原著論文

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†

景山 陽一 *1・比佐 光一 *1・大内 東 *2・高谷 敏彦 *3・西田 眞 *1

東日本大震災から得た教訓の1つとして、大規模災害が発生した場合には、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のできるシステムの開発がある。また、広域性・周期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、災害廃棄物量の推定を行うことは、その後のすべての処理に係る最優先課題であると考えられる。しかしながら、精密な災害廃棄物量の推定を行うためには、ミクセル（複数の土地被覆物が複合したDN値を合わせ持つ混合画素）を推定して得られた結果を基に、ミクセルを分解しデータの地上分解能を疑似的に向上させる必要がある。そこで本論文では、データのDN値とテクスチャ特徴量を併用したミクセルの分解法を提案する。

キーワード：リモートセンシング、ミクセル、分解能、東日本大震災

1. はじめに

東日本大震災から得た教訓の1つとして、大規模災害が発生した場合には、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のできるシステムの開発がある[1]。また、リモートセンシングは広域性、周期性などの優れた特徴を有しており、これを用いて高速かつ精密に災害廃棄物量の推定を行うことは、その後のすべての処理に係る最優先課題であると考えられる。しかしながら、詳細な情報が取得可能である高分解能のリモートセンシングデータは、(1)撮影範囲が狭いこと、(2)高コストであること、(3)天候などの影響により被災地全体を撮影したデータの取得が困難であるといった課題を有する。一方、分解能が10m～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、ならびに低コストであるといった利点を有する。しかしながら、倒壊した家屋の検出などの詳細な状況把握は困難であるため、精密な災害廃棄物量の推定を行うためには、データの地上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。すなわち、ミクセル（複数の土地被覆物が複

合したDN(Digital Number)値を合わせ持つ混合画素)を推定[2]して得られた結果を基に、ミクセルを分解しデータの地上分解能を疑似的に向上させる必要がある。

従来、ミクセルを構成するクラス混在率を推定する手法が提案されている[2-8]。また、ミクセル分解に基づき、異なる分解能を有する光学センサから得られたデータを融合する手法も提案されている[9]。文献[10]では、得られたクラス混在率の応用として画像分解、すなわち疑似的な分解能を向上させる手法が提案されている。しかしながら、この手法では干拓地である秋田県大潟村を対象としており、3種類のクラス(水田・裸地・植生)を対象としてDN値を基に処理を行っているため、複雑な土地被覆状況を対象とするまでには至らなかった。

そこで本論文では、被災地における土地被覆状況の推定を目的とし、データのDN値とテクスチャ特徴量を併用したミクセルの分解法を提案する。

2. 対象地域および使用データ

2011年に発生した東日本大震災では、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、推計2748万トン(災害廃棄物：1661万トン、津波堆積物：1087万トン)の災害廃棄物などが発生している。中でも、宮城県では、1871万トン(災害廃棄物：1102万トン、津波堆積物：769万トン)の災害廃棄物などが発生しており、全体の約68%を占めている。なお、災害廃棄物などの処理は2013年11月末において、約94%(災害廃棄物：96%、津波堆積物：91%)が完了しており、処理は他の2県と比較して進行して

† Method for unmixing mixels of THEOS data to estimate amount of disaster waste
Yoichi KAGEYAMA, Koichi HISA, Azuma OHUCHI, Toshihiko TAKAYA and Makoto NISHIDA

*1 秋田大学大学院工学資源学専攻
Department of Computer Science and Engineering, Graduate School of Engineering and Resource Science, Akita University

*2 北海商科大学／東北大学
Hokkai School of Commerce/Tohoku University

*3 仙台環境開発株式会社
SENDAIKANKYOKAIHATSU Co., LTD.

図1 対象画像および対象地域(R, G, B; 第3, 第2, 第1バンドデータ)

いる[11]。本研究では、震災前後の被災地周辺における状況の変化を推定し、その変化を基に震災廃棄物量の算出を行うことを目標としている。そこで本論文では、発生した廃棄物が最も多く、処理の進行が早い宮城県の沿岸地域を対象として検討を行った。

本論文では、2011年3月14日に人工衛星Thailand Earth Observation System (THEOS) に搭載されたマルチスペクトルカメラ (MS) によって取得されたデータを用いた。THEOS MSデータは、可視域3バンド(第1バンド: $0.45 \sim 0.52 \mu\text{m}$, 第2バンド: $0.53 \sim 0.60 \mu\text{m}$, 第3バンド: $0.62 \sim 0.69 \mu\text{m}$), 近赤外域1バンド(第4バンド: $0.77 \sim 0.90 \mu\text{m}$)の異なる4種類の波長域で観測されたマルチスペクトルデータであり、地上分解能は15mである。対象画像および対象地域を図1に示す。震災による浸水の被害があった地域において、地形変化の小さい地域を対象地域A, 地形変化の大きい地域を対象地域Bとしてそれぞれ設定した。なお、各対象地域の画像サイズは、それぞれ230画素 $\times$ 230画素である。

3. ミクセル分解法

本研究で提案するミクセル分解法(以下、提案手法と表記する)は、クラス混在率の推定処理、ならびにミクセルの分解処理から構成される。提案手法の処理の流れを図2に示す。また、処理内容を以下にまとめる。

図2 ミクセル分解法の流れ

3.1 クラス混在率の推定処理

(1) 分類クラスの設定および教師データの算出

本研究では、地図[12]や航空写真[13]などを参考にして、震災廃棄物量推定の見地から画像内において特徴が均質であると考えられる領域を選定し、5クラス(①建築物, ②海, ③浸水土壤, ④植生, ⑤土壤)の分類クラスを設定した。さらに、各クラスに対応すると思われる画素をオペレータが各クラスにつき40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, ならびに同時生起行列から算出したテクスチャ特徴量[14]を用いた場合の2通りを算出した。なお、同時生起行列とは、画像の濃度 i の点から一定の変位 $\delta = (r, \theta)$ だけ離れた点の濃度が j である確率 $P_\delta(i, j)$, $(i, j = 0, 1, \dots, n-1)$ を要素とする行列である。また、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。

本論文では、8種類の特徴量(mean, variance, homogeneity, contrast, dissimilarity, entropy, angular second moment, correlation)を算出し検討を行った結果、分類クラスの違いが良好であったmeanを用いて以後の処理を行った。また、同時生起行列の処理領域サイズを 3×3 , 5×5 , 7×7 と設定し検討を行ったところ、 5×5 以上の場合では、フィルタサイズが大きいことに起因して着目画素周辺の異なる土地被覆物の情報を包含するため、処理精度が低下する傾向を認めた。そこで、同時生起行列の処理領域サイズを 3×3 に設定した。

DN値における教師データ, ならびにテクスチャ特徴量meanにおける教師データを表1, 表2にそれぞれ示す。

表1 各クラスのDN値における教師データ

	第1バンド		第2バンド		第3バンド		第4バンド	
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散
建築物	50.50	7.35	50.75	8.94	58.28	6.85	52.60	6.79
海	18.58	1.09	25.18	1.14	37.08	1.12	14.80	1.36
浸水土壤	25.90	1.54	30.28	1.15	40.48	0.90	22.70	5.61
植生	25.03	6.12	29.15	3.78	38.85	3.08	44.43	32.44
土壤	38.05	7.80	36.98	5.37	43.38	3.08	47.78	17.67

表2 各クラスのテクスチャ特徴量 mean における教師データ

	第1バンド		第2バンド		第3バンド		第4バンド	
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散
建築物	20.00	10.95	18.26	9.67	19.58	9.87	19.60	5.52
海	2.98	1.08	4.06	1.07	6.38	1.11	3.06	0.66
浸水土壤	7.11	0.90	6.59	0.63	8.51	0.29	6.88	0.66
植生	5.38	0.23	5.11	0.09	5.93	0.21	19.49	3.21
土壤	15.89	1.37	12.04	0.72	11.44	0.90	19.52	2.07

(2) クラス混在率の算出

算出した教師データを基に、簡略化ファジィ推論法によるミクセルのクラス混在率推定法[2]を用いてクラス混在率を算出した。なお、簡略化ファジィ推論法により実画像上のミクセルを精度良く推定できることを文献[7]で明らかにしている。

3.2 ミクセルの分解処理

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[7]。すなわち、着目画素は推定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。そこで本論文では、3.1節において算出したクラス混在率を用いて、オリジナル画素を $n \times n$ 個に分割して疑似的な画素(以下、疑似画素と表記する)を生成した。なお、本論文では $n=3$ の結果(疑似画素数は合計9画素)について報告する。

(1) ピュア画素の分類

浸水による被害が認められる場合、浸水土壤を精度良く推定することは、災害状況を把握する上で不可欠である。そこで、設定した分類クラスの中で“浸水土壤”クラスに着目し以下の処理を施した。

- ①分類結果に“浸水土壤”クラスが含まれない場合、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_1 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。
- ②分類結果に“浸水土壤”クラスが含まれる場合、各バ

ンドデータのテクスチャ特徴量を用いて算出したクラス混在率において、“浸水土壤”クラスの混在率が T_2 以上の画素を“浸水土壤”クラスから構成されるピュア画素とする。

なお、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 $T_1 = T_2 = 0.40$ に設定した。なお、設定値が0.40であるため、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0.40以上かつクラス混在率が最大のクラス”のピュア画素として分類した。

(2) ミクセルの分類

処理(1)において、ピュア画素に該当しなかった画素をミクセルとして分類する。すなわち、ミクセルとして分類された画素は、テクスチャ特徴量を用いて、クラス混在率の上位2クラスにおける混在率の再推定を行う。

(3) ミクセルの分解

ミクセルとして分類された画素を対象とし、ミクセルの画像分解アルゴリズム[10]を用いて、以下のようにミクセルの分解を行った。

①関連度の算出

- (i) オリジナル画素を 3×3 に分割した疑似画像において、特定のクラス(以下、クラスAと表記する)を対象としたとき、着目画素および周辺8画素(合計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3(a)の例ではピュア画素が2画素あるため、着目画素の値は7となる(図3(b)参照)。
- (ii) 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を持つ周辺画素数(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3(b)(c)参照)。
- (iii) オリジナルの1画素に対応する疑似画素(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(1~9)を振り、図3(d)のように、その値を着目画素の値として書き換える。

②疑似画素の優先スコアの算出

疑似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(以下、優先スコアと表記する)を算出するため、以下の処理を行った。

- (i) 疑似画素と近傍8画素(オリジナル画素)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、疑似画素をカウントした数である。

図3 関連度の算出例

(ii) ピクセル数が最小値となる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、中心画素とX座標またはY座標が同一で、近傍画素と隣接する疑似画素(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。

(iii) 関連度の算出処理により得られたオリジナル画素内の疑似画素が保持する値と対象画素の混在率との積を求め、これを各疑似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、得られた値と疑似画素が保持する値との積を優先スコアとする。なお、中心画素は特定画素の影響は受けにくいと仮定し、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4に示す。例えば、疑似画素 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、疑似画素 a3 の場合、対象画素は画素 B、C、F の3画素であるため、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)との加重和を求める。さらに、求めた加重和と a3 の画素値 9 との積を算出する。

(iv) オリジナル1画素に対応する疑似画素の中で、優

図4 疑似画素の優先スコア算出例 [10]

先スコアの大きい画素程、クラスAとの関連度が高い画素と仮定し、1～9の順位をつける。

③画像の出力

オリジナル画素において、クラスAに帰属させる疑似画素数は、クラス混在率の比率に応じた画素数とし、優先スコアの高い疑似画素から順にクラスAに帰属させる。また、残りの疑似画素についてもクラス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。

最後に、設定クラスの教師データにおける各バンドの平均DN値を疑似画素にそれぞれ割り当て、これを出力値とする。

4. 実験方法および評価

4.1 画像分解処理の精度に関する検討

提案手法による処理結果を定量的に評価するため、地図[12]や航空写真[13]などを参考にして手動により作成した基準画像との一致率を算出した。なお、縦横3倍に拡大したため、画像サイズは690×690画素であり、各画素はビュー画素として表現されている。また、本論文における一致率[%]とは、基準画像における設定クラスに対して結果が一致する割合である。さらに、全体の一致率は、各クラスの比率と、各クラスの一致率を加重平均し算出している。作成した基準画像を図5に示す。

4.2 提案手法の有用性に関する検討

4.2.1 最近隣内挿法との比較に関する検討

提案手法による画像分解処理の有用性を検討するため、最近隣内挿法[14]による拡大結果との比較を行った。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、次式により求められる。

(a) 対象地域 A (690 × 690 画素)

(b) 対象地域 B (690 × 690 画素)

図5 航空写真 [13] などを用いて作成した基準画像

$$P = P_{ij} \quad (1)$$

ここで, $i = [u + 0.5]$, $j = [v + 0.5]$ である.

4.2.2 テクスチャ特徴量を併用することの有用性に関する検討

本論文では, テクスチャ特徴量を併用したミクセル分解法を提案している. そこで, テクスチャ特徴量を併用した分解処理の有用性について検討を加えるため, DN値のみを用いて分解処理を行った場合との比較を行った.

4.2.3 近赤外域のバンドデータを併用した分解処理の有用性に関する検討

THEOS マルチスペクトルカメラから取得したデータは, 可視域の3バンドデータに加えて, 近赤外域の1バンドデータの観測バンドデータを有している. 一方, 航空写真では近赤外域のデータが得られない. そこで, 近赤外域の観測バンドデータを併用した分解処理(提案手法)の有用性に関する検討を行うため, 可視域の合計3バンドデータのみを用いて分解処理を行った場合との比較を行った.

5. 実験結果および検討

5.1 提案手法による分類結果

提案手法により得られたミクセルの分解結果(690 × 690画素)を図6に示す. 原画像における1画素は, 提案手法により9つの疑似画素に分割され, すべての画素がピュア画素で表現されている. なお, オリジナル画素がピュア画素と分類された場合には, 当該画素の

(a) 対象地域 A (690 × 690 画素)

(b) 対象地域 B (690 × 690 画素)

図6 提案手法によるミクセル分解結果

DN値を対応する9つの疑似画素のDN値として用いた。一方、ミクセルと分類された場合には、分類された各クラスの教師データの平均DN値を疑似画素のDN値として出力している。図6から、土地被覆の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、得られた結果と地図[12]との比較を行ったところ、ミクセル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になった。

ミクセル分解結果(図6)を対象として、土地被覆分類を行った結果を図7に示す。また、基準画像に対する一致率を算出した結果を表3、表4にそれぞれ示す。各対象地域において、基準画像に対する全体の一致率は、それぞれ83.60%、81.67%であった。しかしながら、実際の状況では“浸水土壤”となっている地域において、分解結果の土地被覆分類結果では“海”クラ

表3 提案手法による一致率(対象地域A)

	土地被覆物の割合[%]	基準画像に対する一致率[%]	“浸水土壤”内の“海”を許容した場合の一致率[%]
建築物	9.12	83.17	83.17
海	17.46	99.83	99.83
浸水土壤	42.34	78.24	94.04
植生	2.52	98.40	98.40
土壤	28.56	81.16	81.16
全体		83.60	90.44

表4 提案手法による一致率(対象地域B)

	土地被覆物の割合[%]	基準画像に対する一致率[%]	“浸水土壤”内の“海”を許容した場合の一致率[%]
建築物	5.92	58.19	58.19
海	29.10	94.35	94.35
浸水土壤	41.28	76.92	92.30
植生	2.57	96.29	96.29
土壤	21.14	79.53	79.53
全体		81.67	88.02

(a) 対象地域 A(690×690 画素)

(b) 対象地域 B(690×690 画素)

図7 提案手法による分類結果(図6対応)

スに分類される地域が存在する。この地域は、浸水により溜まった水が多く残っている領域である可能性があり、実際の状況が反映されていると考える。このため、基準画像の“浸水土壤”内において、分解画像中では“海”クラスに分類されることを許容した場合の一致率を算出した。その結果、各対象地域において、一致率はそれぞれ90.44%、88.02%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。

土地被覆物ごとの一致率に関して検討を行った結果、各対象地域において、一致率は“海”、“浸水土壤”、ならびに“植生”の3クラスで90%を超える結果を得た。しかしながら、対象地域Bにおいて、“建築物”および“土壤”の2クラスの一致率は80%以下となっている。対象地域Aは市街地を含んでおり、大きな建築物が多いのに対し、対象地域Bは主に住宅街であり、比較的小さな建築物が多い地域となっている。このため、住宅街である地域など様々な特徴を持つ人工物が密集している地域において、データのオリジナルの分解能(15m)では詳細な情報を抽出することが難しく、分解能に埋もれた細かな状況を反映した結果が得られなかったと考える。

5.2 提案手法の有用性に関する検討

5.2.1 最近隣内挿法との比較に関する検討

最近隣内挿法により原画像を3倍に拡大した結果(690×690画素)を図8に示す。最近隣内挿法による拡大結果では、各地域がモザイク状に表現されており、複数の土地被覆物が存在する地域において、クラス境界はあいまいとなっていることがわかる。

最近隣内挿法による拡大結果を対象として、土地被

(a) 対象地域 A(690×690 画素)

(a) 対象地域 A(690×690 画素)

(b) 対象地域 B(690×690 画素)

(b) 対象地域 B(690×690 画素)

図8 最近隣内挿法による3倍拡大結果

覆分類を行った結果(690×690画素)を図9に示す。また、基準画像に対する一致率(“浸水土壌”内の“海”を許容した場合)を表5に示す。拡大画像の一致率は提案手法と比較し、“建築物”、“浸水土壌”、“土壌”、ならびに対象地域Bの“植生”において、低いことがわかる。すなわち、各対象地域において、最近隣内挿法による拡大結果における全体の一致率は、それぞれ58.67%、47.56%となっており、それぞれ90.44%、88.02%である提案手法の一致率と比較し、30%以上低くなった。このことは、最近隣内挿法ではミクセルをピュア画素で表現することができず、多くの画素がミクセルとして表現されたためと考える。したがって、すべてのミクセルをピュア画素で表現可能であり、高い一致率が得られる提案手法は、THEOSデータの分解能を疑似的に向上させる手法として有用であると考えられる。

図9 最近隣内挿法による分類結果(図8対応)

表5 基準画像に対する一致率の比較

	対象地域Aの一致率[%]		対象地域Bの一致率[%]	
	提案手法	最近隣内挿法	提案手法	最近隣内挿法
建築物	83.17	28.94	58.19	1.88
海	99.83	99.79	94.35	94.85
浸水土壌	94.04	70.68	92.30	27.70
植生	98.40	90.96	96.29	43.09
土壌	81.16	23.27	79.53	34.56
全体	90.44	58.67	88.02	47.56

5.2.2 テクスチャ特徴量を併用することの有用性に関する検討

DN値のみを用いて分解処理を行った場合における一致率(“浸水土壌”内の“海”を許容した場合)を表6に示す。各対象地域において、テクスチャ特徴量を併用

表6 テクスチャ特徴量を用いた場合における一致率の比較

	対象地域Aの一致率[%]		対象地域Bの一致率[%]	
	提案手法	DN値のみ	提案手法	DN値のみ
建築物	83.17	83.17	58.19	56.41
海	99.83	99.99	94.35	95.38
浸水土壤	94.04	89.43	92.30	75.83
植生	98.40	99.99	96.29	87.10
土壤	81.16	83.17	79.53	92.86
全体	90.44	88.29	88.02	84.26

した提案手法による分解結果およびDN値のみを用いて分解した場合の分解結果における“浸水土壤”の一致率を比較したところ、提案手法ではそれぞれ94.04%、92.30%であるのに対し、DN値のみを使用した場合は89.43%、75.83%であった。すなわち、テクスチャ特徴量を併用している提案手法は“浸水土壤”を良好に処理する手法として有用であることがわかる。しかしながら、対象地域Bの“土壤”において、一致率は提案手法の方が約13%低いことがわかる。このことは、浸水による被害のない地域を対象として画像分解を行う場合、DN値のみを使用する手法が良好な結果を得ることを示唆している。従って、対象地域の特徴に応じて処理を選択するアルゴリズムの開発を今後の課題と考える。

5.2.3 近赤外域のバンドデータを併用した分解処理の有用性に関する検討

可視域の3バンドデータのみを用いて分解処理を行った結果を対象とし、土地被覆分類を施した結果を図10に示す。基準画像では“浸水土壤”となっている地域の大部分を“植生”として処理しており、実際の状況とは一致していないことがわかる。このことは、近赤外域のバンドデータを除く可視域の3バンドデータにおいて、“浸水土壤”および“植生”における教師データの平均値が近似した値を示すこと(表1参照)に起因しており、“浸水土壤”および“植生”を正確に処理するためには、近赤外域のバンドデータが必要であることを示している。

基準画像に対する一致率(“浸水土壤”内の“海”を許容した場合)を表7に示す。近赤外域のバンドデータを併用して分解した場合および可視域の3バンドデータのみを用いて分解した場合における全体の一致率を比較した結果、近赤外域のバンドデータを併用した場合はそれぞれ90.44%、88.02%であるのに対し、可視域3バンドデータのみを使用した場合は52.11%、71.85%であった。また、土地被覆物ごとの一致率に関して検討を行った結果、対象地域Aの“植生”以外の

表7 使用バンドの違いによる一致率の比較

	対象地域Aの一致率[%]		対象地域Bの一致率[%]	
	提案手法	第1～第3バンドのみ使用	提案手法	第1～第3バンドのみ使用
建築物	83.17	41.28	58.19	12.56
海	99.83	61.12	94.35	90.03
浸水土壤	94.04	57.87	92.30	65.02
植生	98.40	100.00	96.29	92.23
土壤	81.16	37.78	79.53	74.64
全体	90.44	52.11	88.02	71.85

(a) 対象地域 A(690×690 画素)

(b) 対象地域 B(690×690 画素)

図10 可視域3バンドのみを用いた分類結果

すべての土地被覆物において、近赤外域のバンドデータを併用した場合の方が高い値を示している。このことは、可視域の3バンドデータに加えて、近赤外域のバンドデータを併用した分解処理が各土地被覆物を正確に処理するために有用であることを示唆している。

6. おわりに

本論文では、震災廃棄物量の推定を目的としTHEOSデータにおけるミクセルの分解法を提案した。本研究で得られた成果を以下にまとめる。

- (1) 本研究で設定した対象地域の場合、提案手法によるミクセルの分解処理の一致率は、90%程度となっており、THEOSデータにおける疑似的な分解能の向上に有用であることを明らかにした。
- (2) テクスチャ特徴量を併用したミクセル分解処理は、浸水土壤を含む土地被覆状況の推定に有用であることを明らかにした。
- (3) 近赤外域のバンドデータを使用したミクセル分解処理は、各土地被覆物を精度良く推定する上で有用であることを明らかにした。
- (4) 本研究で提案するミクセルの分解法は、災害が今後発生した場合、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。

今後は、震災前後のリモートセンシングデータを用いて疑似的な分解能を向上させ、被災地の状況変化を検討する必要がある。また、対象地域の浸水状況に応じて処理内容を選択するアルゴリズムおよび震災廃棄物量を推定するアルゴリズムを開発する予定である。

謝辞

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に謝意を表します。また、本研究の一部は、独立行政法人科学技術振興機構 復興促進プログラム (A-STEP) 探索タイプにおける成果であることを付記します。

参 考 文 献

- [1] 高谷敏彦, 佐藤真哉, 大内東:「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] 西田眞, 大塚敬, 田畑亮:「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)
- [3] 松本雅雄, 藤九浩基, 土屋清, 新井康平:「最尤推定法に基づくカテゴリー分解」, 写真測量とリモートセンシング, Vol.30, No.2, pp.25-34 (1991)
- [4] 力丸厚, 上條成和, 大嶋太市:「画素内分光情報の簡易推定手法の開発」, 写真測量とリモートセンシング Vol.27, No.6, pp.23-34 (1988)
- [5] 吉野邦彦:「ミクセルにおける瞬時視野内カテゴリ面積率の推定」, 写真測量とリモートセンシング, Vol.33, No.2, pp.28-33 (1994)
- [6] 北本朝展, 高木幹雄:「ミクセル密度を含む混合密度推定を用いたミクセルの面積占有率推定」, 電子情報通信学会誌D-II, Vol.J81-D-II, No.6, pp.1160-1172 (1998)
- [7] 景山陽一, 西田眞, 豊福克也:「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)
- [8] 伊藤征嗣, 小黒剛成:「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, No.6, pp.1233-1240 (2011)
- [9] N. Yokoya, T. Yairi, A. Iwasaki: Coupled nonnegative matrix factorization unmixing for hyperspectral and multispectral data fusion, IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, Vol.50, No.2, pp.528-537 (2012)
- [10] 景山陽一, 西田眞:「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)
- [11] 環境省 広域処理情報サイト
<http://kouikishori.env.go.jp/>
- [12] ゼンリン電子地図帳 Zi14
- [13] 国土地理院 平成23年(2011年)東北地方太平洋沖地震正射画像:<http://saigai.gsi.go.jp/h23taiheiyo-zort/>
- [14] 高木幹雄, 下田陽久:「新編 画像解析ハンドブック」, 東京大学出版会 (2004)

(2014年5月14日 受付)
(2014年9月18日 採録)

[問い合わせ先]

〒010-8502 秋田県秋田市手形学園町 1-1
秋田大学大学院工学資源学研究科情報工学専攻
景山 陽一
TEL: 018-889-2786
FAX: 018-837-5771
E-mail: kageyama@ie.akita-u.ac.jp

著者紹介

かげやま よういち
景山 陽一 [正会員]

1997年秋田大学大学院鉱山学研究科博士前期課程情報工学専攻修了。同年秋田大学助手、2001年講師、2004年助教授。准教授を経て2013年秋田大学大学院工学資源学研究科教授、現在に至る。リモートセンシングデータの解析技術とアルゴリズムの開発、情景画像における物体認識、ヒューマンセンシングに関する研究に従事。博士(工学)。1998年国際素材物性学会優秀論文賞等受賞。電気学会、情報処理学会、電子情報通信学会、映像情報メディア学会、システム制御情報学会などの会員。

ひさ こういち
比佐 光一 [非会員]

2014年秋田大学大学院工学資源学研究科博士前期課程情報工学専攻修了。同年凸版印刷株式会社入社、現在に至る。在学中は、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法の開発に従事。

おおうち あきら
大内 東 [非会員]

1974年北海道大学大学院工学研究科博士課程修了。1989年北海道大学大学院情報科学研究科教授。2009年北海商科大学商学部教授、2011年北海商科大学大学院商学研究科教授。2013年東北大学大学院環境科学研究科廃棄物資源循環複合新領域(仙台環境開発株式会社寄付講座)客員教授、現在に至る。工学博士。情報処理学会、観光情報学会、OR学会、日本コンペティティブ・インテリジェンス学会、環境科学会、廃棄物資源循環学会各会員。

たかや としひこ
高谷 敏彦 [非会員]

1984年東京理科大学理学部物理学科卒業。同年株式会社リコー入社、画像機器の研究開発を経て、1999年よりリコーITソリューションズ株式会社(旧 リコーシステム開発株式会社)。2010年より仙台環境開発株式会社において、災害廃棄物量推定方法、排水浄化技術の研究に従事、現在に至る。1994年電気通信大学大学院電気通信学研究科博士前期課程修了。2006年北海道大学大学院工学研究科博士後期課程修了、博士(工学)。日本化学会、情報処理学会、日本OR学会、廃棄物資源循環学会、電気学会、水環境学会各会員。

にしだ まこと
西田 真 [正会員]

1974年秋田大学鉱山学部電気工学科卒業。同年トヨタ自動車工業(株)入社。1975年秋田大学鉱山学部助手。講師、助教授を経て、1996年同教授。2007年総合情報処理センター長。2008年工学資源学部長、2010年工学資源学研究科長、2011年秋田大学理事・副学長、2014年秋田大学副学長、現在に至る。リモートセンシングデータの解析技術とアルゴリズム、画像情報応用および知識情報システムの研究に従事。工学博士。1988年～1989年クラークソン大学客員研究員。1984年電気学会論文賞、1988年静電気学会論文賞、1998年国際素材物性学会優秀論文賞、2013年日本素材物性学会平成25年度(第23回)山崎賞受賞。電気学会、情報処理学会、映像情報メディア学会、照明学会、工学アカデミー、IEEEなどの会員。

Method for unmixing mixels of THEOS data to estimate amount of disaster waste

by

**Yoichi KAGEYAMA, Koichi HISA, Azuma OHUCHI, Toshihiko TAKAYA
and Makoto NISHIDA****Abstract :**

When a large-scale disaster occurs, there is a need to develop a system that can estimate amount of disaster waste, its distribution and contents, and to perform subsequent restoration activities quickly and effectively. We are sure that estimating disaster waste using remote sensing data is the first priority to affect all subsequent processing. However, it is necessary to develop a method for extracting detailed information buried in mixels of remote sensing data. In this paper, we proposed a method for unmixing mixels that uses the Digital Number (DN) and texture features appeared in the THEOS data.

Keywords : remote sensing, mixel, image resolution, the Great East Japan Earthquake

Contact Address : **Yoichi KAGEYAMA**

*Department of Computer Science and Engineering, Graduate School of Engineering and Resource
Science, Akita University*

1-1, Tegata Gakuen-Machi, Akita, 010-8502, Japan

TEL : 018-889-2786

FAX : 018-837-5771

E-mail : kageyama@ie.akita-u.ac.jp