域
Case C	建築物	建築物	被災領域 または 非被災領域
Case D	水域 植生 土壌	水域 浸水土壌 植生 土壌	その他の領域

3.3.1.2 バンド比差分値を用いた被災建築物領域の推定

被災した建築物の一部は、津波流入による建築物流出後においても建築物の土台が残留しているため、震災前データおよび震災後データのどちらにおいても建築物領域として分類される可能性を有する。すなわち、震災前後データにより得られた土地被覆分類結果のみを用いた被災領域および非被災領域の判別は、上記領域において困難であると考えられる。そこで、3.3.1.1 目において Case C（震災前データおよび震災後データの両データにおいて“建築物”と分類された領域）と分類された領域に対してバンド比差分値を用いた被災領域および非被災領域の判別を行った。バンド比差分値は、異なる時期に取得されたリモートセンシングデータを用いた領域抽出に関する検討において使用されている。例えば、Fernandez 氏らは、山林火災発生前後に取得されたリモートセンシングデータを用いて正規化差植生指標 (Normalized Difference Vegetation Index ; NDVI) を算出し、それらの差分値を基に火災発生領域を推定している^[4]。なお、NDVI はリモートセンシングデータにおける可視域（赤）情報および近赤外域情報を用いて算出される。

3.3.2 被災建築物数推定処理

一般的に、発生した震災廃棄物量は、被災建築物数および一棟当たりの発生廃棄物量（発生原単位）を用いて推定される^[5]。この内、発生原単位は環境省により定義されている^[6]。そこで本論文では、震災廃棄物量推定を目的とし、3.3.1.2目において得られた被災建築物領域推定結果を用いて、対象地域における被災建築物数を推定した。具体的には、(3.1)式を用いて被災建築物数を推定した。

$$Disaster\ Building = \frac{DBA \times AP}{SA \times BC} \quad (3.1)$$

ここで、

DBA : 推定した被災建築物領域のピクセル数、

AP : 1ピクセル当たりの面積(m²)、

SA : 仙台市における平均敷地面積、

BC : 仙台市において定められている建蔽率

である。1ピクセル当たりの面積は、地上分解能6.5mのRapidEyeデータを縦横各3ピクセルに分割(3倍に拡大)した場合の1ピクセルの面積(4.7m²)とした。また、仙台市における平均敷地面積^[7]は274.3m²である。本論文では、対象地域における詳細な建蔽率情報を入手するには至らなかった。そこで、仙台市における住宅地域(第一種低層住居専用地域など)で定められている建蔽率^[8](40, 50, 60, 70%)を使用して被災建築物数を推定した。ここで、建蔽率^[9]とは、建築物の建築面積の敷地面積に対する割合である。

3.3.3 震災廃棄物量推定処理

本論文では、3.3.2 項において推定した被災建築物数と発生原単位を用いて発生した震災廃棄物量を推定する。使用した発生原単位を表 3.2 に示す。環境省により定義されている発生原単位は、被災程度別の発生廃棄物量である。このため、被災建築物数に加え、それらの被害程度を考慮する必要がある。従って、震災前と震災後における詳細な建築物の変化を把握し、その結果を基に被災程度を推定する手法について検討を加える必要がある。加えて、対象地域における詳細な被災状況は公表されていないのが現状である。本論文では、推定した被災建築物の内、流出建築物と推定された建築物を“全壊”，残存建築物と推定された建築物を「“全壊” X%， “半壊” Y%の割合で被災」と仮定して震災廃棄物量を推定した。なお，X，Yは20刻みで検討した。

表 3.2 被災程度別発生原単位^[6]

	発生原単位
全壊	116.90トン/棟
半壊	23.40トン/棟
床上浸水	4.60トン/世帯
床下浸水	0.62トン/世帯

3.4 評価方法

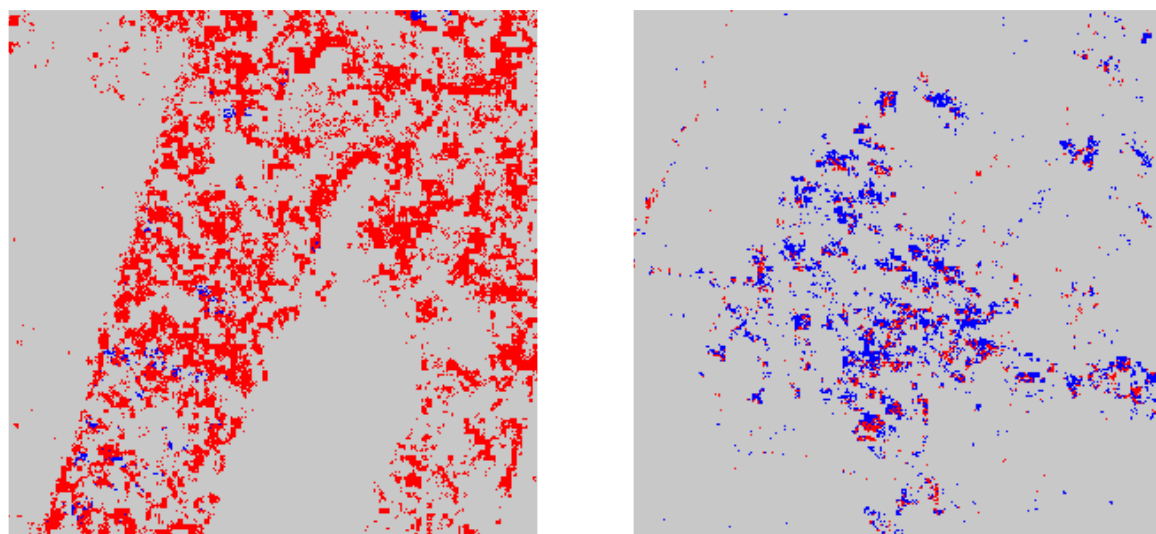
3.4.1 被災建築物領域推定精度に関する検討

提案手法による被災建築物領域推定結果を定量的に評価するため、家屋被害判読地図^[10]などを参考に作成した基準画像との一致率を算出した。具体的には、津波の被害を受け流出した建築物（流出建築物）の多い地域（荒浜地区；図 3.4 赤枠参照）および津波の被害を受けたが残存した建築物（残存建築物）の多い地域（三本塚地区；図 3.4 青枠参照）の2地区を評価用地域として設定し、一致率を算出した。作成した基準画像を図 3.5 にそれぞれ示す。



■：津波の被害を受け流出した建築物の多い地域（荒浜地区）
■：津波の被害を受けたが残存した建築物の多い地域（三本塚地区）

図 3.4 評価用地域



(a) 荒浜地区

(b) 三本塚地区

■ : 流出建築物 ■ : 残存建築物

図 3.5 作成した基準画像

3.4.2 被災建築物数推定結果の評価

提案手法による被災建築物数推定結果を定量的に評価するため、実際に被害を受けた建築物数との比較を試みた。しかしながら、対象地域における詳細な被害状況に関する情報の入手には至らなかった。そこで本論文では、表 3.3 に示す対象地域における世帯数^[8]および空き家率^[8]を用いて、被災世帯数および被災空き家数を推定した。推定した被災世帯数および被災空き家数を表 3.4 にそれぞれ示す。なお、建築物における被災の有無は、建物被災マップ^[10]を参考に判定した。

表 3.3 対象地域における世帯数^[8]および空き家率^[8]

	世帯数	空き家率(%)
若林区	5,983	18.2
宮城野区	1,840	15.8
小計	7,823	-

表 3.4 推定した被災世帯数および被災空き家数

	被災世帯数	被災空き家数
若林区	3,750	834
宮城野区	1,840	345
小計	5,590	1,179
合計	6,769	

3.5 解析結果および検討

3.5.1 各種パラメータの設定

(a) 土地被覆分類処理

震災後データを対象とした土地被覆分類処理に関する各種パラメータは、第 2 章で設定したものと同様である。本項では、震災前データを対象とした土地被覆分類処理において設定した各種パラメータについて詳説する。

分類グループおよびサブクラスの設定において、震災後データでは、“水域”、“建築物”、“浸水土壌”、“植生”、“土壌”の 5 つの分類グループを設定した (2.3.1 項参照)。震災前データでは、“浸水土壌”を除いた 4 つの分類グループを設定し、各グループにおいてサブクラスを設定した。設定した分類グループおよびサブクラスを表 3.5 にまとめる。

領域分割処理において、震災後データを震災後データと同様の 5 領域 (2.3.2 項参照) に分割した。この 5 領域は表 3.6 に示す閾値を用いて分割した。なお、閾値は 0.05 刻みで検討し、航空写真^[11]などと比較し良好に領域を分割していると判断した値である。また、分類のために設定したサブクラス (表 3.5 参照) を各領域に配置した。配置したサブクラスを表 3.7 に示す。

震災後データを対象としてクラス混在率の推定に使用した教師データを表 3.8～表 3.12 にそれぞれ示す。なお、設定したサブクラスごとに画素を 50 点抽出し、その平均・分散を各クラスの教師データとした。

ミクセル分解処理において、推定したクラス混在率を基に、ピュア画素およびミクセルの分類を行った。分類に用いた閾値 T_p 、 T_M を表 3.13 に示す。

表 3.5 設定した分類グループおよびサブクラス（震災前データ）

分類グループ	サブクラス
水域 グループ	W ₁ “海” W ₂ “沼” W ₃ “波”
建築物 グループ	B ₁ “近赤外域の反射率が低い建築物” B ₂ “NDVIの高い建築物” B ₃ “NDVIが中程度の建築物A” B ₄ “NDVIが中程度の建築物B” B ₅ “homogeneityの高いアスファルト” B ₆ “homogeneityの低いアスファルト” B ₇ “homogeneityの低い建築物”
植生 グループ	V ₁ “NDVIの高い植生A” V ₂ “NDVIの高い植生B”
土壌 グループ	S ₁ “近赤外域の反射率が低い土壌” S ₂ “NDVIの高い土壌A” S ₃ “NDVIの高い土壌B” S ₄ “NDVIが中程度の土壌A” S ₅ “NDVIが中程度の土壌B” S ₆ “homogeneityの高い砂浜” S ₇ “homogeneityの高い土壌A” S ₈ “homogeneityの高い土壌B” S ₉ “homogeneityの低い砂浜” S ₁₀ “homogeneityの低い土壌A” S ₁₁ “homogeneityの低い土壌B”

表 3.6 領域分割処理で用いた閾値（震災前データ）

領域	閾値
水域を含む領域（領域A）	(第5バンドデータ) ≤ 12.0
植生を含む領域（領域B）	(NDVI) ≥ 0.10
土壌を含む領域（領域C）	$0 \leq (NDVI) < 0.10$
類似する特徴が一様に分布する領域（領域D）	(homogeneity) ≥ 0.45
その他の領域（領域E）	—

表 3.7 各領域に配置したサブクラス（震災前データ）

分類グループ	設定したサブクラス
水域を含む領域 (領域A)	W ₁ “海” W ₂ “沼” W ₃ “波” B ₁ “近赤外域の反射率が低い建築物” S ₁ “近赤外域の反射率が低い土壌”
植生を含む領域 (領域B)	B ₂ “NDVIの高い建築物” V ₁ “NDVIの高い植生A” V ₂ “NDVIの高い植生B” S ₂ “NDVIの高い土壌A” S ₃ “NDVIの高い土壌B”
土壌を含む領域 (領域C)	B ₃ “NDVIが中程度の建築物A” B ₄ “NDVIが中程度の建築物B” S ₄ “NDVIが中程度の土壌A” S ₅ “NDVIが中程度の土壌B”
類似する特徴が一様に分布する領域 (領域D)	B ₅ “homogeneityの高いアスファルト” S ₆ “homogeneityの高い砂浜” S ₇ “homogeneityの高い土壌A” S ₈ “homogeneityの高い土壌B”
その他の領域 (領域E)	B ₆ “homogeneityの低いアスファルト” B ₇ “homogeneityの低い建築物” S ₉ “homogeneityの低い砂浜” S ₁₀ “homogeneityの低い土壌A” S ₁₁ “homogeneityの低い土壌B”

表 3.8 領域 A における各クラスの教師データ（震災前データ）

	第1バンドデータ		第2バンドデータ		第3バンドデータ		第4バンドデータ		第5バンドデータ	
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散
W ₁ “海”	22.32	0.42	15.00	0.40	8.50	0.25	7.40	0.24	6.02	0.02
W ₂ “沼”	22.46	0.89	16.46	0.97	11.06	1.46	11.00	1.12	8.32	2.10
W ₃ “波”	25.52	6.57	20.04	5.40	11.84	3.45	9.68	3.10	7.22	1.09
B ₁ “近赤外域の反射率が低い建築物”	25.90	1.29	19.50	1.97	15.10	2.25	13.40	1.24	10.88	1.23
S ₁ “近赤外域の反射率が低い土壌”	22.96	0.76	16.76	0.66	13.50	0.77	13.02	0.58	11.74	0.19

表 3.9 領域 B における各クラスの教師データ（震災前データ）

	第1バンドデータ		第2バンドデータ		第3バンドデータ		第4バンドデータ		第5バンドデータ	
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散
B ₂ “NDVIの高い建築物”	32.40	0.80	18.90	0.49	10.86	0.72	10.08	0.27	16.34	2.26
V ₁ “NDVIの高い植生A”	20.36	0.31	15.06	0.14	10.24	0.26	14.64	0.39	20.48	1.25
V ₂ “NDVIの高い植生B”	20.58	0.32	15.82	0.51	10.28	0.48	15.76	0.62	22.98	1.30
S ₂ “NDVIの高い土壌A”	26.78	0.33	23.26	0.39	20.04	0.72	23.54	0.37	28.00	1.16
S ₃ “NDVIの高い土壌B”	23.44	0.33	19.02	0.50	14.52	0.61	18.40	0.84	23.78	3.77

表 3.10 領域 C における各クラスの教師データ（震災前データ）

	第1バンドデータ		第2バンドデータ		第3バンドデータ		第4バンドデータ		第5バンドデータ	
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散
B ₃ “NDVIが中程度の建築物A”	34.58	6.20	21.18	1.11	14.48	3.29	12.72	2.36	15.72	2.40
B ₄ “NDVIが中程度の建築物B”	31.98	3.02	26.50	1.81	21.52	1.49	22.12	1.03	24.12	2.71
S ₄ “NDVIが中程度の土壌A”	31.32	0.90	27.96	0.92	26.84	1.37	27.06	0.90	28.34	1.38
S ₅ “NDVIが中程度の土壌B”	26.24	0.26	21.20	0.28	18.22	0.45	18.60	0.64	19.80	1.08

表 3.11 領域 D における各クラスの教師データ (震災前データ)

	第1バンドデータ		第2バンドデータ		第3バンドデータ		第4バンドデータ		第5バンドデータ	
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散
B ₅ “homogeneityの高い アスファルト”	28.96	0.56	23.26	0.63	19.52	0.69	17.82	0.71	15.86	1.36
S ₆ “homogeneityの高い 砂浜”	38.64	4.55	37.34	4.86	34.84	3.01	30.66	1.66	27.90	1.01
S ₇ “homogeneityの高い 土壌A”	30.48	0.85	28.52	1.21	28.42	1.52	26.38	1.28	25.28	1.16
S ₈ “homogeneityの高い 土壌B”	26.40	0.52	21.06	0.82	18.84	1.17	17.90	1.01	17.38	1.24

表 3.12 領域 E における各クラスの教師データ (震災前データ)

	第1バンドデータ		第2バンドデータ		第3バンドデータ		第4バンドデータ		第5バンドデータ	
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散
B ₆ “homogeneityの低い アスファルト”	29.90	1.81	24.56	1.89	19.96	2.60	18.12	1.31	16.12	1.15
B ₇ “homogeneityの低い 建築物”	53.04	78.24	47.48	68.89	41.06	56.70	34.54	34.33	28.54	23.73
S ₉ “homogeneityの低い 砂浜”	38.04	1.92	36.40	3.00	33.48	3.57	29.46	1.29	26.80	0.92
S ₁₀ “homogeneityの低い 土壌A”	30.32	0.26	26.20	0.32	24.20	0.32	22.54	0.41	21.74	0.47
S ₁₁ “homogeneityの低い 土壌B”	45.50	24.81	44.46	28.81	42.54	27.45	36.82	15.55	33.06	10.98

表 3.13 ピュア画素およびミクセル分類に用いた閾値 (震災前データ)

領域	閾値	
	T_P	T_M
水域を含む領域 (領域A)	0.45	0.50
植生を含む領域 (領域B)	0.55	0.55
土壌を含む領域 (領域C)	0.55	0.55
類似する特徴が一様に 分布する領域 (領域D)	0.50	0.50
その他の領域 (領域E)	0.55	0.40

(b) 震災廃棄物量推定処理

本論文では、震災前後データより得られた土地被覆分類結果において“建築物”と分類された領域をバンド比差分値により判別する。このため、領域を判別する際に使用するバンド比差分値について検討を加えた。具体的には、はじめに、津波浸水マップ^[11]を参考にし、津波浸水域および非津波浸水域においてそれぞれ3領域ずつ設定した(図3.6参照)。なお、津波浸水域には、津波により建築物が流出し土台が残存した領域を選定している。次に、設定した領域ごとに画素を50点抽出し、その平均値を算出した。

津波浸水域および非津波浸水域における平均値を比較したところ、バンド比差分値 $\text{Band 3 (可視域 (赤))} / \text{Band 1 (可視域 (青))}$ において差異の存在することが明らかとなった。これは、 Band 1 および Band 3 において、建築物の土台に使用しているコンクリートと建築物の屋根に使用している塗料の反射特性が異なる^{[12],[13]}ため、上記バンド比差分値において差異が生じたと考える。そこで本論文では、バンド比差分値 $\text{Band 3} / \text{Band 1}$ を閾値として用いて被災領域および非被災領域の判別を行った。なお、閾値を-0.60 から 0 まで 0.05 刻みで検討し、-0.35 を閾値として設定した。すなわち、-0.35 以上の領域を「非被災領域」、-0.35 未満の領域を「被災領域」と判別した。

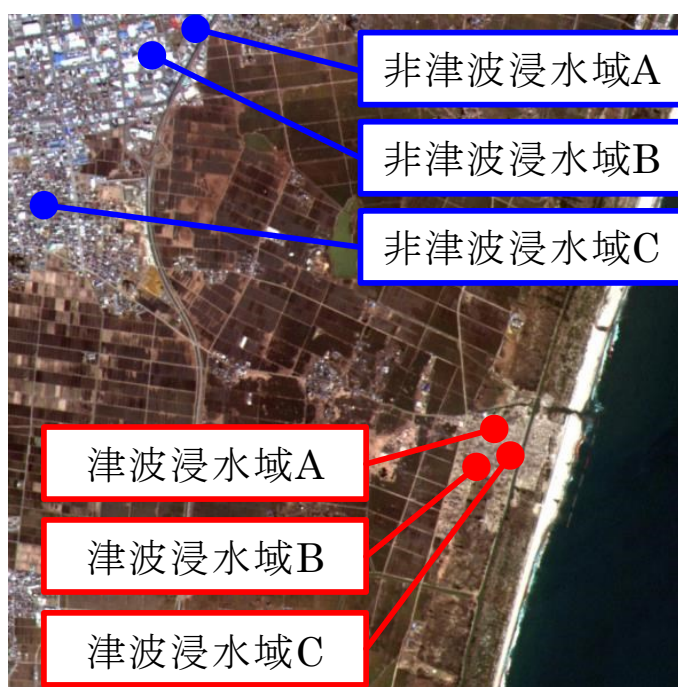


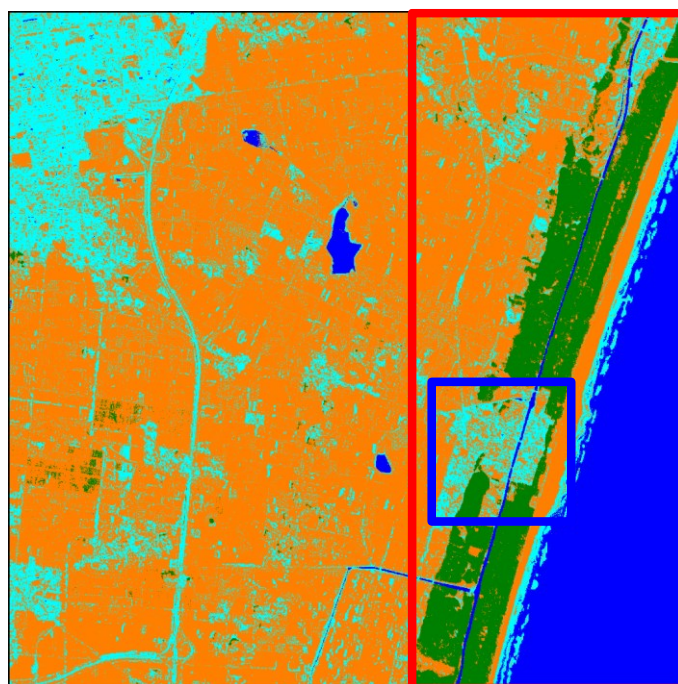
図 3.6 評価用地域

3.5.2 土地被覆分類結果

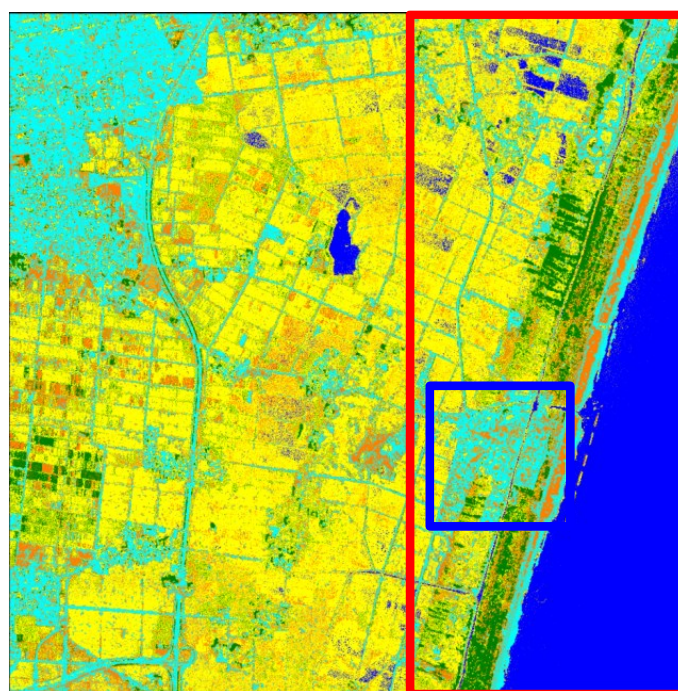
提案手法により得られた対象地域における土地被覆分類結果を図 3.7 にそれぞれ示す。

震災前において防風林の多く存在する地域（図 3.7 赤枠，図 3.8 参照）における“植生”と分類されたピクセル数の比較を行った。この結果，震災前データにおいて，“植生”と分類されたピクセルは 535,149 ピクセルであったのに対し，震災後データにおいては，262,234 ピクセルとなっており，“植生”域のピクセルが半減していることが明らかとなった。このことは，津波により約半数の防風林が被害を受けたことを示唆している。

次に，津波により多くの建築物が流出した地域（図 3.7 青枠，図 3.9 参照）における“建築物”と分類されたピクセル数の比較を行った。この結果，震災前データにおける“建築物”のピクセル数（101,951 ピクセル）と震災後データにおける“建築物”のピクセル数（129,807 ピクセル）において差異の小さいことが明らかとなった。これは，津波により建築物が他方へ流出後，建築物の土台が残存し，その土台を土地被覆分類処理では“建築物”領域として分類したため，震災前後データの分類結果における“建築物”のピクセル数に差異が表出しなかったと考える。このことは，震災前後データにおける土地被覆分類結果より得られた土地被覆状況変化の情報のみでは，被災した建築物領域を良好に推定することは困難であることを示唆している。



(a) 震災前データ



(b) 震災後データ

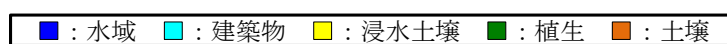


図 3.7 土地被覆分類結果

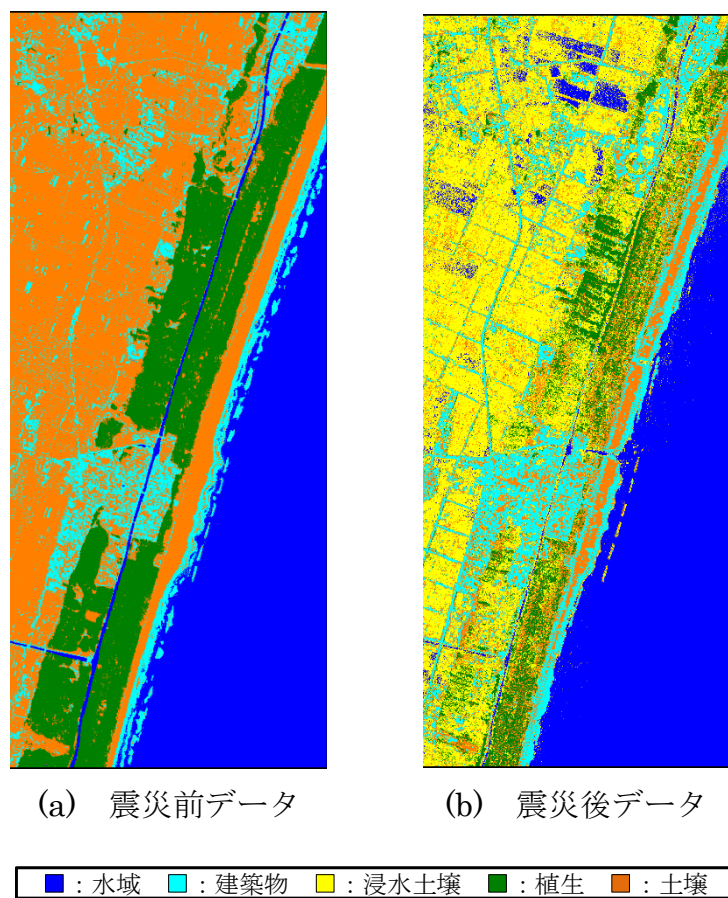


図 3.8 土地被覆分類結果
(防風林地帯 (図 3.7 赤枠内を拡大))

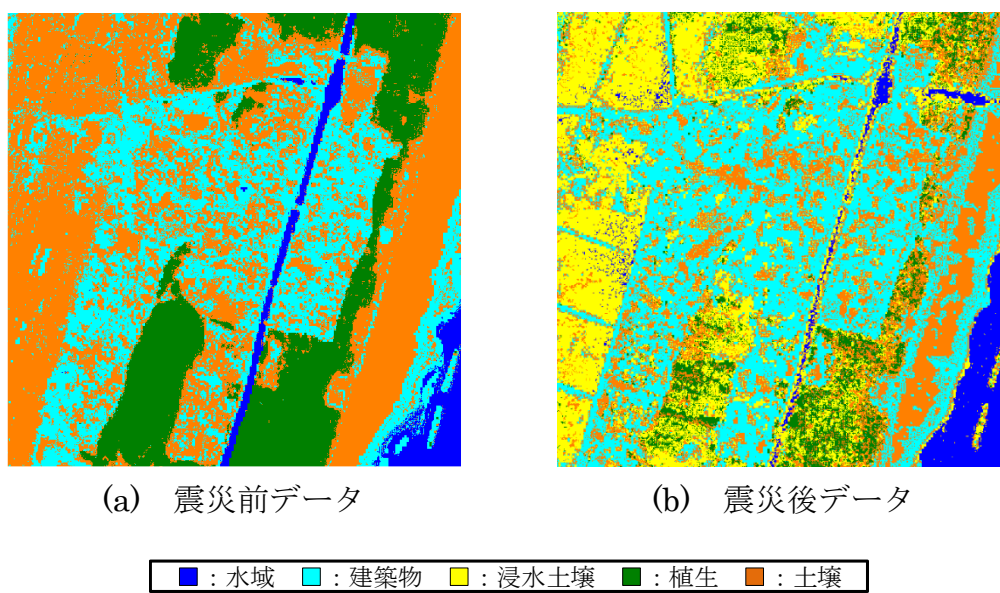


図 3.9 土地被覆分類結果
(建築物流出地帯 (図 3.7 青枠内を拡大))

3.5.3 被災建築物領域推定結果

提案手法により得られた被災領域推定結果を図 3.10 に示す。津波浸水マップ^[11]と比較した結果、津波浸水域内で多くの被災領域が推定されていることが明らかとなった。しかしながら、砂浜地域（図 3.10 赤円内参照）において、Case A（建築物が津波により他方に流出した領域）として多く分類された。これは、震災前データにおける砂浜領域の DN 値と建築物領域の DN 値が類似していることに起因し、砂浜領域を建築物領域として分類したためであると考えられる。このため、砂浜領域を土壌領域として推定する手法の開発が別途必要であると考えられる。本論文では、地図^[14]を参考にして目視により被災領域推定結果からこの領域を除外した（図 3.11 参照）。

次に、津波浸水域内において Case C（建築物の土台が残存した領域または建築物が残存した領域）と分類された領域の流出建築物領域および残存建築物領域の推定結果を図 3.12 に示す。この結果、震災前後データにより得られた土地被覆分類結果のみでは判別が困難であった領域（荒浜地区）において、良好に流出建築物領域が推定されていることがわかる。また、津波の被害を受け流出した建築物の多い地域（荒浜地区；図 3.12 緑円内）および津波の被害を受けたが残存した建築物の多い地域（三本塚地区；図 3.12 黄円内）における基準画像（図 3.5 参照）との一致率の算出を行った。算出した一致率を表 3.14 にまとめる。各評価用地域において、基準画像に対する全体の一致率は、それぞれ 96.4%、84.8%であった。すなわち、両地域において、約 85%以上の精度で推定可能であることが明らかとなった。このことは、提案手法は、津波浸水域における被災建築物の抽出に有用であることを示唆している。

本論文では津波浸水の有無を津波浸水マップにより判別した。また、津波による被害を受け残存した建築物において発生する震災廃棄物量は、津波の浸水程度によって変化する^[15]。従って、精度良く発生した震災廃棄物量を推定するためには、残存建築物およびその周辺の土地被覆情報を用いて津波浸水域を判別するアルゴリズムの開発が必要と考える。

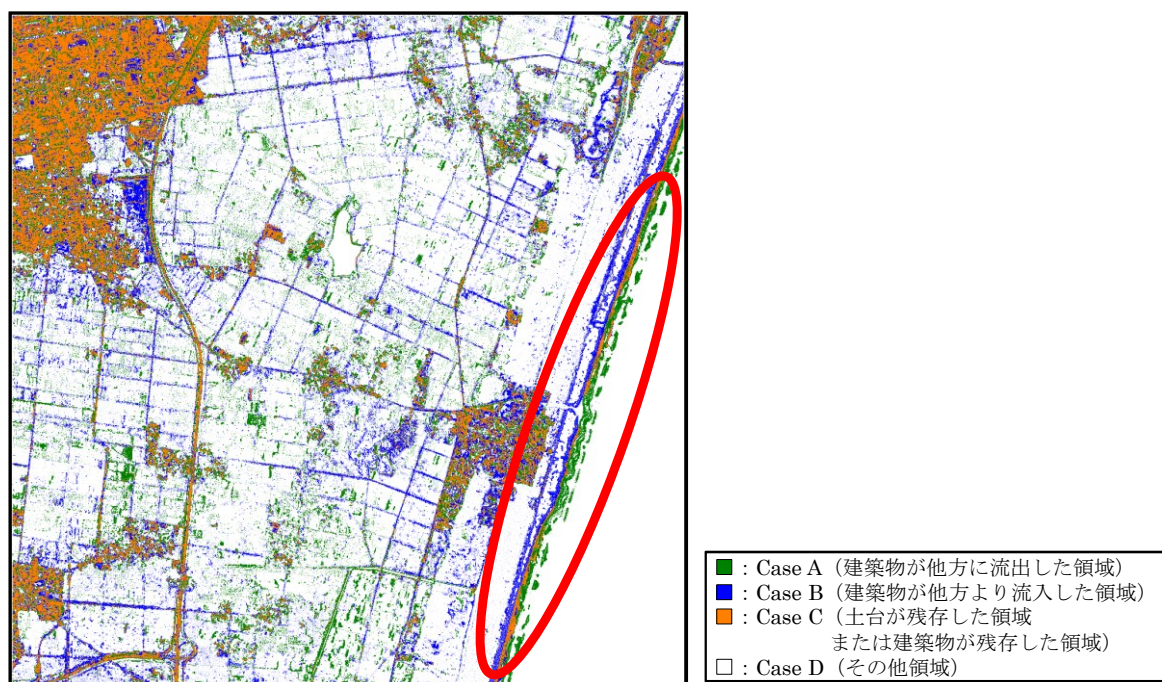


図 3.10 被災領域推定結果

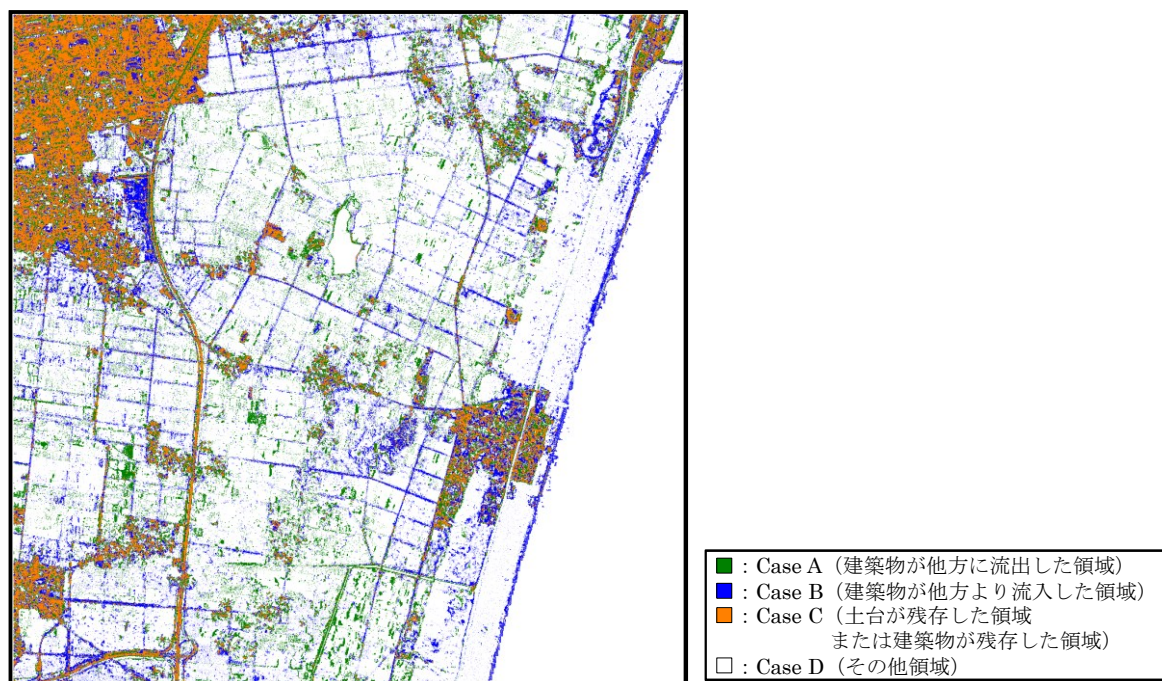
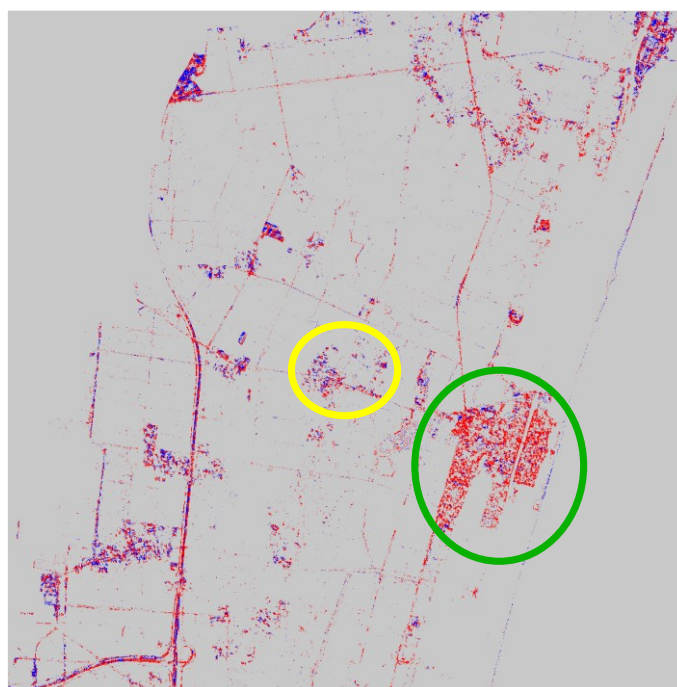


図 3.11 被災領域推定結果 (砂浜領域を除外)



■ : 流出建築物 ■ : 残存建築物

図 3.12 流出建築物領域および残存建築物領域推定結果

表 3.14 一致率算出結果

	一致率(%)		
	流出建築物	残存建築物	全体
荒浜地区	97.0	92.0	96.4
三本塚地区	78.5	97.0	84.8

3.5.4 被災建築物数推定結果

仙台市において定められている建蔽率(40%, 50%, 60%, 70%)別に推定した被災建築物数を表 3.15 にまとめる。なお、評価に用いた世帯数には企業数が含まれていないため、地図^[14]を参考にし、目視により工場などの領域を除外して被災建築物数を推定している。この結果、建蔽率によって推定した被災建築物数に最大で約 3,600 棟の差異が生じることを認めた。

また、被災建築物数推定結果と実際の被災建築物数の比較を行った。比較結果を表 3.16 にまとめる。この結果、建蔽率 50%と仮定した場合、被災建築物数推定結果と実際の被災建築物数の差異が小さいことが明らかとなった。しかしながら、評価に用いた実際の被災建築物数(評価用数値)は、世帯数を参考に算出しているため、個人所有の作業小屋などは含まれていない。これを考慮した場合、評価用数値は上昇すると推測されるため、建蔽率 40%と仮定した被災建築物数推定結果が実際の状況を反映していると考えられる。

本論文ではさらに、建蔽率に関する検討を行った。しかしながら、対象地域では市街地調整区域のため建蔽率は設定されていなかった。このため、阪神・淡路大震災^[16]を例に検討を行った。この結果、甚大な被害を受けた東灘区の多くが建蔽率 60%と設定されていた。一方、本論文における対象地域は仙台市の中でも郊外地域であるため、阪神・淡路大震災における被災地の建蔽率と比較し、対象地域の建蔽率は低いと考える。このため、対象とする地域によって建蔽率の特徴が異なることを示唆している。すなわち、精度良く被災建築物数を推定するためには、適切な建蔽率を事前に把握しておく必要があることを示唆している。

表 3.15 建蔽率別被災建築物数推定結果

	建蔽率			
	40%	50%	60%	70%
流出建築物数	6,302	5,042	4,201	3,601
残存建築物数	2,182	1,745	1,455	1,247
合計	8,484	6,787	5,656	4,848

表 3.16 被災建築物数と実際の被災建築物数との比較結果

建蔽率	推定被災 建築物数(*1)	対象地域における 世帯数・空き家数 (*2)	差異 ((*1)-(*2))
40%	8,484	6,769	1,715
50%	6,787		18
60%	5,656		-1,113
70%	4,848		-1,921

3.5.5 震災廃棄物量推定結果

震災廃棄物量推定結果を表 3.17 にまとめる。この結果、残存建築物および流出建築物のすべてが“全壊”と仮定した場合(X=100, Y=0)、環境省が推計したがいき量(135.2万トン)⁶⁾に近似する値を得た。これは、対象地域において、ほとんどが2.0m以上の津波浸水高であった^[11]ことに起因し、津波による被害を受けた後も残存した建築物であっても、“全壊”相当の被害になったためであると考えられる。このため、対象地域においては、建築物残存の有無にかかわらず、被害を受けたすべての建築物が“全壊”相当の震災廃棄物量が発生すると考える。

以上の結果より、すべての建築物が“全壊”相当の被害を受けたと仮定した場合、実際の状況と類似している震災廃棄物量推定結果を得ており、提案手法は震災廃棄物量推定の要素技術になり得る可能性を示唆している。

表 3.17 震災廃棄物量推定結果

流出建築物※ 推定廃棄物量 (万トン)	残存建築物		合計 (万トン)
	割合(全壊/半壊) (%)	推定廃棄物量 (万トン)	
73.67	100/0	25.51	99.18
	80/20	21.43	95.10
	60/40	17.35	91.02
	40/60	13.27	86.94
	20/80	9.19	82.86
	0/100	5.11	78.78

※流出建築物は、すべて“全壊”と仮定し廃棄物量を推定

3.6 まとめ

本章では、震災前後に取得された RapidEye データを用いて土地被覆分類を行い、その結果を基に被災建築物数および震災廃棄物量を推定する手法を提案した。得られた成果を以下にまとめる。

- (1) 本論文における提案手法は、約 85%以上の精度で被災建築物領域を推定可能であり、被災建築物の抽出に有用であることを明らかにした。
- (2) 対象地域における建蔽率を 40%と仮定した場合、実際の状況と類似している結果を得ており、本論文における提案手法は被災建築物数の推定に有用であることを明らかにした。
- (3) 本論文において建蔽率に関する検討を行った結果、対象とする地域によって建蔽率の特徴が異なることが明らかとなった。従って、精度良く被災建築物数を推定するためには、適切な建蔽率を事前に把握する必要があることを明らかにした。
- (4) 対象地域内のすべての建築物が“全壊”相当の被害を受けたと仮定した場合、実際の状況と類似している結果を得ており、提案手法は震災廃棄物量推定の要素技術になり得る可能性を明らかにした。

第3章 文献

- [1] 高谷, 佐藤, 大内, “東日本大震災から学ぶ災害廃棄物量推定システムに関する考察”, 情報処理学会 第74回全国大会, 3B-4 (2012)
- [2] 景山, 比佐, 大内, 高谷, 西田, “震災廃棄物量の推定を目的とした THEOS データにおけるミクセル分解法”, 知能と情報(日本知能情報フレンジ学会誌), Vol.27, No.2, pp.570-580 (2015)
- [3] 日本スペースイメージング株式会社, <http://www.spaceimaging.co.jp/>
- [4] A. Fernandez, P. Illera and L. Casanova, “Automatic mapping of surfaces affected by forest fires in Spain using AVHRR NDVI composite image data”, Remote Sensing of Environment, Vol.60, No.2, pp.153-162 (1997)
- [5] N. Hirayama, T. Shimokawa, T. Fujiwara, T. Okayama and Y. Kawata, “Establishment of Disaster Debris Management Based on Quantitative Estimation Using Natural Hazard Maps”, WIT Transactions on Ecology and the Environment, Vol.140, pp.167-178 (2010)
- [6] 環境省, <http://www.env.go.jp/>
- [7] 総務省統計局, <http://www.stat.go.jp/>
- [8] 仙台市, <http://www.city.sendai.jp/>
- [9] 建築基準法(昭和25年5月24日法律第201号)
- [10] 復興支援調査アーカイブ, <http://fukkou.csis.u-tokyo.ac.jp/>
- [11] 国土交通省 国土地理院, <http://www.gsi.go.jp/>
- [12] B. B. M. Sridhar, T. L. Chapin, R. K. Vincent, M. J. Axe and J. P. Frizado, “Identifying the effects of different construction practices on the spectral characteristics of concrete”, Cement and Concrete Research, Vol.38, No.4, pp.538-542 (2008)
- [13] 藤本, 岡田, 近藤, “高反射率塗料の日射反射性能に関する研究”, 日本建築学会環境系論文集, Vol.601, pp.35-41 (2006)
- [14] ZENRIN 電子地図帳 Zi version14 (2011)
- [15] 内閣府 防災情報のページ, <http://www.bousai.go.jp/>
- [16] 神戸市, <http://www.city.kobe.lg.jp/>

第 4 章 結論

2011 年 3 月 11 日に発生した東日本大震災の津波により東北地方の太平洋側地域は深刻な被害を受けた。被災地域では復旧、復興に向けて、様々な取り組みが行われており、中でも、基礎となる震災廃棄物の仮置き場設置および処理費用の見積もりなどを行うためには、広範囲で発生した震災廃棄物量を見積もり、広範囲の被災状況を迅速に推定する手法の開発が不可欠である。また、広範囲の情報を瞬時に取得可能なリモートセンシングは、震災廃棄物量推定に有用である。リモートセンシングデータを用いて精度良く被災廃棄物量の推定を行うためには、複数のクラスから構成されるピクセル（ミクセル）を考慮して得られた分類結果を基に、ミクセルを分解しデータの分解能を疑似的に向上させる必要がある。

本論文では、リモートセンシングデータを用いて①ミクセルを考慮した土地被覆分類手法および②推定した被災建築物数を基に震災廃棄物量を推定する手法について検討を加えた。以下に、本論文で得られた主な結果を記し、それに引き続いてこれらの工学的意義についてまとめる。

4.1 本論文により得られた主な知見

第 1 章では、本研究の目的および本研究に対する筆者の立場を述べた。また、本論文の主題である震災廃棄物量推定に関する検討について、現在までの研究状況を概観するとともに、本論文の内容について述べた。

第 2 章では、震災廃棄物量推定を目的とし、震災発生後に取得された RapidEye データを用いた土地被覆分類に関する検討を加えた。具体的には、震災発生前に取得された RapidEye データを用いて、ミクセルを考慮した土地被覆分類手法を提案した。さらに提案手法の有用性について検討を加えたところ、次のような結果を得た。

- (1) 本論文における提案手法により、RapidEye データの分解能を 6.5m から被災した建築物の判読可能な分解能である約 2m にまで疑似的に向上させた。このため、今後災害が発生した場合、提案手法はリモートセンシングデータの分解能を疑似的に向上させる手法として活用可能であることを明らかにした。
- (2) 本論文における提案手法は、従来手法では良好に分類が困難であった RapidEye データを良好に土地被覆分類が可能であることを明らかにした。
- (3) 本論文で設定した対象地域の場合、提案手法による土地被覆分類結果と地図などを参考に作成した基準画像との一致率は 89.9%となっており、提案手法は RapidEye データにおける分解能の疑似的な向上に有用であること

を明らかにした。

- (4) 本論文における提案手法による土地被覆分類結果は、比較手法（最尤法）による土地被覆分類結果の一致率と比較し、8.2%高い一致率となっており、提案手法は土地被覆分類に有用であることを明らかにした。

第 3 章では、震災発生前後に取得された RapidEye データを用いた震災廃棄物量推定に関する検討を加えた。具体的には、震災発生前後に取得された RapidEye データを用いて土地被覆分類を行った。次に、土地被覆分類結果を基に被災領域を推定し、被災領域推定結果および対象地域における建蔽率情報などを用いて被災建築物数を推定した。最後に、推定した被災建築物数および発生原単位を用いて震災廃棄物量を推定した。また、提案手法の有用性について検討を加え、次のような結果を得た。

- (1) 本論文における提案手法は、約 85%以上の精度で被災建築物領域を推定可能であり、被災建築物の抽出に有用であることを明らかにした。
- (2) 対象地域における建蔽率を 40%と仮定した場合、実際の状況と類似している結果を得ており、本論文における提案手法は被災建築物数の推定に有用であることを明らかにした。
- (3) 本論文において建蔽率に関する検討を行った結果、対象とする地域によって建蔽率の特徴が異なることが明らかとなった。従って、精度良く被災建築物数を推定するためには、適切な建蔽率を事前に把握する必要があることを明らかにした。
- (4) 対象地域内のすべての建築物が“全壊”相当の被害を受けたと仮定した場合、実際の状況と類似している結果を得ており、提案手法は震災廃棄物量推定の要素技術になり得る可能性を明らかにした。

4.2 本論文の工学的意義

東日本大震災のような大規模災害が発生した場合において、災害廃棄物の量、分布、並びに内容の推定を速やかに行い、その後の復旧活動を迅速かつ効果的に行うことを可能にするシステムの開発が不可欠である。今後、大規模な地震の発生が予想されており、その種類と被害程度によってアルゴリズムは変わってくるものの、津波などの平面的な被害が生じる状況下において、震災発生前後にける土地被覆状況の変化に着目した震災廃棄物量推定法の開発は最重要課題である。本論文では、広域性や瞬時性などの特徴を有するリモートセンシングデータを用いて、①ミクセルを考慮した土地被覆分類する手法および②推定した被災建築物数を基に震災廃棄物量を推定する手法を提案することで、復旧活動を迅速かつ効果的に行うことが可能となるシステムを開発するためのアプローチを示し

た。以下に、本論文の工学的意義について述べる。

- (1) 震災廃棄物量の推定は、その後の処理に影響を与えるため、広範囲の廃棄物量を正確かつ迅速に推定するシステムの開発は重要な課題である。また、リモートセンシングデータを用いて精密な震災廃棄物量の推定を行うためには、データの分解能に埋もれた情報を推定する手法の開発が必要である。本論文では、震災廃棄物量推定を目的として、震災発生後に取得された RapidEye データを用いてミクセルを考慮した土地被覆分類手法を提案し、データの分解能を疑似的に向上させ、良好に土地被覆分類が可能であることを明らかにした。また、地図などを参考に作成した基準画像、並びに最近隣内挿法および最尤法（比較手法）により得られた土地被覆分類結果との比較を行った。この結果、提案手法の土地被覆分類結果は、基準画像と約 90%の割合で一致しており、比較手法の一致率と比較して 8.2%高いことが明らかとなった。すなわち、提案手法は RapidEye データを対象とした高精度な土地被覆分類が可能であることを明らかにした。
- (2) 一般的に、発生した震災廃棄物量を推定するためには、被災した建築物数を推定する必要がある。本論文では、震災発生前後に取得された RapidEye データを用いて土地被覆状況の変化を把握し、その結果を基に被災した建築物数および震災廃棄物量推定のアルゴリズムを提案した。この結果、①約 85%の精度で被災建築物領域が推定可能であること、並びに②対象地域における建蔽率を 40%、全ての建築物が“全壊”相当の被害を受けたと仮定した場合、実際の状況と類似した結果を得た。すなわち、提案手法は対象地域において発生した震災廃棄物量を推定可能であることを明らかにした。

以上のように、本論文は津波などの平面的な被害が生じる状況下において、リモートセンシングデータを用いた震災廃棄物量の推定を行うための指針を与えるものであり、工学的意義を有する。

4.3 今後に残された諸問題

最後に、今後に残された諸問題について述べる。

(1) 様々な被災地域に対する提案手法の適用

本論文における提案手法は宮城県仙台市若林区周辺に対して検討を加えた。一方、土地被覆状況や被災した建築物の特徴は被災した地域によって異なる。このため、他の被災地域に対しても提案手法を適用し、提案手法の有用性を検討するとともに、提案手法をその他の被災地域に適用するための検討を行う必要がある。

(2) 人工衛星により取得されたデータと航空写真データを併用した震災廃棄物量推定手法に関する検討

本論文において提案した土地被覆分類手法では、RapidEye データの分解能を約 2m まで疑似的に向上させた。被災した建築物の把握には十分な分解能ではあるものの、より詳細に震災廃棄物量を推定するためには、航空写真を用いて分解能に埋もれた情報を補完し、より詳細な土地被覆分類を行う必要がある。このため、人工衛星により取得されたデータと航空写真データを併用した震災廃棄物量推定手法に関して検討を行う必要がある。

謝辞

本研究の遂行並びに本論文の作成にあたって、終始懇切なるご指導とご鞭撻を賜りました秋田大学 教授 博士（工学） 景山 陽一 先生，秋田大学 教授 工学博士 西田 眞 先生に心からお礼申し上げます。

本論文をまとめるにあたり、広い視野から数々の有益なご教示を頂きました秋田大学 教授 工学博士 五十嵐 隆治 先生，並びに同教授 博士（工学） 水戸部 一孝 先生に深く感謝いたします。

本研究は、秋田大学 大学院工学資源学研究科情報工学専攻，同理工学部数理・電気電子情報学科 西田研究室・景山研究室において行われたものです。本研究の遂行において適切な助言を与えて下さった博士（工学） 横山 洋之 先生，博士（工学） 石沢 千佳子 先生，並びに 博士（工学） 高橋 毅 技術専門員をはじめ，西田研究室・景山研究室の皆様，卒業生の皆様に心から感謝いたします。

本研究に関して有益なご助言を頂きました北海道大学 名誉教授 工学博士 大内 東 先生，仙台環境開発株式会社 高谷 敏彦 様に感謝申し上げます。

本研究の遂行に協力下された仙台環境開発株式会社関係各位，並びに本論文で使用したデータを提供下された宮城県仙台市役所関係各位にお礼申し上げます。

最後に、大学院博士後期課程への入学について理解を示し、在学中の支えとなってくれた家族と友人に心から感謝いたします。

本論文の第2章は、ICIC-ELB (ICIC Express Letters, Part B: Applications; An International Journal of Research and Surveys) 掲載論文「H. Shirai, Y. Kageyama, A. Ohuchi, T. Takaya and M. Nishida, “Basic Study of Land Cover Classification Using RapidEye Data to Estimate the Amount of Disaster Waste”, ICIC-ELB (ICIC Express Letters, Part B: Applications; An International Journal of Research and Surveys), Vol.7, No.5, pp.1127-1133 (May 2016)」を基に執筆したものであり、本論文の第3章は、IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering 掲載論文「H. Shirai, Y. Kageyama, A. Ohuchi and M. Nishida, “Estimation of the Disaster Building Domain Using RapidEye Data to Estimate the Amount of Disaster Waste”, IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, Vol.11, No.S2, pp.S53-S59 (Dec. 2016)」および Journal of the Institute of Industrial Applications Engineers 掲載論文「H. Shirai, Y. Kageyama, A. Ohuchi and M. Nishida : Baseline Study to Estimate the Amount of Disaster Waste Using RapidEye Data, Journal of the Institute of Industrial Applications Engineers, Vol.4, No.4, pp.184-191 (Oct. 2016)」を基に、さらなる検討を加えて執筆したものです (本論文 83 頁, 本研究に関する発表論文(1)(3)(4) 参照).

- H. Shirai, Y. Kageyama, A. Ohuchi and M. Nishida, “Baseline Study to Estimate the Amount of Disaster Waste Using RapidEye Data”, Journal of the Institute of Industrial Applications Engineers, Vol.4, No.4, pp.184-191 (Oct. 2016)
- H. Shirai, Y. Kageyama, A. Ohuchi and M. Nishida, “Estimation of the Disaster Building Domain Using RapidEye Data to Estimate the Amount of Disaster Waste”, IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, Vol.11, No.S2, pp.S53-S59 (Dec. 2016)
- H. Shirai, Y. Kageyama, A. Ohuchi, T. Takaya and M. Nishida, “Basic Study of Land Cover Classification Using RapidEye Data to Estimate the Amount of Disaster Waste”, ICIC-ELB (ICIC Express Letters, Part B: Applications; An International Journal of Research and Surveys), Vol.7, No.5, pp.1127-1133 (May 2016)

本研究に関連する発表論文

学術論文誌

レフェリー制のある学術雑誌

- (1) H. Shirai, Y. Kageyama, A. Ohuchi and M. Nishida, “Estimation of the Disaster Building Domain Using RapidEye Data to Estimate the Amount of Disaster Waste”, IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, Vol.11, No.S2, pp.S53-S59 (Dec. 2016)
- (2) D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida and H. Shirai, “Analysis of water quality of Lake Hachiroko, Japan, using fuzzy multiple regression model with ALOS AVNIR-2 data”, Journal of Advanced Computational Intelligence & Intelligent Informatics, Vol.20, No.6, pp.992-1003 (Nov. 2016)
- (3) H. Shirai, Y. Kageyama, A. Ohuchi and M. Nishida, “Baseline Study to Estimate the Amount of Disaster Waste Using RapidEye Data”, Journal of the Institute of Industrial Applications Engineers, Vol.4, No.4, pp.184-191 (Oct. 2016)
- (4) H. Shirai, Y. Kageyama, A. Ohuchi, T. Takaya and M. Nishida, “Basic Study of Land Cover Classification Using RapidEye Data to Estimate the Amount of Disaster Waste”, ICIC-ELB (ICIC Express Letters, Part B: Applications; An International Journal of Research and Surveys), Vol.7, No.5, pp.1127-1133 (May 2016)
- (5) D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida, H. Shirai and C. Kasai, “Water Quality Analysis of Lake HACHIROKO, Japan, using ALOS PALSAR Data”, International Journal of the Society of Materials Engineering for Resources, Vol.20, No.2, pp.175-180 (Oct. 2014)
- (6) D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida, H. Shirai and A. Motozawa, “Water Quality Analysis in Lake Hachiroko, Japan, Using ALOS AVNIR-2 Data”, IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, Vol.8, No.6, pp.627-633 (Nov. 2013)
- (7) D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida and H. Shirai, “Algorithm to Analyze Water Quality Conditions of Lake Hachiroko Using Textures of JERS-1 SAR Data”, International Journal of the Society of Materials Engineering for Resources, Vol.18, No.2, pp.51-58 (Mar. 2012)

国際会議

- (1) H. Shirai, Y. Kageyama, A. Ohuchi and M. Nishida, “Baseline Study to Estimate the Amount of Disaster Waste Using RapidEye Data” The 4th IIAE International Conference on Intelligent Systems and Image Processing 2016 (Kyoto, Japan), PS-8, pp.431-438, USB-MEMORY (Sept. 2016)
- (2) H. Shirai, Y. Kageyama, A. Ohuchi, T. Takaya and M. Nishida, “Land Cover Classification Using RapidEye Data to Estimate the Amount of Disaster Waste”, The 3rd IIAE International Conference on Intelligent Systems and Image Processing 2015 (Fukuoka, Japan), GS9-1, pp.277-282, USB-MEMORY (Sept. 2015)
- (3) D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida, H. Shirai and C. Kasai, “Water Quality Analysis of Lake HACHIROKO, JAPAN, Using Remote Sensing Data”, The Seventh International Conference on Materials Engineering for Resources, (Akita, Japan), pp.244-249, CD-ROM (Nov. 2013)
- (4) Y. Kageyama, H. Shirai and M. Nishida, “Location of Groundwater Discharge Points in Coastal Regions around Mt. Chokaisan, Japan, Using ALOS PALSAR Data”, International Symposium on Remote Sensing 2013 (ISRS 2013) (Chiba, Japan), CD-ROM (May 2013)
- (5) D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida, H. Shirai and A. Motozawa, “Fuzzy Multiple Regression Model for Estimating Water Quality in Lake Hachiroko, Japan, Using ALOS AVNIR-2 Data”, 35th International Symposium on Remote Sensing of Environment (ISRSE35) (Beijing, China), DVD-ROM (Apr. 2013)
- (6) D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida, A. Motozawa and H. Shirai, “Analysis of water quality conditions in Lake Hachiroko, Japan, using ALOS AVNIR-2 data”, SICE ANNUAL CONFERENCE 2012 (Akita, Japan), TuC01-05, DVD-ROM (Aug. 2012)
- (7) Y. Kageyama, H. Shirai and M. Nishida, “Feature Analysis of Groundwater Discharge Points in Coastal Regions Around Mt. Chokaisan, Japan by Using ALOS PALSAR data”, 2011 IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium (Vancouver, Canada), DVD-ROM (Jul. 2011)

口頭発表

- (1) 白井 光, 景山 陽一, 大内 東, 西田 眞, “RapidEye データを用いた震災廃棄物量推定に関する検討”, 平成 28 年度 情報処理学会東北支部研究会, 15 (2016 年 12 月)
- (2) 白井 光, 景山 陽一, 大内 東, 西田 眞, “RapidEye データを用いた震災廃棄物量推定に関する基礎検討”, 産業応用工学会全国大会 2016, S6-1 (2016 年 9 月)
- (3) 白井 光, 景山 陽一, 大内 東, 西田 眞, “RapidEye データを用いた被災建築物領域の推定”, 平成 28 年 電気学会全国大会, 3-045 (2016 年 3 月)
- (4) 田村 雅輝, 白井 光, 高橋 諄丞, 景山 陽一, 西田 眞, “衛星画像データによる鳥海山沿岸海域における海底湧出地下水の特徴解析”, 平成 27 年度 日本知能情報ファジィ学会東北支部研究会, T2-4 (2016 年 3 月)
- (5) 白井 光, 景山 陽一, 大内 東, 高谷 敏彦, 西田 眞, “震災廃棄物量推定を目的とする RapidEye データを用いた土地被覆変化の推定”, 第 58 回自動制御連合講演会, 2G3-3 (2015 年 11 月)
- (6) 白井 光, 景山 陽一, 大内 東, 高谷 敏彦, 西田 眞, “震災廃棄物量の推定に向けた RapidEye における土地被覆分類”, 平成 27 年度 電気関係学会東北支部連合大会, 2D01 (2015 年 8 月)
- (7) 白井 光, 高橋 諄丞, 景山 陽一, 西田 眞, “ALOS PALSAR による鳥海山沿岸海域における地下水湧出地点の特徴解析”, 計測自動制御学会東北支部 第 296 回研究集会, 296-5 (2015 年 7 月)
- (8) 白井 光, 井上 孝則, 高橋 諄丞, 景山 陽一, 西田 眞, “衛星画像を用いた鳥海山における海底地下水湧出地点の特徴解析”, 日本素材物性学会 平成 27 年度(第 25 回)年会, A-11 (2015 年 6 月)
- (9) 白井 光, 景山 陽一, 大内 東, 高谷 敏彦, 西田 眞, “災害廃棄物量の推定を目的とした RapidEye データによる土地被覆分類と評価”, 平成 27 年 電気学会全国大会, 3-049 (2015 年 3 月)
- (10) 白井 光, 景山 陽一, 大内 東, 高谷 敏彦, 西田 眞, “震災廃棄物量の推定を目的とした RapidEye における土地被覆分類”, 2014 年 映像情報メディア学会冬季大会, 6-10 (2014 年 12 月)
- (11) 白井 光, 比佐 光一, 景山 陽一, 大内 東, 高谷 敏彦, 西田 眞, “震災廃棄物量の推定を目的とした RapidEye における土地被覆分類に関する基礎検討”, 平成 26 年度 電気関係学会東北支部連合大会, 2H18 (2014 年 8 月)
- (12) 高橋 諄丞, 白井 光, 景山 陽一, 西田 眞, “鳥海山沿岸海域における地下水湧出地点の季節変化に関する検討”, 平成 26 年度 電気関係学会東北支部

連合大会, 2H15 (2014年8月)

- (13)高橋 諄丞, 白井 光, 景山 陽一, 西田 眞, “リモートセンシングデータを用いた鳥海山沿岸海域における地下水湧出地点の季節変化に関する検討”, 日本素材物性学会 平成 26 年度(第 24 回)年会, A-1 (2014年6月)
- (14)白井 光, 景山 陽一, 西田 眞, “異なるセンサで取得されたリモートセンシングデータによる鳥海山沿岸海域を対象とした地下水湧出地点の特徴解析”, 2012 年 映像情報メディア学会冬季大会, 12-15 (2012年12月)
- (15)白井 光, 景山 陽一, 西田 眞, “ALOS データを用いた鳥海山沿岸海域における地下水湧出地点の特徴解析”, 平成 24 年度 第 1 回情報処理学会東北支部研究会, 20 (2012年12月)
- (16)白井 光, 景山 陽一, 西田 眞, “ALOS AVNIR-2 および PALSAR データを用いた鳥海山沿岸海域における地下水湧出地点の特徴解析”, 平成 24 年度 電気学会 基礎・材料・共通部門大会, P-31 (2012年9月)
- (17)王 徳健, 景山 陽一, 西田 眞, 白井 光, 本澤 あさな, “ALOS AVNIR-2 データを用いた八郎湖の水質状況解析に関する検討”, 平成 24 年度 電気関係学会東北支部連合大会, 2D02 (2012年8月)
- (18)白井 光, 景山 陽一, 西田 眞, “ALOS PALSAR データを用いた鳥海山沿岸海域における地下水湧出地点の特徴解析(II)”, 平成 24 年度 電気関係学会東北支部連合大会, 2D01 (2012年8月)
- (19)白井 光, 景山 陽一, 西田 眞, “多時季 ALOS PALSAR データを用いた鳥海山沿岸海域における地下水湧出地点の特徴解析”, 平成 23 年度 日本知能情報ファジィ学会東北支部研究会, 3 (2011年11月)
- (20)白井 光, 景山 陽一, 西田 眞, “リモートセンシングデータを用いた鳥海山沿岸海域における地下水湧出地点の特徴解析”, FIT2011 第 10 回情報科学技術フォーラム, H-078 (2011年9月)
- (21)白井 光, 景山 陽一, 西田 眞, “ALOS PALSAR データを用いた鳥海山沿岸海域における地下水湧出地点の特徴解析に関する検討”, 日本素材物性学会 平成 23 年度(第 21 回)年会, A-1 (2011年6月)