

リモートセンシング画像分類における部分空間法 - 今の進展と今後の課題 -

Hasi Bagan 山形与志樹

独立行政法人 国立環境研究所 〒305-8506 茨城県つくば市小野川 16-2

E-mail: hasi.bagan@nies.go.jp, yamagata@nies.go.jp

あらまし 土地被覆分類はリモートセンシング画像処理の重要な課題である。リモートセンシング画像のセンサ種類（光学センサ、マイクロ波センサ）、空間分解能（数 cm～数 km）、バンド数（マルチスペクトル画像～ハイパースペクトル画像）と画素ビット（8 ビット～16 ビット）が互いに異なる。これらの特徴を考慮し、今までいろいろな土地被覆分類手法が提出された。部分空間法は土地被覆分類に有効であるのは最近の研究で確認された。部分空間法で、トレーニングデータを基に、クラス（カテゴリ）ごとに自分のクラスの特徴を保有できる低次元部分空間を作る。それで、部分空間への射影計算によって、画像全体を分類する。本研究の目的は、画像の次元数と種類が部分空間法分類に与える影響を検討する。マルチスペクトル画像、マイクロ波画像とハイパースペクトル画像への分類を通じて、部分空間法は次元数が大きいほど、更に有効であることが分かった。リモートセンシング画像の土地被覆分類で最も有効な手法として期待できる。

キーワード 部分空間法, 土地被覆分類, 画像処理, リモートセンシング

Subspace method for remote sensing data classification

- Current status and future work -

Hasi Bagan and Yoshiki Yamagata

Center for Global Environmental Research, National Institute for Environmental Studies, 16-2

Onogawa, Tsukuba-city, Ibaraki, 305-8506, Japan

E-mail: {hasi.bagan, yamagata}@nies.go.jp

Abstract Land cover classification is one of the most important and typical applications of remote sensing. Various types of remotely sensed data (i.e., difference sensors, spatial resolutions, num of bands) collected over a span of years are useful to observing and characterizing both natural and human-induced changes over large areas. Many classification approaches has been proposed for land cover classification. Subspace method was widely used for pattern recognition and computer vision, and recently applied in remote sensing data classification. The subspace method represents each class by a model of a linear subspace of a feature space. The objective of subspace methods is to represent high-dimensional data in a low-dimensional subspace. Classification then takes place on the chosen subspaces. In this paper, we carried out experiments with three types of remote sensing images, a full scene multispectral Landsat TM data for the typical semi-arid zone in the Horqin sandy land, China, the AVIRIS hyperspectral data in USA and CASI-3 hyperspectral data in Japan, and a recent launched fully polarimetric Phased Array-type L-band Synthetic Aperture Radar (PALSAR) data for high humidity and warm temperature zone in the Kasumigaura Lake region of Japan. Experimental results show that subspace method is a valid and effective alternative to other pattern recognition approaches for the classification of remote sensing data.

Keyword Subspace Method, Land Cover Classification, Image Processing, Remote Sensing

1. はじめに

部分空間法では、まずトレーニングデータを使用し、カテゴリごとにそのカテゴリを表現できる部分空間を作る。次に、画像ピクセルを各部分空間へ射影させて、ピクセルのこの部分空間への射影成分の大きさを類似度として、画像全体を分類する[1, 2]。

本研究で、マルチスペクトル光学画像である Landsat TM 画像と AVNIR-2 画像、マイクロ波画像である PALSAR、航空機搭載ハイパースペクトル画像である AVIRIS と CASI-3 を使って部分空間法による画像分類実験を行った。

2. 部分空間法

まず、画像ピクセル（訓練と検証データも含む）

$X_{i,j} = (x_1, x_2, \dots, x_d)^T$ を正規化してノルムを1にする

$$X_{i,j} = (x_1/L, x_2/L, \dots, x_d/L)^T \quad (1)$$

ここで、 $L = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_d^2}$ はピクセルの長さである。

便利のため、規格化後のピクセルをまた $X_{i,j}$ と表示する。それで、事前に選んだクラス毎のトレーニングサンプルから構成する自己相関行列を作り、自己相関行列の固有ベクトルを計算し、低次元の部分空間の基底とする。おもな計算公式は以下の通りである。

ピクセルの次元（バンド数）は d -次元と仮定し、クラス i のトレーニングサンプルから構成する自己相関行列を

$$P_i = \sum_{j=1}^{p_j} X_{i,j}^T X_{i,j} \quad (2)$$

とする。 p_j はトレーニングサンプル数である。

P_i の固有値を降順で並び替え、前の n 個の大きい固有値 $\lambda_i^{(j)} (j=1, \dots, n)$ に対応する固有ベクトル

$\{V_{i,j} | j=1, \dots, n\} (n < d)$ を選んで部分空間を構成する。

そして、次式によりピクセル x を最大射影があるクラスに帰属する。

$$g_i(x) = \sum_{j=1}^n \left(\lambda_i^{(j)} / \lambda_i^{(1)} \right)^\rho [x^T V_{i,j}]^2 \quad (3)$$

ここで、 $0 \leq \rho \leq 1$ 、 $\lambda_i^{(1)}$ と $\lambda_i^{(j)}$ は一番大きい固有値と j 番目に大きい固有値である。

これは CLAFIC 部分空間法である。CLAFIC 部分空間法の欠点は、クラスとクラスの部分空間は互いに関係がないので、部分空間は互いに重なることがあり、分類精度が悪くなる場合がある。

これを解決するために ALSM 方法という部分空間法を提案した。この方法では部分空間を回し、部分空間の重なっている部分を減らすことによって分類精度を向上する。計算方法に循環方法を使うことで、部分空間の重なりを減少させる。具体的には、循環 $t (t > 0)$ で、次の行列を計算する。訓練で、二種類の誤分類されたピクセル

で構成した行列を計算する必要がある。一つは、クラス ω_i に誤分類された別のクラスのピクセルで構成する行列

$$P_t^{(i,out)} = \sum_j Y_{i,j}^T Y_{i,j} \quad (4)$$

二番目の行列は、クラス ω_i に所属すべきが、他のクラスに誤分類されたピクセルで構成する行列

$$P_t^{(i,in)} = \sum_{k \neq i} \sum_j Z_{k,j}^T Z_{k,j} \quad (5)$$

を計算する。更に、式 (2)、(4) と (5) を使って、新しい自己相関行列

$$P_t^{(i)} = P_{t-1}^{(i)} + \alpha P_t^{(i,out)} - \beta P_t^{(i,in)} \quad (6)$$

を計算する。ここで、 α と β は学習パラメータです。

このように、事前に指定した循環条件を達成するまで計算を繰り返す。

更に、最適なパラメータを自動的に選べる循環計算手法を導入し、式 (3) と (6) の最適な α 、 β と ρ を自動的に選ぶことで、分類精度は更に向上できる[3]。

改善した部分空間法によって、パラメータを手動で調整する手間を省き、完全な自動化を実現した。部分空間法の主な計算は内積計算であることから、少ないバンド数の衛星画像に対しても訓練・分類の速度が速い。また、最新の固有値と固有ベクトル計算手法を使うことでより早い計算が可能である。

3. 分類実験

(1) 7 バンド Landsat-5 TM に対する分類

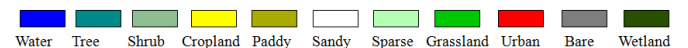
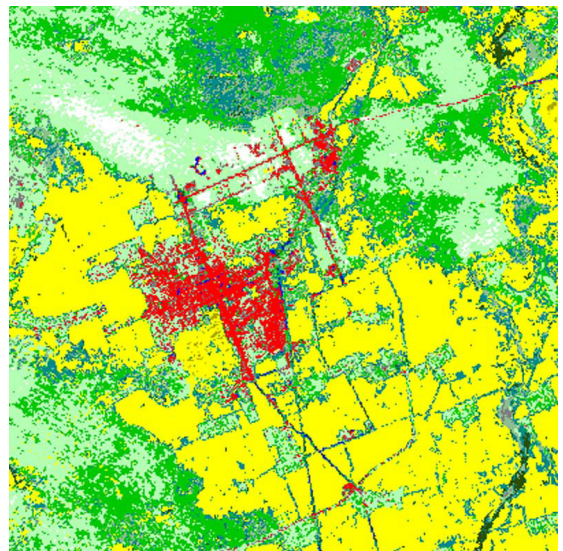


図 1. 部分空間法による砂漠地方の分類図

分類精度は86%で、各カテゴリをよく分別できた。結果をサポートベクターマシン (SVM) と最尤法 (MLC) 分類図と比べると、部分空間法はより正しい分類結果を得ていることを確認できる[4]。

(2) 光学とマイクロ波画像の組合に対する分類

分類で、AVNIR-2 光学画像と PALSAR 画像を使った。PALSAR は送信と受信で異なる偏波を使い、水平/垂直偏波同時送受信の観測が可能であり、さらに、それぞれ 2 偏波同時受信によって観測対象の 4 偏波特性を取得するフルポーラリメトリ機能も有している。それで、PALSAR はシングル SAR と光学画像で取られない土地被覆情報を提供できる。PALSAR データを十分活用するため、後方散乱強度だけでなく、位相情報をも活用できる新しい分類手法を開発する必要がある。フルポーラリメトリ PALSAR から、Coherency 行列を計算できる。Coherency 行列は 3×3 のエルミート行列であり、三つの対角線要素が実数で、非対角線要素は複素数のため、独立要素としては合計 9 個となる。また、複素数要素は位相情報を保存している[5, 6]。

次に 4 バンドの AVNIR-2、4 バンドの PALSAR (HH,HV,VH,VV) と Coherency 行列の 9 個の独立要素を合わせた合計 17 次元のデータを使って、部分空間法による土地被覆分類を行った。

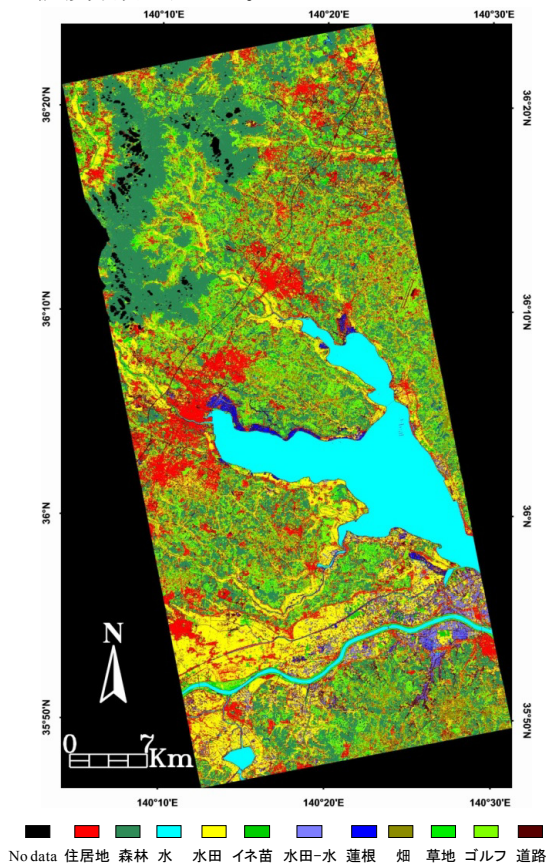


図 2. AVNIR-2+PALSAR+Coherency 行列による分類図

AVNIR-2、PALSAR (HH,HV,VH,VV) と Coherency 行列から得られて 17 次元のデータを使った分類精度 (90.6%) は AVNIR-2、PALSAR とその組み合わせのみを使用した土地被覆分類より遥かに向上できることが確認された。また、この高次元データセットに対して、部分空間法が更に有効であることが分かった。実験で、図 2 に示しているように 11 カテゴリを使って、分類を行った。

(3) 191 バンド AVIRIS に対する分類

分類で、191 バンド AVIRIS “Indian Pine” データセット (Purdue University, オンライン) を使った。実験で、全ての 15 カテゴリを使って、分類を行った。図 3 は分類図である。

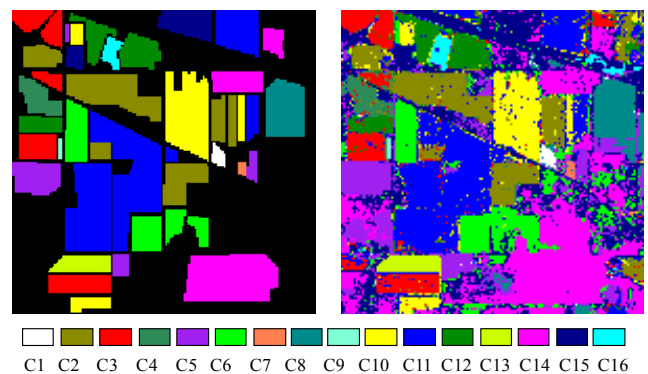


図 3. 左は訓練とテストデータ、右は AVIRIS 分類図

部分空間法の訓練で、191 バンド AVIRIS 画像のトレーニングデータは完全に識別された (図 4)。SVM と MLC 等の分類手法でトレーニングデータを完全に識別するのは難しい。

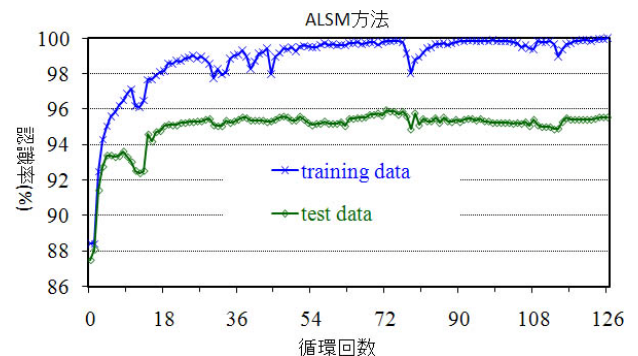


図 4. 循環回数を従って、識別率の変化—AVIRIS 画像

次に、北海道酪農学園大学の附属農場 (元野幌農場) を対象地域として、土地被覆分類を行った。実験で、牧草の品質を重視し、草種と劣化状況によって 15 カテゴリの土地被覆種類を設計して、分類を行った。使った画像は 2008 年 7 月 30 日撮った 68 バンドの CASI-3 画像です。分類で選んだ土地被覆カテゴリを表 1 に示してある。部分空間法による分類で、各カテゴリの次元は 7 と設定

しました。図 5 は分類図である。

表 1. CASI-3 分類で使った訓練と検証データ

Class	Training samples	Test samples
C1. Water	563	336
C2. Woods	881	560
C3. Roofs	629	390
C4. Grass01	566	404
C5. Grass02	458	295
C6. Grass03	741	302
C7. Grass04	493	388
C8. Grass05	439	333
C9. Grass06	568	380
C10. Grass07	469	287
C11. Grass08	365	274
C12. Bare	1026	706
C13. Road	704	466
C14. Grass09	1216	707
C15. Grass10	338	162
Total	9456	5990

部分空間法分類で、68 バンドの CASI-3 画像で、牧草の品質と劣化状況を正しく把握できることを明らかにした。



図5. 部分空間法による68バンドのCASI-3画像分類図

部分空間法の訓練で、191 バンド AVIRIS 画像の訓練状況と同じ、およそ 127 回の循環で CASI-3 画像のトレーニングデータは完全に識別された (図 6)。

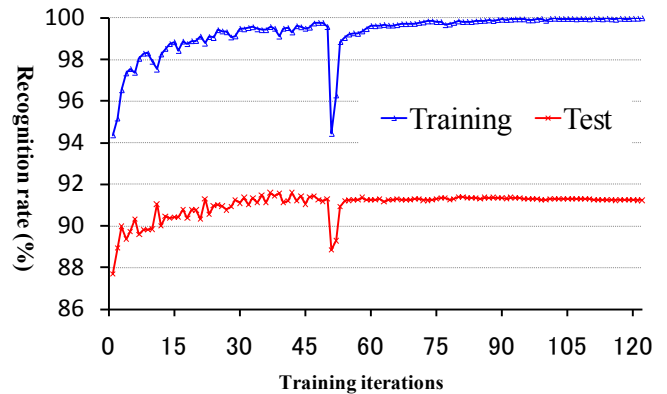


図 6. 循環回数を従って、識別率の変化—CASI-3 画像

4. 結論

部分空間法という新しいリモートセンシング画像の土地被覆分類手法を開発した。部分空間法で、主な計算は内積計算であり、少ないバンドの TM などに対して、訓練・分類の速度が速い。最新の固有値と固有ベクトル計算手法を使えばもっと早く計算できる。分類精度が既存の分類手法と競争できる分類方法である。

その特徴は、

- 各土地被覆クラスの特徴ベクトルが、全次元の空間の中ではなく、所属するクラスに対応する部分空間の中に入っている；
- クラス毎に異なる部分空間が対応し、ピクセルの部分空間への射影の大きさにより、分類を行う；
- 特徴抽出と分類プロセスが部分空間への射影の計算と一体化；
- バンド数 (次元) が多いほど精度が高くなる；
- 単純のハイパースペクトル画像である AVIRIS と CASI-3 の分類で、訓練データを完全に識別できる。

更に、光学画像の AVNIR-2、フルポーラリメトリ PALSAR データとその Coherency 行列の要素を組み合わせた土地被覆分類の手法を提案した。この手法によって、既存の各種類のリモートセンシング画像を組み合わせ、部分空間法で分類すれば、高精度な土地被覆分類図を作り、土地被覆・変化状況をもっと正しく把握できると期待される。

今残っている問題は、低次元画像分類で (4 次元の AVNIR-2)、部分空間法分類精度が SVM より低いということです。そこで、部分空間法で、既存のカーネルを用いた非線形識別手法、或いは学習パラメータをベクトル化することによって、分類精度をもっと改善できると期待できる。

文 献

- [1] E. Oji. パターン認識と部分空間法 (日本語版). 産業図書, 1984.
- [2] 山形与志樹, “部分空間法によるミクセル分解と超多波長画像への応用,” 写真測量とリモートセンシング. vol.35, No.3, pp.34-42, 1996 年.
- [3] H.Bagan, and Y.Yamagata, “Improved subspace classification method for multispectral remote sensing image classification,” *PE&RS*, vol. 76, No.11, pp.1239-1251, Nov. 2010.
- [4] H. Bagan, W. Takeuchi, T. Kinoshita, Y. Bao, and Y. Yamagata, “Land Cover Classification and Change Analysis in the Horqin Sandy Land From 1975 to 2007”, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 3, No. 2, pp.168-177. Jun. 2010.
- [5] J.S. Lee, and T. L. Ainsworth, “The Effect of Orientation Angle Compensation on Coherency Matrix and Polarimetric Target Decompositions,” *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, vol. 47, no.1, pp. 53-64, Jan. 2011.
- [6] 山口芳雄.2007.レーダポーラリメトリの基礎と応用—偏波を用いたレーダリモートセンシング. 電子情報通信学会. 東京, 2009 年.