

多重分光衛星画像のブラインドセパレーション

Blind Separation of Multi-Spectral Satellite Imagery

飯倉 善和

Yoshikazu Iikura

岩手大学工学部

Faculty of Engineering, Iwate University

キーワード：太陽入射角(solar incident angle)、デジタル標高モデル(digital elevation model)、ランドサット(Landsat)、学習アルゴリズム(learning algorithm)、神経回路網(neural network)

連絡先：〒020-8551 盛岡市上田4-3-5 岩手大学工学部情報工学科 飯倉善和
Tel & Fax: 019-621-6481, E-mail: iikura@cls.iwate-u.ac.jp

1. はじめに

陸域の衛星画像の主たる利用目的は、センサーの波長帯に特有な分光反射率をもつ地表対象物を認識することである。しかし、衛星センサーが捉える物理量(分光放射輝度)には、大気や地形の影響(外乱)が含まれている。これらの外乱の多くは適切な情報(大気の状態や地形の起伏)があれば補正することが原理的には可能である¹⁾。しかし、正確な地形情報や大気情報が常に利用できるとは限らない。これらの情報が得られない場合の補正方法としてはバンド間の比演算²⁾や主成分分析³⁾がある。実行が容易なためよく用いられるが、物理的あるいは理論的な根拠は乏しい。

本論文では、近年研究が進んでいるブラインドセパレーション⁴⁾で開発された手法の多重分光衛星画像への適用を検討する。とくに衛星画像では太陽の直達日射照度や大気の透過率が乗法的に、大気のパスラディアンズが加法的に重ね合わされるため、ブラインドセパレーションを適用するには、適切な前処理が必要になることを指摘する。

2. 理論的背景

人間は未知の信号源を復元あるいは分離できる能力を持っている(カクテルパーティ効果)⁵⁾。この能力の本質的な数理モデルを構築することは、脳における情報処理を理解するためだけではなく工学的にも利用価値の高い課題である。

これまで、入力 $x(t)$ が線形の混合モデルの場合、神経回路 $y(t) = W(t)x(t)$ の学習アルゴリズム $\Delta W(t+1) = W(t) - \eta \{I - f(y)y^T\} W(t)$ が有効であることが知られている。線形な混合モデルとは、入力信号が n 個の独立な情報源 $s(t)$ の線形結合 $x(t) = As(t)$ であらわされるものである(図1)。

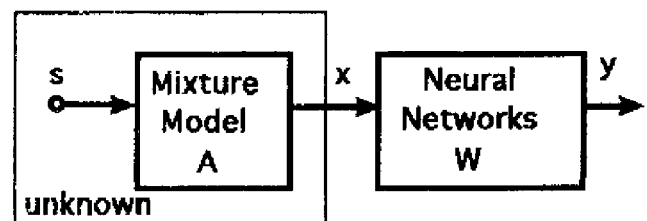


図1 混合および分離モデル

この学習アルゴリズムでは、神経回路網の結合重み W の非対角成分は出力 y の各成分が独立になる時変化しなくなる。すなわち、統計的に独立な成分が分離される。しかし、 $f(y)$ が線形の場合には、主成分分析と等価の各成分の相関を消す作用しかあらわれないため、非線形関数を用いる必要がある。このアルゴリズムは、(1)信号源の成分が互いに独立でその平均値は0、(2)混合行列は正則で、その逆行列が存在している、(3)入力信号の次元が少なくとも信号源の数だけあるという条件のもとでは有効であることが知られている。

現在、この問題に対して情報幾何学を用いた理論的な解析が進んでおり、学習アルゴリズムの有効性や安定性が明らかにされている⁶⁾。

3. 放射輝度成分とその分離

n 個の波長帯(バンド)を持つ衛星センサーを考える。バンド i で検知する放射輝度値 L_i は地表対象物からの反射光(直達日射成分)と大気中での散乱光(パスラディアンズ) P_i を用いて、次のように近似できる。

$$L_i = T_i(z)R_i E_0 \cos \beta + P_i(z)$$

ここで z は標高、 R_i は地上物体の反射率、 T_i は太陽-対象-衛星間の透過率、 β は太陽の直達光線と地表面の法線ベクトルのなす角度(太陽入射角)、 E_0 は大気圏外における太陽放射照度である。太陽入射角 β は対象となる地表面(x 、 y)の傾斜角度 e と傾斜方位 Φ 、太陽の天頂角 θ と方位角 A の関数として次の式で与えられる。

$$\cos \beta = \cos \theta \cos e + \sin \theta \sin e \cos(\Phi - A)$$

陸域の衛星リモートセンシングの目的から考えれば、パスラディアンズ P_i 、大気の透過率 T_i 、太陽入射角 β などは外乱である。大気の状態がわかれば放射伝達モデルを用いて P_i 、 T_i を計算することができるが、これらは厳密には標高の関数

である。空気分子に起因するレイリー散乱は正確に計算することが可能であるが、エアロゾルによる散乱には不確定な要素が多い。太陽入射角 β はバンド全体に共通な因子であるが、その計算には衛星画像と適合した正確なデジタル標高モデル(DEM)が必要となる。

次に、正確なDEMや大気データが利用できない状況におけるブラインドセパレーションの適用について考える。ブラインドセパレーションに期待するのは、放射輝度データから太陽入射角や標高(パスラディアンズや透過率)の影響をできるだけ取り除いた地表対象物の分光反射特性を抽出することである。土地被覆分類にとっては各バンドごとの大気地形効果補正が必要なわけではない。したがって、得られる分離データの中から標高や太陽入射角との相関ができるだけ小さい成分を選択することは意味のあることである。太陽入射角や標高は空間的にも確率分布としても分光反射率とは異なる特徴を有すると考えられるため、正確なDEMがない場合でも、分類の対象成分を選択することは可能と考えられる。

ブラインドセパレーションを適用する上で問題となる衛星データの特徴として、(1)放射輝度に乗法的な成分と加法的な成分があること、(2)信号源の数と衛星データのバンド数との適合性が保証されないことの2点がある。前者の対策としては、パスラディアンズをなんらかの形で取り除いた値の対数をとることにより、加法的な成分に変換することが考えられる。ただし、パスラディアンズの標高依存性が大きい場合に、精度は期待できない。後者はブラインドセパレーションにおける本質的に重要な課題であり、理論自体の進展を期待している。地表対象物の分光反射特性の確率的に独立な成分の次元数がどの程度になるかはリ

モートセンシングの研究者にとっても非常に興味のある問題である。

4. 利用したデータとその前処理

衛星データは1996年5月29日に観測されたランドサットTM(パス107-ロウ32)を用いた。原データ(宇宙開発事業団より提供された標準処理データ)に対して標高を考慮した精密な幾何補正(正射投影)を行い⁷⁾、熱赤外を除いた6バンドのデータから620ラインx720ピクセルの領域(岩手県大川地区)を切り出した。投影法はUTM座標系、空間解像度は30mに設定した。このデータをデータAと呼ぶ。

データAに、放射伝達モデルとDEMを利用した大気・地形効果補正を適用した。補正後のデータをデータBと呼ぶ。バスラディアンスの標高依存性は陰の部分の衛星データを利用して推定した⁸⁾。バスラディアンスを取り除いた値の対数値をとったデータをデータCとする。なお、DEMは国土地理院発行のいわゆる50mメッシュデータ(等緯度経度)をUTM座標系の30メッシュに変換してたものを用いた。

表1に大気地形効果補正前と後のデータと $\cos \beta$ との相関を示した。補正前のデータ、とくに波長の長いバンドでは $\cos \beta$ との相関が非常に高いことが分かる。

5. 計算機シミュレーション

ここでは、(1)ブラインドセパレーションの学習アルゴリズムの動作の確認と(2)データAとCにブラインドセパ

レーションを適用した結果の評価を行う。

計算機シミュレーションは図2のような流れで行った。はじめに、衛星画像各バンドの平均と標準偏差を用いて正規化を行った。非線形関数 $f(y)$ には画像のブラインドセパレーションによく用いられる y^3 を利用した。初期設定として結合重み W を単位行列、学習速度 η を一定(0.00003)に設定して学習アルゴリズムを全データに左上から右下に向けて適用した。正規化データをそのまま利用したところ W が発散した。そこで、データの範囲を -5 から $+5$ にした。発散を防ぐため、学習速度 η も文献⁶⁾よりかなり小さめにとってある。

結合重み W は、データAの場合で15回程度、データCの場合では10回程度の学習アルゴリズ

表1 衛星画像と太陽入射照度の相関

データ	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band7
A	0.346	0.441	0.345	0.582	0.633	0.517
B	0.081	0.052	0.101	-0.049	-0.015	0.058

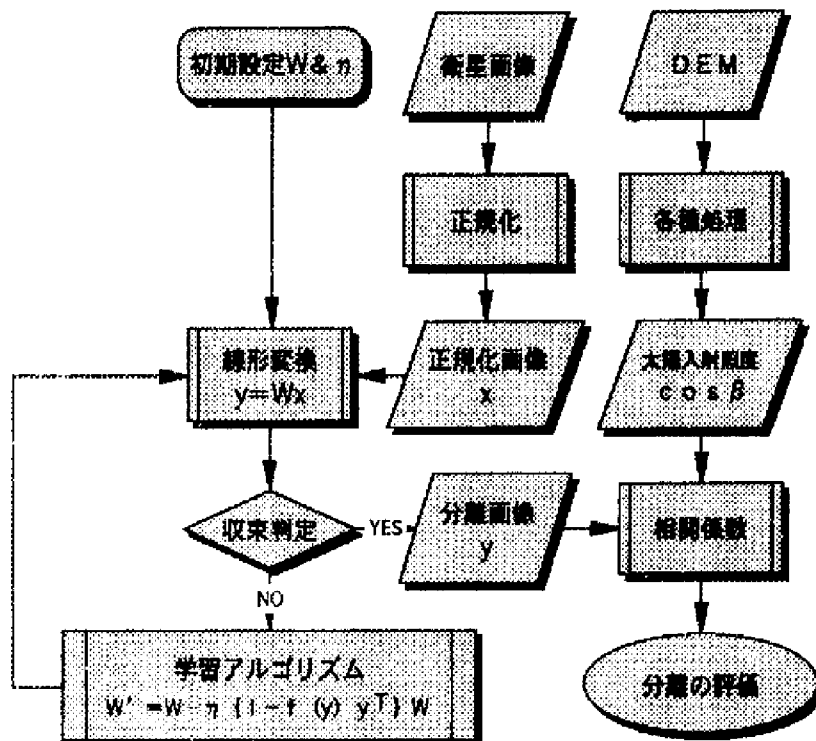


図2 シミュレーションの流れ

ムの反復で、ほぼ一定になった。

一定となったWを正規化データに適用して分離データを作成した。さらに、標高や太陽入射照度が分離されているかどうかを相関係数を用いて評価した。その結果を表2と表3に示す。この結果からは対数をとることにより各成分が加法的となるように処理をしたデータCのデータAに対する優位性は確認できなかった。

6. まとめ

衛星データから太陽入射照度や標高の影響を取り除くためにブラインドセパレーションが利用できないかどうかを検討した。衛星データの物理的なモデルでは、乗法的な要因と加法的な要因が存在する。これまでに開発された学習アルゴリズムでは乗法的な成分は分離できないため、加法的な因子を取り除いた上で対数変換を行うことが必要と考えられた。

実際の衛星データにブラインドセパレーションを適用し、分離された成分を標高や太陽入射照度の相関を用いて評価した。これらの影響が取り除かれた成分が分離されることを確認したが、対数変換の効果は確認できなかった。

学習アルゴリズムの適用については、まだ以下の問題が残っている。

- (1) データの正規化の方法が適切か。
- (2) ローカルミニマムに陥っていないか。
- (3) 信号源の次元数の同定とバンドの選択。

これらの問題を検討した上で、対数変換の有効性を評価してみたいと考えている。また、実用化するためには、パズラディアンズの簡便な推定が必要になると考えられる。

参考文献

- 1) S.Sandmeyer and K.Itten : A physically-based model to correct atmospheric and illumination effects in optical satellite data of rugged terrain, IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, Vol.35, No.3, pp.708-717 (1997)
- 2) B.N.Holben and C.O.Justice : An examination of spectral band ratioing to reduce the topographic effect on remotely-sensed data, Int.J.Remote Sensing, Vol.2, pp.115-123 (1981.)
- 3) C.Conese et al. : Improvement in Maximum Likelihood Classification performance on highly rugged terrain using Principal Components Analysis, Int.J.Remote Sensing, Vol.14 No.7, pp.1371-1382 (1993)
- 4) C.Jutten and J.Herault : Blind Separation of Sources, Part 1: An Adaptive Algorithm based on Neuromimetic Architecture, Signal Processing, Vol.24, 1/20 (1991)
- 5) 甘利俊一 : 聖徳太子かカクテルパーティか, 科学, 67-9, 648 /652, (1997)
- 6) 曹建庭, 甘利俊一 : ブラインドセパレーション, 別冊数理科学, 40/47 (1997)
- 7) 飯倉善和, 横山隆三 : ランドサットTM画像の正射投影とその精度の解析, 写真測量とリモートセンシング (投稿中)
- 8) 飯倉善和, 横山隆三 : ランドサットTM画像の大気および地形効果の補正, 日本リモートセンシング学会誌 (投稿中)

表2 分離画像とDEMの相関

データ	Var1	Var2	Var3	Var4	Var5	Var6
A	-0.292	-0.036	0.117	-0.328	0.325	0.298
C	0.042	-0.119	0.313	-0.016	0.294	0.222

表3 分離画像と太陽入射照度の相関

データ	Var1	Var2	Var3	Var4	Var5	Var6
A	0.421	0.045	0.036	0.122	0.519	0.076
C	-0.289	-0.453	-0.039	0.327	0.337	0.138