

# 震災廃棄物量の推定を目的とした リモートセンシングデータの分解能向上に関する基礎検討

比佐 光一<sup>†</sup> 景山 陽一<sup>†</sup> 西田 眞<sup>†</sup> 大内 東<sup>††</sup> 高谷 敏彦<sup>††</sup> 中村 陽生<sup>†††</sup>  
秋田大学<sup>†</sup> 仙台環境開発<sup>††</sup> アイリング<sup>†††</sup>

## 1. はじめに

筆者らはこれまでに、総合災害廃棄物処理システムの構想を実現するため、東日本大震災による災害廃棄物量の推定方法に関する検討を行ってきた<sup>[1][2]</sup>。また、被災地における復旧復興を推進するためには、各地域における震災がれき量を把握し、効果的ながれき処理を行う必要がある<sup>[1][2]</sup>。

一方、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。そこで本研究では、リモートセンシングデータによる災害廃棄物量推定法の開発を目標とする。本稿では、その基礎検討として、単一のリモートセンシングデータを用いた東日本大震災直後の状況についてミクセルを考慮した分類を行った。

## 2. 対象地域および使用データ

本研究では、宮城県仙台市周辺を対象とし、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て、検討を行った。

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:  $0.77 \sim 0.90 \mu\text{m}$ ) で構成され、地上分解能は 15m である。本稿では、対象地域を  $1024\text{pixel} \times 1024\text{pixel}$  に切り出し、検討を行った。対象データを図 1 に示す。

## 3. 解析手法

震災直後の状況把握を目的とし、土地被覆分類を行った。土地被覆分類の推定精度は、リモ

ートセンシングデータの分解能に埋もれた複数クラスの混合画素 (ミクセル) を考慮することで向上が可能と考える。そこで本稿では、ミクセルを考慮した解析を行った。また、リモートセンシングデータは各種外乱などによるあいまいさを含んでいるため、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<sup>[3]</sup>を用いた。本研究の解析の流れを図 2 に示す。



図 1 対象データ (R,G,B; 第 3, 第 2, 第 1 バンド)

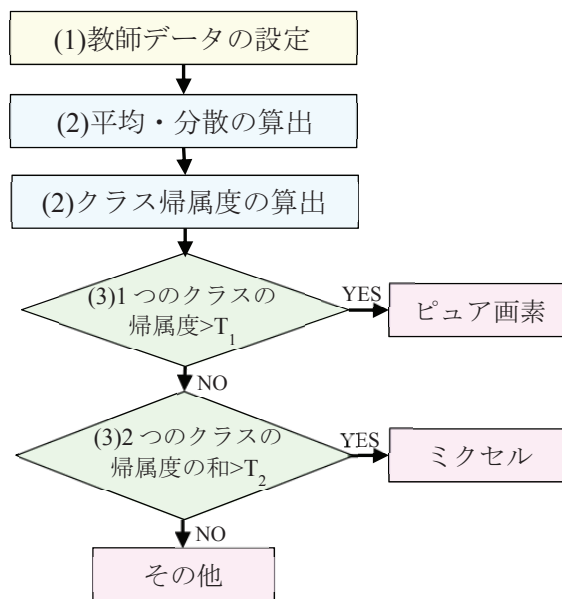


図 2 解析の流れ

Basic study on improved resolution of remote sensing data for presumption of amount of disaster wastes

<sup>†</sup> Koichi Hisa, Yoichi Kageyama and Makoto Nishida (Akita Univ)

<sup>††</sup> Azuma Ohuchi and Toshihiko Takaya (Sendai Kankyo Kaihatsu)

<sup>†††</sup> Kiyoo Nakamura (AIRING)

(1) 教師データの設定

地図<sup>[4]</sup>などを参考にし、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、分類クラスを合計 5 クラス(建築物, 海, 浸水土壌, 植生, 並びに土壌)設定した. 次に, 設定クラスに対応すると判断される画素をオペレータが各クラスにつき 40 点抽出し, これを各クラスの教師データとした.

(2) 簡略化ファジィ推論法を用いたクラス帰属度推定

処理(1)において得られた教師データから, 各クラスの平均・分散を算出した. 次に, その平均・分散を用いて作成した正規分布型メンバーシップ関数に従い, クラス帰属度を算出した.

(3) 分類処理

① 構成要素(建築物, 海, 浸水土壌, 植生, 並びに土壌)の帰属度の値が  $T_1$  以上の画素を単独クラス(ピュア画素)として分類した.

② 2 つの要素における帰属度の和が  $T_2$  以上である場合, その構成要素のミクセルとして分類した.

③ 上記条件を満足しない画素を 3 つ以上の要素から構成される混合画素, または設定クラス以外の状況であると仮定し, その他と分類した. なお, 本稿では,  $T_1=0.6$ ,  $T_2=0.5$  の結果について報告する.

④ 浸水土壌クラス内の被害の少ない道路を検出するため, 浸水土壌を含むクラス内においてエッジ情報を検出し, 道路と設定した.

4.解析結果および検討

分類処理結果を図 3 に示す. 分類手法の有用性を検証するため, 分類結果と地図などの比較を行った. はじめに, ピュア画素と分類された領域について検討を行った結果, 各構成要素のピュア画素と分類された領域は, 地図などと一致した構成要素に分類されていた. 次に, ミクセルと分類された領域について検討を行ったところ, 地図などと大局的に一致していることが明らかになった. さらに, 浸水土壌を含むクラス(C および C を構成要素とするミクセル)は, 10 万分 1 浸水範囲概況図<sup>[5]</sup>における浸水範囲とも大局的に一致していた. また, 浸水土壌内の被害の少ない道路も抽出されていることがわかる(図 4 参照). このことは, 本分類手法が震災直後の状況の把握に有用であることを示唆している. しかしながら, 地図では住宅街となっている領域において, その他と分類された画素が多く確認された. このことは, 住宅街では比較的小さい建築物や道路等が密集して存在し, 1 画素の中に多くの要素が含まれたことに起因すると考える.

このため, 複数のデータ, テクスチャ特徴量, 並びに 3 次元情報を活用してデータの分解能を向上させる解析法の開発を今後行う予定である.

本研究は, 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.

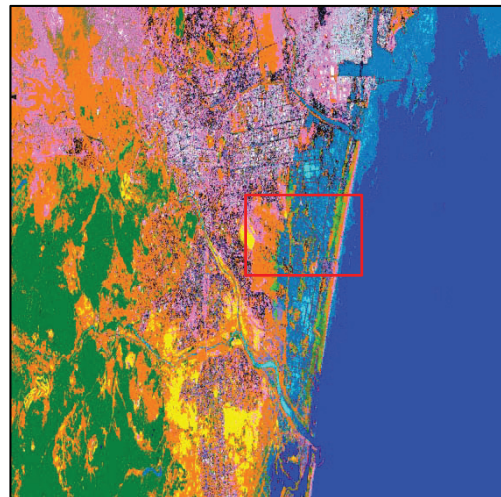


図 3 分類処理結果

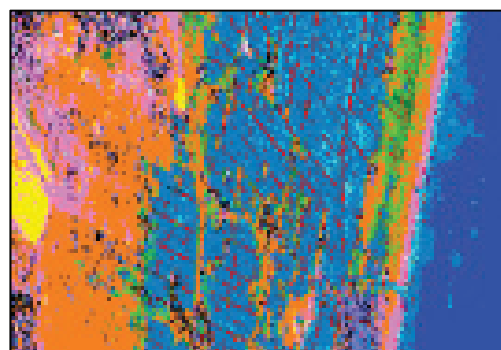


図 4 図 3 赤枠内の拡大結果

□ 建築物(A)	■ A,B のミクセル	■ B,D のミクセル
■ 海(B)	■ A,C のミクセル	■ B,E のミクセル
■ 浸水土壌(C)	■ A,D のミクセル	■ C,D のミクセル
■ 植生(D)	■ A,E のミクセル	■ C,E のミクセル
■ 土壌(E)	■ B,C のミクセル	■ D,E のミクセル
■ C を含むクラスのエッジ(道路)	■ その他	

参考文献

[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] 高谷, 大内: 「東日本大震災を事例とした災害廃棄物量推定システムの検討」, 日本オペレーションズ・リサーチ学会春季研究発表会, 2-A-8(2012)

[3] 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」, 電学論 C, 116-C, 3, pp.359-366 (1996)

[4] ゼンリン電子地図帳 Zi14

[5] 10 万分 1 浸水範囲概況図 13, 国土地理院: <http://www.gsi.go.jp/kikaku/kikaku60003.html>