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

Unmixing with Subspace Method and Application to Hyper Spectral Image

山形与志樹*

Yoshiki YAMAGATA

Abstract : A new approach of unmixing with the subspace method is proposed and an experiment using hyper-spectral image was conducted. In stead of using conventional statistical unmixing procedures which incorporate all channel data to perform unmixing, the proposed approach assigns subspace for each unmixing class. In this method, unmixing is calculated by the projection of observed pixel vector on the class subspaces. This method is more stable than conventional methods against noises and works effectively as a feature extraction and data reduction procedure at the same time. Owing to these advantages, this approach is suitable for the unmixing of hyper spectral image which has high correlation between channels. The performance of this method is tested by an experimented using a hyper spectral airborne casi image acquired over a wetland area. Unmixing of 7 wetland vegetation classes were calculated using least square, quadratic programming, orthogonal subspace projection and subspace method. Finally, the results of unmixing experiment were compared and evaluated for the use of wetland vegetation monitoring.

1. はじめに

湿原域では、さまざまな湿原植生が相互に重なり合い、連続的に変化して分布している。このような領域を分光観測した画素の多くは、複数の土地被覆クラスのスpekトル特性が混合したミクセル (Mixed pixel) になっている。しかしながら、リモートセンシング画像解析において一般的に用いられてきた最尤法による教師付き分類手法 (Richards 1993) は、各クラスのスpekトル特性が正規分布に従い、かつ各画素のスpekトルがどれかひとつの土地被覆クラスに対応していることを前提にしているため、ミクセルを多く含んだ画像解析には適していない。ミクセル画素の解析には、ミクセルのスpekトル情報から各構成要素についての情報を逆に推定するミクセル分解手法を用いる必要がある (稲村1987)。

ミクセル分解に際して、最も一般的に用いられてい

る、最小2乗法等による統計的ミクセル分解のアルゴリズムでは、構成要素の面積比率を係数として、ミクセルのスpekトルを構成要素スpekトルの線形結合で表す線形ミクセルモデルが用いられている。このモデルを解くことによって、あらかじめ知られている構成要素のスpekトルから、構成要素の面積比率を推定することができる (Settle and Drake 1993, 伊藤と藤村1987)。しかしながらこれらの手法では、画像のチャンネル数が大きくなるに従って、ミクセル分解の計算量が急増し、チャンネル間の相関により解が不安定になる等の問題が生じてしまう。そのため、ミクセルの中にどの構成要素のスpekトルが含まれているかの検定や、スpekトル次元の圧縮がミクセル分解の前処理として必要であった (Malinowski 1991)。

近年のリモートセンシング技術の発展によって、さらに細かな波長幅で分光画像計測する超多波長のセンサーが開発され、各種の環境計測に活用されつつある (Kramer 1992)。特に、植生のパラメータを推定するために、超多波長のリモートセンシング画像が有効であることが認識されている (Gong 1994)。このような発展にともない、何百チャンネルにもおよぶ超多波長

* 国立環境研究所社会環境システム部 305 つくば市小野川 16-2

「写真測量とリモートセンシング」VOL. 36, NO. 3, 1996

のしかも大規模な画像を用いて、複数の植生が混在するミクセルを安定的かつ高速にミクセル分解する手法の確立が現在急務となっている。そこで、既存の統計的手法に代わる信号処理やニューラルネットワーク等の新手法を導入して、超多波長画像の波長選択、特徴軸抽出、次元圧縮に関かわる研究が現在活発になされつつある (Harsanyi and Chang 1994, Benediktsson et. al 1995, 喜安と藤村1995)。

本論文で新たに提案する部分空間法 (オヤ1984) によるミクセル分解手法は、従来の統計的な特徴選択とは全く異なった原理によって、大規模な超多波長の画像を安定かつ高速に処理する手法である。部分空間法によるミクセル分解では、これまでの線形ミクセルモデルに基づいたアプローチに代わって、各クラスに部分空間が対応していると考えて、部分空間への射影によってミクセル分解するアプローチが用いられる。全クラスに共通した、一定チャンネル数のスペクトル空間の中でミクセルモデルを当てはめるのではなく、各クラス毎に異なるスペクトル部分空間を割り当てて、ミクセルの各クラス部分空間への射影の大きさによって分解を実現するのが部分空間法の特徴である。また、従来の統計的手法では、特徴抽出とミクセル分解が別のプロセスとして分離していたのに対して、部分空間法では特徴抽出とミクセル分解が部分空間への射影の計算として一体化しているのも大きな特徴である。

本論文ではまず、新たに開発された部分空間法によるミクセル分解の原理について説明し、次に実際に取得された超多波長のスペクトル画像を用いたミクセル分解の実験により、新手法を従来の各種統計的ミクセル分解の手法と比較検討した結果について報告する。

2. 部分空間法によるミクセル分解の理論

2.1 統計的ミクセル分解

従来の統計的ミクセル分解においては、ミクセルのスペクトルは、ミクセル中に存在する各地表面構成要素のスペクトルを、それぞれの面積比率で重み付き平均で表すことができる (線形ミクセルモデル) と仮定されてきた。この線形ミクセルモデルとは、 n チャンネルのリモートセンシング画像が取得され、画像中 K 個の土地被覆クラスが存在し、ミクセル画素中のクラス $\omega^{(i)}$ の面積比率を f_i とするとき、各画素の観測ベクトル r が次式で表せるとするモデルである。

$$r = Mf + n = \sum_{i=1}^K f_i m_i + n \quad (1)$$

ここで M はクラス i の代表ベクトル m_i を列にもつ行列で、 f は画素中に各クラス的面積比 f_i を要素にもつベクトル、 n はノイズを表すベクトルである。

統計的ミクセル分解の手法は、(1) 式の観測スペクトル r とクラススペクトル行列 M が与えられた時に、各クラス的面積比ベクトル f を計算するアルゴリズムである。統計的ミクセル分解の手法としては、最小2乗法、因子分析、特異値分解等を用いたもの知られている (稲村1987, 伊藤と藤村1987, Malinowski1991, Settle and Drake 1993)。

一方、本報告で提案するミクセル分解の手法は、部分空間法 (Watanabe 1969, Kohonen 1977, オヤ1984) を用いて今回新たに開発された手法であり、統計的な手法と異なり、線形ミクセルモデルを前提とせずに、各クラスにスペクトル部分空間を割り当てて、部分空間への射影の大きさによってミクセル分解を実現する手法である。

2.2 部分空間法の考え方

部分空間法の基本は、それぞれのクラスのスペクトルベクトルが、スペクトルの全次元の空間の中にまんべんなく存在するのではなく、そのクラスに特徴的な部分空間の中に入っているという考えにある。そこで部分空間法ではまず、クラス毎のトレーニングサンプルから、あらかじめ各クラスの特徴的な部分空間が決定される。(Watanabe 1969, Kohonen 1977)。

従来の分類やミクセル分解手法においては、まずスペクトル空間を定めて (場合によっては特徴軸に変換した上で)、その中で判別の領域を設定したり、代表ベクトルを求めて混合比率の推定が行われていた。部分空間法においては、クラス毎に決定される部分空間によって各クラスのスペクトル特性を特徴づけている点で、これまでの手法とは根本的に異なっている。

部分空間法を計算するアルゴリズムには、部分空間を決定する際の計算方法の違いに応じて、代数的部分空間法、統計的部分空間法、学習部分空間法などがある (オヤ1984)。以下本論文では、ミクセル分解のようなトレーニングデータが比較的少ない場合に、高速に部分空間を計算することができる統計的部分空間法の一つである CLAFIC (CLAss-Featuring Information Compression) 法によるアプローチを用いる。

2.3 改良 CLAFIC 法による部分空間の決定

部分空間法では、クラス部分空間がそのクラスに属するベクトルをできるだけ多く含むように、すなわちクラスベクトルの射影全体が大きくなるように部分空間が決定される。CLAFIC 法は、各クラスベクトルの対応する部分空間への射影の期待値を最大化する部分空間の決定手法である。しかしながら、すべてのクラス部分空間毎に独立して射影が最大になるように部分空間を決定しようとする、類似したクラス間の分離が劣化してしまう欠点がある。そこで、当該クラスへの射影を大きくし、同時に他クラスへの射影を小さくする改良型 CLAFIC 法が開発された(オヤ 1984)。本研究ではこの改良型 CLAFIC を用いてミクセル分解手法を提案する。以下に、改良型 CLAFIC 法による部分空間の決定の手続きについて述べる。

改良型 CLAFIC 法では、K 個の土地被覆構成要素クラス $\omega^{(i)}$ に対応する部分空間 $L_{(i)}$ を、クラス $\omega^{(i)}$ に属するベクトル x の部分空間 $L_{(i)}$ への射影が大きくなり、それ以外のクラス $\omega^{(j)}$ ($j \neq i$) に属するベクトルの部分空間 $L_{(i)}$ への射影が小さくなるように決定する。この条件を満たすように部分空間 $L_{(i)}$ を決定する問題は、部分空間への射影の大きさの期待値の差を計算する次式を最小とする最適化問題となる。

$$\sum_{j \neq i}^K E(x^t P^{(i)} x | x \in \omega^{(j)}) - E(x^t P^{(i)} x | x \in \omega^{(i)}) \quad (2)$$

ただしここで、 $P^{(i)}$ は $L_{(i)}$ への射影行列である。

(2) 式第一項は、クラス $\omega^{(i)}$ に属さないベクトルの射影であり、第二項はクラス $\omega^{(i)}$ に属するベクトルの射影である。この差を最小とすることで、第一項を小さく、第二項を大きくすること、すなわちクラス $\omega^{(i)}$ に属するベクトル x の部分空間 $L_{(i)}$ への射影が大きくなり、それ以外のクラス $\omega^{(j)}$ ($j \neq i$) に属するベクトルの部分空間 $L_{(i)}$ への射影が小さくなるように部分空間 $L_{(i)}$ を決定することが可能になる。

射影行列 $P^{(i)}$ は部分空間 $L_{(i)}$ の $p_{(i)}$ 個の正規直交基底 $\{u_1^{(i)}, \dots, u_{p_{(i)}}^{(i)}\}$ を用いて次式で表わされる行列である。

$$P^{(i)} = \sum_{k=1}^{p_{(i)}} u_k^{(i)} u_k^{(i)t} \quad (3)$$

(3) 式を (2) 式に代入して、(2) 式を基底ベクトル $u_k^{(i)}$ ($k=1, \dots, p_{(i)}$) を用いて表わし直すと次式が得られる。

$$\sum_{j \neq i}^K \sum_{k=1}^{p_{(j)}} E((x^t u_k^{(i)})^2 | x \in \omega^{(j)}) - \sum_{k=1}^{p_{(i)}} E((x^t u_k^{(i)})^2 | x \in \omega^{(i)}) \quad (4)$$

ここで各クラス毎の期待値を先にに計算すると (4) 式は次のようになる。

$$\sum_{j \neq i}^K \sum_{k=1}^{p_{(j)}} u_k^{(i)} Q^{(j)} u_k^{(i)} - \sum_{k=1}^{p_{(i)}} u_k^{(i)} Q^{(i)} u_k^{(i)} \quad (5)$$

ただしここで、 $Q^{(i)}$ は次式で定義されるクラス $\omega^{(i)}$ の相関行列である。

$$Q^{(i)} = E(x x^t | x \in \omega^{(i)}) \quad (6)$$

(5) 式と、正規直交基底 $\{u_1^{(i)}, \dots, u_{p_{(i)}}^{(i)}\}$ の正規条件

$$u_k^{(i)t} u_k^{(i)} = 1, k=1, \dots, p_{(i)} \quad (7)$$

とを合わせると、(2) 式の最適化問題は、ラグランジュの未定乗数法によって、次式を最小化する問題に変形される。

$$\sum_{k=1}^{p_{(i)}} u_k^{(i)t} \left(\sum_{j \neq i}^K Q^{(j)} - Q^{(i)} \right) u_k^{(i)} - \sum_{k=1}^{p_{(i)}} (\lambda_k^{(i)} u_k^{(i)t} u_k^{(i)} - 1) \quad (8)$$

この式の各基底ベクトル $u_k^{(i)}$ ($k=1, \dots, p_{(i)}$) に対する変分をとると、次の方程式系が求まる。

$$\left(\sum_{j \neq i}^K Q^{(j)} - Q^{(i)} \right) u_k^{(i)} = \lambda_k^{(i)} u_k^{(i)}, k=1, \dots, p_{(i)} \quad (9)$$

これより、各類部分空間 $L^{(i)}$ の基底ベクトル $u_k^{(i)}$ ($k=1, \dots, p_{(i)}$) は、次式で表される行列の固有ベクトルでなければならないことがわかる。

$$Q = \sum_{j=1}^K Q^{(j)} - Q^{(i)} \quad (10)$$

さらに、 Q の第 i 固有値を $\lambda_k^{(i)}$ とすれば、(8) 式は

$$\sum_{k=1}^{p_{(i)}} u_k^{(i)t} Q u_k^{(i)} = \sum_{k=1}^{p_{(i)}} \lambda_k^{(i)} u_k^{(i)t} u_k^{(i)} = \sum_{k=1}^{p_{(i)}} \lambda_k^{(i)} \quad (11)$$

となるので、(8) 式を最小にするためには、正規直交基底として $p_{(i)}$ 個の最小固有値に対応する固有ベクトルを選べば良いことがわかる。¹

部分空間 $L^{(i)}$ は基底ベクトル $u_k^{(i)}$ ($k=1, \dots, p_{(i)}$) によって一意に決定されるので、すなわち以上の手続きによって、(2) 式を最小化するように部分空間を決定することができた。

2.4 部分空間法によるミクセル分解

各クラスの基底ベクトル $u_k^{(i)}$ ($k=1, \dots, p_{(i)}$) が、相

1 ただし、ここで部分空間の次元 $p_{(i)}$ は、各クラスへの射影の平均をどの程度の大きさにするかを決定するパラメータであり、固有値の値に応じて事前に決定されているものとす。

関行列の最小固有値に対応する固有ベクトルとして決定されれば、(3)式により射影行列 $P^{(i)}$ を計算することができる。このとき、未知スペクトル x に対する、各クラス部分空間 $L^{(i)}$ への射影の大きさは次式で計算することができる。

$$x^t P^{(i)} x = \sum_{k=1}^{p(i)} (x^t u_k^{(i)})^2 \quad (12)$$

このクラス部分空間 $L^{(i)}$ への射影の大きさは、スペクトル x のクラス $\omega^{(i)}$ への帰属度を表している。そこでこの帰属度の自然な拡張として、スペクトル x に含まれているクラス $\omega^{(i)}$ のミクセル成分の抽出がこの部分空間への射影に対応していると考えて、各クラスへのミクセル分解をクラス部分空間への射影の大きさにより定義した。²

3. スペクトル画像を用いた部分空間法によるミクセル分解の実験

部分空間法を用いたミクセル分解の手法が、超多波長のスペクトル画像に対して有効に動作するかどうかを確認するために、casi(compact airborne spectral imager)の288チャンネルのスペクトル画像を用いてミクセル分解の実験を実施し、従来の統計的なミクセル分解の手法による結果と比較し精度を検討した。

3.1 解析画像

解析に用いた超多波長のスペクトル画像は、1993年に8月に釧路湿原の赤沼周辺の高層湿原域を中心として取得した casi(compact airborne spectral imager)の画像である。casi は1.8nm 幅で470nm から920nm までスペクトル計測できるセンサーを持ち、全部で288チャンネルのバンドの観測画像を取得することができる。casi の各種諸元と画像取得条件を表1に示す。撮影は高度3000m 上空からセスナ404によって実施され、飛行高度とデータレコーダーの転送速度の制約から地上分解能は進行方向に長く3.7x12.6m となった。画像

2 ただし、この帰属度は、統計的ミクセル分解ように各クラスの面積比率を表しているわけではなく、部分空間で表現された各クラスのパターン類へのメンバーシップ値を表している値である。

3 casi では2次元 CCD を用いてスワッス方向の空間成分とスペクトル成分を同時に観測しているためバンド間のレジストレーション誤差は無い。

表1 casi スペクトルモードの諸元と画像取得条件

スペクトルモードの諸元	
バンド幅	1.8nm
バンド数	288チャンネル
バンド帯域	410.3-923.7nm
画素数	39pixel, 486line
ダイナミックレンジ	12bit
撮影条件	
高度	3000m
速度	200km/s
地上分解能	スキャン方向 3.7m 進行方向 12.6m
観測日	1993年 8月31日
観測時	午前11:25-11:30
天候	快晴

中の各画素はこの分解能の中にある地上対象物の平均的なスペクトル特性を捉えている。³

オリジナル casi 画像のチャンネル間の違いの概略を見るために、全288チャンネルの中から40チャンネルおきに選んだ7つのチャンネルについて、原画像を表示した(図1)。はじめの4チャンネルが可視、残りの3チャンネルが近赤外バンドである。中心に赤沼が見え、高層湿原域を堤防道路が横切っているのが見える。撮影地域内にはさまざまな湿原植生が分布しており、特にヨシ、スゲ、イソツツジがミズゴケの上に部分的に重複しつつ連続的に分布している。

尚、解析に先だって casi 画像に対して、航空機のローリングによる歪の補正とキャリブレーションデータに基づく各バンドデータの放射輝度補正を実施した。(Babey and Soffer 1992)

4 釧路湿原の低層湿原を代表する草本植生がスゲとヨシで、高層湿原のミズゴケとイソツツジ、さらに周辺部に広く見られるハンノキが分類できることによって、湿原植生の全体像を把握することができる。

5 ミクセル分解のクラス数はチャンネル数よりも小さくなくてはならない。しかし、チャンネル間に相関があるため、有効にミクセル分解できるクラス数はチャンネル数よりも少なくなる。本解析に用いた casi 画像の場合、主成分分析の結果、有効チャンネル数は15程度であった。

3.2 ミクセル分解クラス

ミクセル分解に用いた7つの土地被覆クラス4のスペクトル特性を図2に示す。道路、水を除いて他はすべて湿原植生クラスである。この図からわかるように、これらの植生クラス間のスペクトル特性の違いは大変微妙で、バンド数が少ないランドサット画像等では判別が困難である5。また、これらの植生クラスは相互に重なり合いつつ連続的に変化しているため、既存の分類手法による解析には適さず、ミクセル分解により分布を抽出する必要がある。

3.3 ミクセル分解アルゴリズム

部分空間法によってミクセル分解を実現する具体的処理手順について以下に記す。

1) ミクセル分解する7つのクラスについて、現地調査によって確認されたそのクラスに対応するピュアピクセル (エンドメンバー) をそれぞれ9ピクセルずつ選択

図1 選ばれた7つのバンドの casi オリジナル画像

Spectral radiance of wetland vegetation

図2 ミクセル分解に用いた7クラスのトレーニングスペクトル

してトレーニングベクトルとする。

2) 各クラスのトレーニングベクトルを用いてクラス相関行列 Q_i を (6) 式によって計算する。

3) それぞれのクラスの部分空間をクラス相関行列を用いた (9) 式の固有値問題を解いて決定する。(ただし各クラスの部分空間の次元は共通して3次元とした。)

4) casi 画像の各ピクセルについて各クラスの部分空間への射影を (12) 式を用いて計算する。

5) 射影 (ミクセル分解の成分) を規格化 (最大値が1に, 最小値が0になるように) して画像化する。

尚, 本手続きによって casi 画像から計算された各クラスの部分空間 (基底ベクトル) を表2に示す。基底ベクトルは実際には288次元のベクトルであるが, 表示しきれないため, 図1で表示した7チャンネルに対応するベクトルのみを示してある。

3.4 ミクセル分解の各種手法

部分空間法と比較するために用いた既存のミクセル

6 現地調査の結果については, 2時期の航空機 MSS 画像を用いた詳細な植生分類結果 (小熊, 山形1996) 参照。

分解の手法は以下の3つである。

1) 最小2乗法 : 線形ミクセルモデルを仮定して, トレーニングベクトルを用いた最小2乗法によって各クラスの面積率を求める方法。(稲村1987, 伊藤と藤村, 1987)

2) 2次計画法 : 線形ミクセルモデルに, 各クラスの面積率の総和が1になるという条件を加えて, 最小2乗解を制約条件付きの2次計画法によって求める方法。

3) 直交部分空間射影法 : 他クラスの平均ベクトルが張る部分空間の直交補空間へのミクセルベクトルの射影を求めて, さらにクラス平均ベクトルとの内積を計算して各クラスのミクセル分解とする方法。(Harsany, 1994)

3.5 ミクセル分解の結果

部分空間法を用いて釧路湿原の casi 画像をミクセル分解した結果を図3に示す。また, 既存の手法である

7 本論文のミクセル分解を計算するのに, NEC のスーパーコンピュータ SX3を用いて, 2次計画法では52秒, 部分空間法では5秒の計算時間を要した。

表2 7つのクラスに対応する部分空間の基底ベクトル (固有値ベクトル)

CLASS	PC	EIGEN VALUE	EIGEN VECTOR						
			478.5nm	549.5nm	620.7nm	692.4nm	764.5nm	836.8nm	909.2nm
YOSHI	1	-129.52	-0.0173	0.0408	-0.0053	-0.0256	-0.2552	-0.0381	-0.0236
	2	-2.25	-0.0458	0.0249	0.0457	0.0010	0.0130	-0.0167	0.0501
	3	-1.87	-0.1464	0.0076	-0.0140	0.0200	0.0235	-0.0437	-0.1009
HANNOKI	1	-337.47	-0.0464	0.0763	-0.0082	-0.0107	-0.1042	-0.0525	-0.0185
	2	-2.30	-0.0232	0.0450	-0.0110	0.0637	-0.0131	-0.0323	-0.0378
	3	-2.17	-0.0278	-0.0173	0.0466	-0.0402	0.0049	0.0233	0.0411
MIZUGOKE	1	-31.42	-0.0505	-0.0599	0.0166	0.0468	-0.0654	0.0206	0.0239
	2	-2.72	-0.0846	0.0278	-0.0390	0.0552	0.0410	0.0267	0.0267
	3	-2.11	0.0137	0.0181	0.0297	0.0590	0.0366	0.0139	0.2041
ISOTSUTSUJI	1	-6.98	0.1075	-0.0568	-0.0076	-0.0470	-0.0205	0.0005	0.0539
	2	-1.74	0.0567	0.0022	0.0107	0.0081	0.0722	0.1964	-0.1394
	3	-1.30	0.1149	0.0396	-0.0430	-0.0078	-0.0041	-0.0110	-0.0146
SUGE	1	-146.98	0.0509	-0.1038	0.0076	0.0328	-0.1448	0.0094	0.0263
	2	-3.00	-0.0570	-0.0223	0.0409	0.0101	-0.0545	0.0682	0.0515
	3	-2.08	0.0419	0.0229	0.0808	0.0391	-0.0189	0.0644	-0.1118
WATER	1	-604.14	0.0856	0.0215	-0.0516	-0.030621	-0.0015	-0.0108	0.0171
	2	-1.39	-0.0654	0.0132	0.0252	-0.0124	-0.0353	0.0296	0.0476
	3	-0.89	-0.0256	-0.0013	-0.0372	-0.0115	0.0527	-0.0566	-0.1631
ROAD	1	-24656.21	0.0620	0.0711	0.0939	0.0836	-0.0173	-0.0293	-0.0239
	2	-47.39	-0.0146	0.0529	0.0654	-0.1158	-0.0247	0.0633	-0.0073
	3	-5.04	-0.0215	-0.0564	0.0342	0.0676	0.0031	-0.0031	0.0074

図3 部分空間法によるミクセル分解の結果

図5 2次計画法によるミクセル分解の結果

図4 最小2乗法によるミクセル分解の結果

図6 直交部分空間射影法によるミクセル分解の結果

最小2乗法, 制約条件付き二次計画法, 直交部分空間射影法よりミクセル分解した結果をそれぞれ, 図4, 図5, 図6に示す。ただし図中の濃度は, それぞれのクラスのミクセル分解パターンが比較できるように, メンバーシップ値の最大値, 及び最小値が255, 0にそれぞれ対応するように表示されている。

部分空間法によるミクセル分解の精度を他の手法と比較して, 現地調査によって知られている実際の植生分布の対応を調べたところ6, ミクセル分解の精度について以下のような結果が得られた。

1) ヨシについては最小2乗法が最も現実に近いパターンを示した。

2) スゲについては部分空間法が2次計画法と並んで最も現実に近いパターンを示した。

3) スペクトルパターンが極めて類似しているミズゴケとイソツツジについては、2次計画法のみが正確に判別した。これは2次計画法では制約条件式によって、ミクセルをクラス間の微妙な違いをとられてどちらかにどのクラスかに属するようにミクセル分解が作用するためと考えられる。

4) ハンノキについては、各手法ともほぼ正確な結果を示したが、部分空間法では、ハンノキに近いスペクトル特徴を持つヨシとの混同が見られた。

5) 水については、部分空間法のみが水域を明確に分離した。他手法では、水の分布が湿原域全体に広がる結果が得られた。ただし、これは湿原植生の下やミズゴケに含まれる水分が抽出されたためとも考えられる。

6) 道路については各手法とも良好な結果を示した。

3.6 ミクセル分解手法の評価

以上のミクセル分解の実験結果を基にしつつ、各手法に関する評価をまとめると以下の通りである。

1) 道路、水、スゲなどの他クラスとのスペクトル特性の違いが明確なクラスのミクセル分解については、部分空間法によるミクセル分解は正確な結果を示す。

2) スペクトル特性が類似しているイソツツジとミズゴケなど、分離が困難なクラスについては、2次計画法が最良の結果を示し、部分空間法では分離できなかった。

3) 直交部分空間射影 (OSP) 法による結果は、最小2乗法による結果と完全に一致した。

4) 総合的に判断して、2次計画法が最も現実に近いミクセル分解の値を示したが、2次計画法問題を解くために必要な制約条件付きの探索を行う計算時間に比べて、部分空間法は解法に必要な時間が少ない利点がある。特にミクセル分解が内積演算により計算されるため並列処理に適している。

5) 最小2乗法や2次計画法では、チャンネル間の多重線形性が一般逆行列等の行列計算の際の不安定性を引き起こす可能性があるが、部分空間法では相関行列の固有値が用いられ、固有値問題の解法には反復法などの数値的に安定なアルゴリズムを用いることができる。また、サンプル数が少ない場合についても、クラス部分空間の次元を調整することで対応できるため、サンプル数にとらわれずに正確なエンドメンバーのみを用いることができる利点がある。

4. ま と め

部分空間法を用いたミクセル分解の新手法を提案し、超多波長のスペクトル画像を用いた湿原植生ミクセル分解に応用した。部分空間法によるミクセル分解の手法は、既存のミクセル分解の手法に比較して、学習過程や分解過程に計算の高速性や超多波長画像に対する数値的安定性において優れている。また、casi 画像を用いた湿原植生のミクセル分解の実験を実施したところ、非常にスペクトル特性が類似している2つのクラスを除いて、他手法に劣らぬミクセル分解の結果が得られた。近い将来、リモートセンシング画像のチャンネル数が急速に増加し、また分解能が向上してますます解析画像が大規模化する中で、計算の高速性・安定性に特徴を持つ部分空間法は有力なミクセル分解手法となることが期待できる。今後はさらに、極めてスペクトル特徴が近いクラス間の分離処理を、部分空間の決定のアルゴリズムに取り入れてゆく手法を開発する予定である。

5. 謝 辞

航空機データの取得と湿原植生調査に際して、宇宙開発事業団の小熊宏之氏に御協力頂きました。また、本解析は環境庁地球環境研究総合推進費「人工衛星データ等利用による湿地植生分布の調査に関する研究」の一環として実施されました。関係各位に感謝の意を表します。(受付日1996.3.6, 受理日1996.5.14)

参考文献

- 1) 稲村実：カテゴリー分解に基づくリモートセンシング画像データの解析，電子情報通信学会論文誌，Vol. J70-C, No.2, pp.241-250, 1987
- 2) エルッキ・オヤ：パターン認識と部分空間法，産業図書，1984
- 3) 小熊宏之，山形与志樹：2時期航空機 MSS データを用いた湿原植生分類に有効な観測波長帯の研究，写真測量とリモートセンシング，Vol.35, No.1, 1996
- 4) 山形与志樹他：航空機 MSS 実験による湿原植生判別に有効な波長帯の選定と植生分類画像の作成，日本リモートセンシング学会誌，第15巻，第3号，22-35, 1995

- 5) Babey, S.K. and Soffer, R.J.: Radiometric calibration of the compact airborne spectrographic imager(casi), Canadian J. Remote Sensing, Vol.18, No.4, pp.233-242, 1993
- 6) Watanabe, S.: Knowing and guessing - a quantitative study of inference and information, John Wiley, New York, 1969
- 7) Kohonnen, T. : Associative memory - a system theoretical approach, Springer Verlag, Berlin -Heidelberg-New York, 1977
- 8) Benediktsson, J.A., Sveinsson, J.R., and Arnason, K. : Classification and feature extraction of AVIRIS data, IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, Vol. 33, No.5, pp.1194-1205, 1995
- 9) Harsanyi, C. and Chang, C. : Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: an orthogonal subspace projection approach, IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, Vol. 33, No. 4, pp.779-785, 1994
- 10) Malinowski, E.R. : Factor analysis in chemistry, John Wiley & Sons, 1991
- 11) Gong, P., Miller, R., and Spanner, M. : Forest canopy closure from classification and spectral unmixing of scene components - multisensor evaluation of an open canopy, IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, Vol.32, No.5, pp.1067-1080, 1994
- 12) 伊藤直史, 藤村貞夫: 画素のカテゴリー分解による面積比推定, 計測自動制御学会論文集, Vol.23, No.8, pp.800-805, 1987
- 13) Settle, J.J., and Drake, N.A. : Linear mixing and the estimation of ground cover proportions, Int. J. Remote Sensing, Vol.14, No.6, pp.1159-1177, 1993
- 14) 喜安千弥, 藤村貞夫 : クラスの重要度を考慮した高次元データからの逐次的特徴抽出, 計測自動制御学会論文集, Vol.31, No.9, pp.1245-1251, 1995
- 15) Kramer, H.J. : Earth observation remote sensing - survey of missions and sensors, Springer-Verlag, 1992
- 16) Richards, J.A. : Remote sensing digital image analysis, Springer-Verlag, 1993