

ハイパースペクトルセンサによる都市域の高精度地表分類手法に関する検討

東北大学

学生会員 ○古屋 敬士

東北大学災害科学国際研究所

正会員 越村 俊一

1. 序論

リモートセンシングセンサの一種であるマルチスペクトルセンサは、可視光から近赤外における幾つかの波長帯のスペクトル反射率を観測するセンサで、災害時被害把握等で広く用いられてきた。しかし、そのバンド数は4~8で、観測波長帯も断続的なものであるため、得られるスペクトル情報は決して多くない。近年では、連続的な波長帯で100以上のバンドを観測するハイパースペクトルセンサが注目されており、このセンサから得られる膨大なスペクトル情報による土地被覆状況の高精度詳細把握が期待されている。一方で、バンド数の多いハイパースペクトル画像にマルチスペクトル画像と同様の解析アルゴリズムを用いるのは適切ではなく、高精度分類には新たな解析アルゴリズムが必要とされている。

以上を踏まえ、本研究では、主成分分析とモーフォロジ処理、Digital Surface Model(DSM)との複合解析を用いて、都市域の高精度詳細土地被覆分類アルゴリズムの構築を試みる。

2. 使用データおよび分類クラス

本研究では、IEEE GRSS 2013 Data Fusion Contestで用いられたハイパースペクトル画像(HSI)とLiDAR観測から得られたDSM、Ground Truthを使用した。これらは2012年6月にテキサス州ヒューストンで観測され、空間分解能はともに2.5m、HSIの観測波長域は380~1050nm、バンド数は144である。また、Ground Truthは教師データと精度検証データに分かれていて、それぞれ、芝(良好)、芝、樹木、人工芝、土壌、水域、住宅、ビル、一般道路、高速道路、駐車場、駐車場(車)、テニスコート、ランニングトラック、の計14種類のクラスが定義されている。本研究ではこの14クラスを分類クラスとした。

3. 土地被覆分類アルゴリズムの構築

(1) アルゴリズム概要

本研究で構築したアルゴリズムのフローを図-1に示

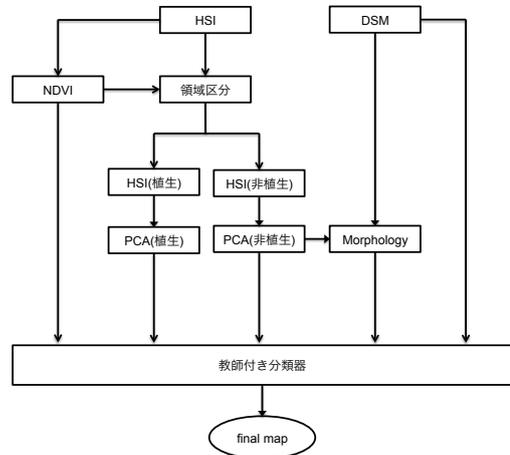


図-1 土地被覆分類アルゴリズムのフロー

す。本アルゴリズムでは、HSIからスペクトル情報、HSIとDSMから空間情報を抽出し、教師付き分類器による土地被覆分類を行う。

a) スペクトル情報の抽出

はじめに、HSIのバンドを用いて画像間演算を行い、植生の活性度を表すNDVI画像を作成した。NDVIは式(1)より算出される。ただし、NIRが近赤外域波長の観測値、Rが可視光赤色域波長の観測値を意味する。

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (1)$$

本研究では、近赤外域バンドとしてband110を、可視光赤色域バンドとしてband70を用いた。次に、 $NDVI \geq 0.25$ を植生域、 $NDVI < 0.25$ を非植生域としてHSIの領域を区分して、それぞれで主成分分析を行い、各上位六主成分を抽出した。主成分分析は多次元データの主要な特徴とノイズ成分を分離し、低次元化する手法であり、HSIの解析に多く用いられている。主成分分析は式(2)より行われる。ただし、 z^k は第k主成分の画素値、 x はピクセル数M、バンド数Nの画像の画素値、 a^k は画像の分散共分散行列のk番目に大きい固有値に対応する固有ベクトルである。

$$z^k = \begin{pmatrix} z_1^k \\ z_2^k \\ \vdots \\ z_M^k \end{pmatrix} = \mathbf{x} \mathbf{a}^k = \begin{pmatrix} x_{11} & \dots & x_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{M1} & \dots & x_{MN} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1^k \\ a_2^k \\ \vdots \\ a_N^k \end{pmatrix} \quad (2)$$

キーワード: ハイパースペクトルセンサ, 主成分分析, モーフォロジ処理, 土地被覆分類

連絡先: 仙台市青葉区荒巻字青葉468-1, TEL: 022-752-2082, FAX: 022-752-2083

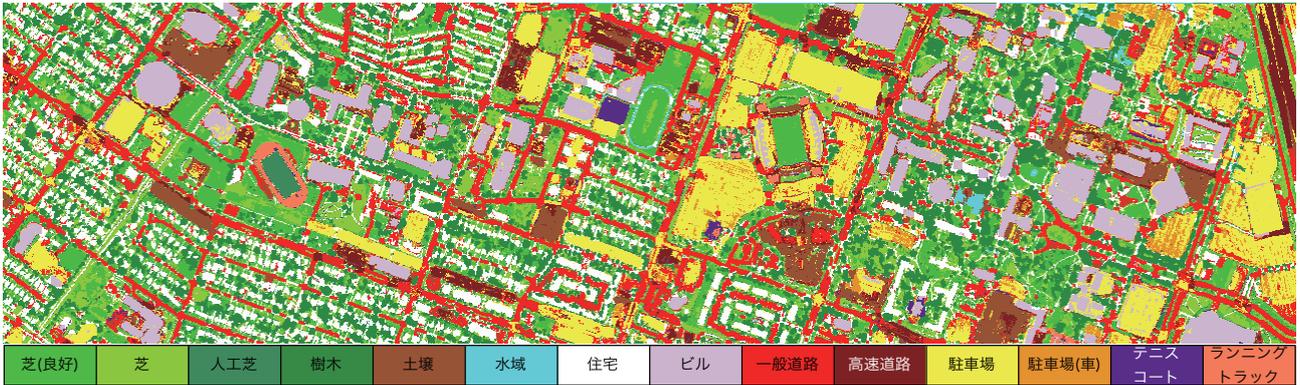


図-2 アルゴリズムの分類結果

表-1 分類結果の精度指標

クラス	P.A.(%)	U.A.(%)
芝(良好)	100.0	96.90
芝	96.48	99.85
樹木	99.80	99.21
人工芝	99.43	100.0
土壌	99.43	99.24
水域	99.30	100.0
住宅	96.48	100.0
ビル	90.99	95.71
一般道路	84.96	97.05
高速道路	97.41	76.87
駐車場	91.23	83.51
駐車場(車)	74.72	83.19
テニスコート	98.79	92.08
ランニングトラック	98.10	92.67
平均	94.79	94.28
O.A.(%)	95.12	

b) 空間情報の抽出

はじめに、空間情報の一つとして、高さの情報を持つDSMを入力成分に加えた。次に、DSMと先ほど抽出したHSI第一主成分にモーフォロジ処理を適用し、面的な空間情報を抽出した。モーフォロジ処理とは、構造化要素というピクセルウィンドウで画像に着目し、構造化要素の中心ピクセルを構造化要素内最大画素値に置き換える膨張演算と、最小画素値に置き換える収縮演算の組み合わせで行われる画像処理手法で、オブジェクトの平面的な大きさに関する空間情報の抽出に用いられる。本研究では、収縮演算の後に膨張演算を行うOpening処理を 3×3 、 5×5 、 7×7 、 9×9 、の四種類の構造化要素で適用し、計八つのモーフォロジ特徴を抽出した。

c) 教師付き分類器による土地被覆分類

以上、スペクトル情報と空間情報の計22つの画像を入力成分とし、教師付き分類器による土地被覆分類を行った。本研究では、教師データの数が少なくとも高い分類性能を発揮できるサポートベクターマシンを使用した。

(2) 分類結果

分類結果を図-2に、精度指標一覧を表-1に示す。平均P.A.と平均U.A.がともに94%を、O.A.も95%を越え、高精度な分類を達成した。特に植生や土壌、水域などの非人工物の分類精度が非常に高い。一方で、交差点を駐車場や高速道路とする誤分類や駐車場(車)の検出精度の低さなど、建物を除く人工物の分類には課題が見られた。建物はDSMの持つ高さ情報で分類できたが、その他人工物の分類には更なる空間情報が必要だと考えられる。

4. 結論

本研究では、ハイパースペクトルセンサによる高精度地表分類手法として、新たな土地被覆分類アルゴリズムを構築し、O.A=95.12%の精度で詳細な分類を達成した。本研究は基礎検討として都市域の分類に留まったが、今後は、オブジェクトベース分類の導入による人工物の分類精度向上や、被害把握など具体的な利用シーンを想定した分類クラスの設定・アルゴリズムの適用が課題となる。

参 考 文 献

- 2013 IEEE GRSS Data Fusion Contest, Fusion of Hyperspectral and LiDAR Data (2013). Available online: <http://www.grss-ieee.org/community/technical-communittees/data-fusion/data-fusion-contest/>
- Farid Melgani, Lorenzo Bruzzone(2004) : Classification of Hyperspectral Remote Sensing Images With Support Vector Machine
- Matieu Fauvel, Jon Atli, Jocelyn Chanussot, Johannes R. Sveinsson(2008) : Spectral and Spatial Classification of Hyperspectral Data Using SVMs and Morphological Profiles