

論文 / 著書情報
Article / Book Information

題目(和文)	植生領域におけるハイパースペクトルデータ利用技術の信頼性向上に関する研究
Title(English)	
著者(和文)	小田川信哉
Author(English)	Shinya Odagawa
出典(和文)	学位:博士(工学), 学位授与機関:東京工業大学, 報告番号:甲第9179号, 授与年月日:2013年3月26日, 学位の種別:課程博士, 審査員:小杉 幸夫
Citation(English)	Degree:Doctor (Engineering), Conferring organization: Tokyo Institute of Technology, Report number:甲第9179号, Conferred date:2013/3/26, Degree Type:Course doctor, Examiner:
学位種別(和文)	博士論文
Type(English)	Doctoral Thesis

植生領域におけるハイパースペクトルデータ
利用技術の信頼性向上に関する研究

東京工業大学大学院 総合理工学研究科

物理情報システム専攻

小田川信哉

平成 25 年 3 月

目次

1. 序論	
1.1 本研究の背景	1
1.2 本研究の目的	19
1.3 本論文の構成	20
2. ハイパースペクトルデータにおける波長較正手法の提案	
2.1 はじめに	22
2.2 ハイパースペクトルセンサの機構とハイパースペクトルデータの構成	24
2.3 大気補正の概要	27
2.4 波長較正の理論	29
2.5 データ取得方法	30
2.6 波長較正の方法	33
2.7 波長較正手法の有用性検討方法	36
2.8 波長較正の結果	37
2.9 波長較正手法の有用性検討結果	46
2.10 考察	50
2.11 まとめ	52
3. ハイパースペクトルデータにおける正規化手法の適用	
3.1 はじめに	54
3.2 単位ベクトル化分光反射係数の提案	62
3.3 正規化による植生被覆率と植生指数のモデル化	63
3.4 単位ベクトル化分光反射係数の適用	64
3.5 植生影響低減効果の検証	72
3.6 樹種分類における単位ベクトル化分光反射係数の適用	76
3.7 樹種分類調査方法	77
3.8 樹種分類結果	80
3.9 考察	88
3.10 まとめ	91
4. ハイパースペクトルデータにおける適応的平滑化と情報量基準を利用した Lasso 回帰による推定モデル構築	
4.1 はじめに	93

4.2 解析方法	96
4.3 航空機観測と現地調査	103
4.4 結果	109
4.5 考察	122
4.6 まとめ	129
5. 結論	
5.1 本論文の結論	130
5.2 今後の展望	133
参考文献	135
本研究に関する論文等	144
謝辞	147

1. 序論

ハイパースペクトルセンサは、地表対象物の物性を表す分光反射特性を詳細に計測できる光学リモートセンシングセンサの一つである。可視から短波長赤外域におけるリモートセンシングにおいて主に用いられているマルチスペクトルセンサでは観測波長幅数十 nm の広帯域のバンドを数個離散的に配置しているのに対し、ハイパースペクトルセンサでは数 nm の狭帯域のバンドを百数十個連続的に配置し、分光反射特性を計測する。このことから、ハイパースペクトルセンサは、マルチスペクトルセンサよりも詳細な分類や、物性の計測が可能になるものと期待されていた。しかし、実際に航空機や衛星に搭載したハイパースペクトルセンサによって解析を試みた結果、マルチスペクトルセンサでは顕在化しなかった問題や、これまでリモートセンシングに用いてきた手法が適用できないことが明らかとなり、ハイパースペクトルデータと地表対象物の特徴を結びつける推定モデルを構築することができなかった。本研究の目的は、ハイパースペクトルデータの解析精度を低下させている要因を追求し、それらの要因を回避もしくは低減することによって、高い精度を持つ汎用的な推定モデルを構築する手法を提案することによって、ハイパースペクトルデータ利用技術の信頼性を向上することである。

本章においては、はじめに本研究の背景としてリモートセンシングの特徴を述べ、リモートセンシングデータから地表対象物の特性を推定する概要を説明する。次に、白黒航空写真からマルチスペクトルセンサを経て、ハイパースペクトルセンサが利用されるまでのリモートセンシングの歴史を概説する。最後に、ハイパースペクトルデータの特徴を述べると共に、本研究において取り組んだハイパースペクトルデータ利用技術における課題を整理する。

1.1 本研究の背景

(1) リモートセンシングの特徴

航空機や衛星による光学リモートセンシングは、農業、林業、資源探査など、様々な分野において活用されている調査方法である。農作物の収量予測や品質、生育管理

などにおいては、生産者や管理者による目視確認によって圃場や生産地域全体の状況を長い時間をかけて把握していたのに対し、リモートセンシングの利用によって、同時期におけるそれらの状況を面的に把握することが試みられている¹⁾。また、林業分野においては、到達不能な地域を含む広域にわたる森林地帯の樹種分類²⁾や病害虫によって被害を受けた樹木の抽出³⁾が試みられている。資源探査では、地表にわずかしこ現れていない鉱床を踏査によって発見していたのに対し、リモートセンシングによって鉱床に含まれる鉱物を検知することによって、効率的に鉱床を探査することが試みられている⁴⁾。この様に、広範囲わたる対象物の分布や、その特性の面的把握、広範囲における特徴的な対象物の抽出において、リモートセンシングは有効な手段である。

リモートセンシングでは、対象物の分光反射係数を計測することによって、その特性を把握することができる。図 1.1(a)に植物や土壌などの分光反射係数を示す。横軸は観測波長であり、可視・近赤外域から短波長赤外域までを示している。縦軸は分光反射係数であり、同一方向・同一立体角内における入射光に対する反射光の割合である。植物の分光反射特性は、米国 ASD 社製の携行可能なハイパースペクトルセンサフィールドスペック（観測波長帯 400 ~ 2500 nm、波長分解能 3 nm）を用いて現地で近接計測した水稻（酒田市広野地区）、小麦（西オーストラリア州マレワ地区）および大豆（酒田市広野地区）のデータである。土壌は、赤色土および黄色土（ともに西オーストラリア州マレワ地区）である。人工物は、アスファルト（酒田市広野地区）である。対象物とセンサの距離は数十 cm である。植物では、青色域と赤色域はクロロフィルが光を吸収する波長帯であり、分光反射係数は低くなる。近赤外域は植物の細胞壁が光を反射する波長帯であり、分光反射係数は大きくなる。赤色域におけるクロロフィルの吸収と近赤外域における細胞壁の反射に起因する分光反射係数の変化は植物特有の分光反射特性であり、レッドエッジと呼ばれている。このレッドエッジにおける赤色域と近赤外域の分光反射係数の差から、農作物の収量や品質の推定が試みられている⁵⁾。土壌は、土色によって分光反射係数が異なっていることから、分光反射係数による土壌の分類が試みられている。また、鉱床に含まれる鉱物は、短波長赤外域において、特徴的な分光反射特性を持っている⁶⁾。図 1.1(b)に各鉱物の短波長赤外域の分光反射特性を示す。分光反射係数のデータは室内で計測されたジェット推進研究所（Jet Propulsion Laboratory: JPL）のスペクトルライブラリである。

横軸は観測波長であり、短波長赤外域のうち波長 1800 ~ 2500 nm である。縦軸は分光反射係数である。各鉱物は、鉱物特有の結晶構造に起因する電磁場の吸収を表す特徴的な分光反射係数の低下を示す。この吸収特性を計測することにより、鉱床に含まれる鉱物を同定することができる。このように、各対象物はそれぞれ固有の分光反射特性を持っていることから、分光反射係数を計測することによって、リモートセンシングによる対象物の同定や計測が可能となる。

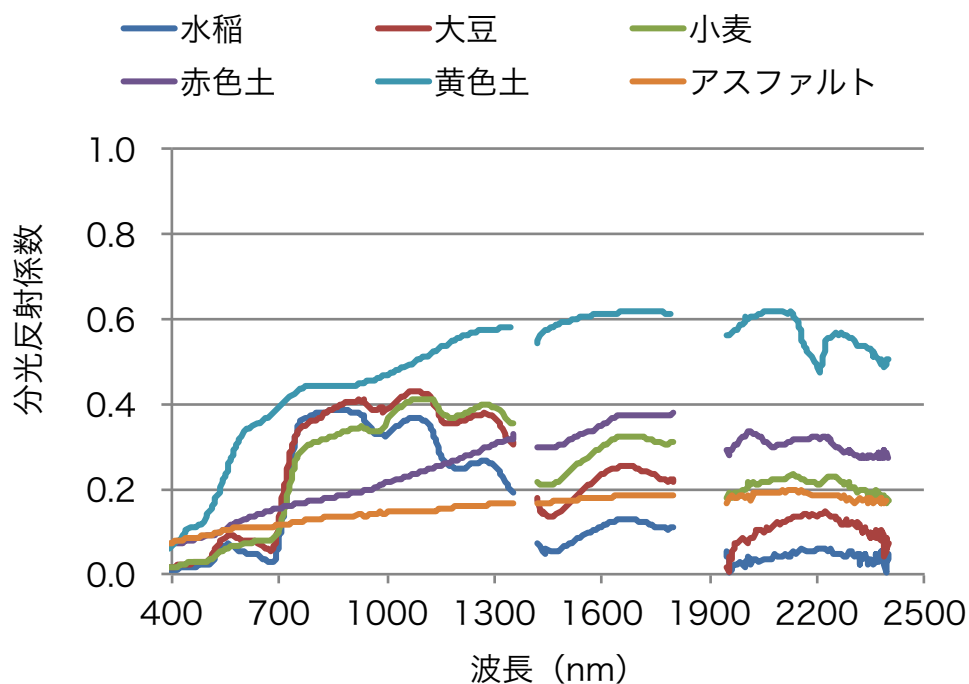


図 1.1(a) 地上対象物の分光反射係数 (植物や土壌など)

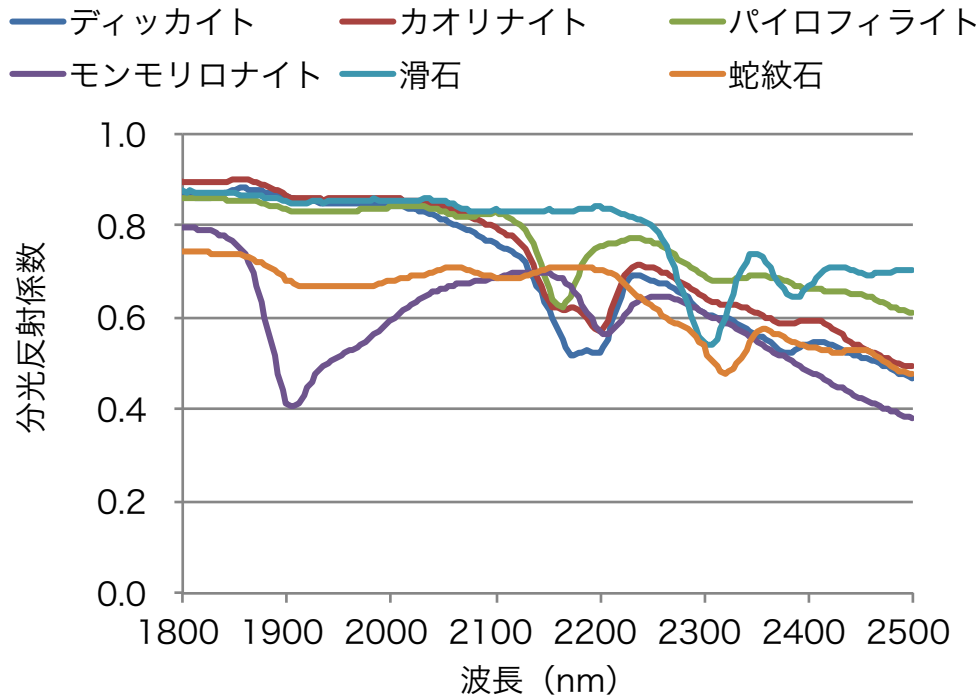


図 1.1(b) 地上対象物の分光反射係数（鉱物）

(2) リモートセンシングの歴史

リモートセンシングの歴史は、1839年にフランスにてカメラが発明された後、1858年に気球からパリ郊外を撮影したことに始まるとされている⁷⁾。1903年の飛行機の発明以降、飛行機にカメラを取り付けて地上を撮影する航空写真が主流となり、1930年代にはアメリカ農務省が航空写真を利用した土壌調査を行うなど、航空写真は農業、林業、地質調査など様々な分野で利用されるようになった。1950年代後半には、赤外フィルムや異なる波長帯を同時に観測できるマルチバンドカメラ、画像をフィルムではなくスキャニングで取得できる撮像スキャナなど、新しい機器が登場した。これらの機材を用いることによって、それまでの空中写真判読に加え、観測データから対象物を同定することや、対象物の物理量を計測、分析することが可能となった。この様な空中写真の判読といった既存の観測技術から、観測機器の発展によって対象物の同定、計測および分析することができる新しい観測技術に移り変わったことを受けて、リモートセンシングという用語が、1960年代初頭の米国海軍研究事務所 (Office of Naval Research: ONR) の白書において初めて提案された⁸⁾。

1957年における人工衛星の実現以降、人工衛星がリモートセンシングセンサの搭

載機器として利用されるようになった。1960年代に実験的な気象衛星 TIROS (Television InfraRed Operational Satellite) や NIMBUS などが成果をあげた後、1972年に、民生分野において利用できる陸域観測用の衛星リモートセンシングセンサとして米国航空宇宙局(National Aeronautics and Space Administration: NASA)によって Landsat1号が打ち上げられた。Landsat1号に搭載されたセンサ MSS (MultiSpectral Scanner) は、緑色域(波長 520 ~ 600 nm)、赤色域(波長 630 ~ 690 nm)、近赤外域(波長 700 ~ 800 nm および波長 800 ~ 1100 nm)の4バンドを持つ空間解像度 80 m のマルチスペクトルセンサである。表 1.1(1)~(2)にセンサの仕様を示す。植物は、可視・近赤外域において、生育段階や生育状況によって変化する特徴的な分光反射特性を持っている。マルチスペクトルセンサにおける各バンドの観測波長帯は広く、バンドの配置は離散的であるため、詳細な分光反射係数は把握できないものの、各バンドの分光反射係数によって、農作物の作付状況の把握や、収量・品質推定などが試みられている¹⁾。

Landsat がもたらした広域リモートセンシングの成功は、1980年代以降、衛星リモートセンシングの活用を様々な分野に促した。1982年に打ち上げられた Landsat4号には、MSSの発展型であるマルチスペクトルセンサ TM (Thematic Mapper) が搭載された。空間分解能は 30 m に向上し、バンドも追加され、可視・近赤外域だけでなく短波長赤外域も含むようになり、6バンドを有するようになった。追加されたバンドは、青色域(波長 450 ~ 520 nm)と短波長赤外域(波長 1550 ~ 1750 nm および 2080 ~ 2350 nm)である。短波長赤外域に新たに設定された波長帯によって、褐鉄鉱床に伴う熱水変質帯の抽出が試みられている⁹⁾。



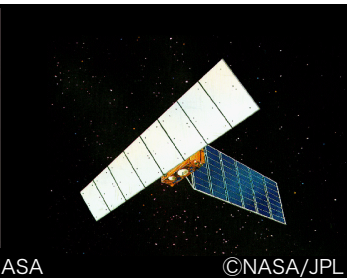
Landsat5/TMの短波長赤外域のバンドは2つのみであり、資源探査のユーザーズを十分に満たすものではなかった。図 1.4 に示すように、鉱床の存在を示す鉱物は、鉱物毎に短波長赤外域に多数の特徴的な異なる吸収を示す分光反射特性を持っている。そこで、この吸収特性を詳細に計測することによって、粘土鉱物と炭酸塩鉱物が識別できるように、短波長赤外域に多数のバンドを設けた資源探査用の衛星マルチスペクトルセンサが開発された¹⁰⁾。1992年に打ち上げられた日本の地球資源衛星1号 (JERS-1、日本名「ふよう1号」)に搭載されたマルチスペクトルセンサ OPS (Optical Sensor) は、緑色域、赤色域、近赤外域の3バンドに加え、短波長赤外域に4バンドを有している。さらに JERS-1/OPS の発展型として、経済産業省は可視・近赤外

域に 3 バンド、短波長赤外域に 6 バンドも有するマルチスペクトルセンサ ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection radiometer) を開発し、1999 年に打ち上げられた米国の人工衛星 Terra に搭載された。

2000 年代になると、国家規模で行われてきた衛星センサの開発、打ち上げ、および運用が民間企業でもできるようになった。民間の衛星においても、衛星リモートセンシングの多バンド化による観測対象の拡大と観測精度の向上が促進し、2009 年に米国 Digital Globe 社によって打ち上げられた WorldView-2 では、青色域、緑色域、赤色域、近赤外域の 4 バンドに加え、新たに沿岸用 (波長 400 ~ 450 nm)、黄色域 (波長 585 ~ 625 nm)、レッドエッジ域 (波長 705 ~ 745 nm)、長波長側の近赤外域 (波長 860 ~ 1040 nm) の 4 バンドを加えた 8 バンドを有するマルチスペクトルセンサが搭載された。これら新たなバンドを加えたことによって、より詳細な土地被覆分類、植生ストレス分析およびバイオマスの推定が可能となった。

この様に、リモートセンシングのセンサに、植生や鉱物に特有な分光反射特性がある波長帯にバンドを追加することによって、様々な対象物が観測できるようになり、同定や推定精度が向上してきた。このことは、多バンド化とそれに伴う波長分解能の向上によって、様々な分野の対象物の同定や、物性の推定を、高い精度で実施できるようになってきたことを示している。この多バンド化と波長分解能の向上を可能な限り高め、狭帯域のバンドを連続的に配置し、詳細な分光反射係数を計測できる光学センサがハイパースペクトルセンサである。

表 1.1(1) 主な衛星マルチスペクトルセンサの諸元

衛星名	Landsat1	Landsat4	JERS-1
センサ名	MSS	TM	OPS
			
	©NASA	©NASA	©NASA/JPL
国名	米国	米国	日本
空間分解能 (m)	80	30	18.3×24.2
観測波長帯 (nm)	バンド4 : 520~600 バンド5 : 630~690 バンド6 : 760~900 バンド7 : 800 ~1100	バンド1 : 450~520 バンド2 : 520~600 バンド3 : 630~690 バンド4 : 760~900 バンド5 : 1550~1750 バンド7 : 2080~2350	バンド1 : 520~600 バンド2 : 630~690 バンド3 : 760~860 バンド5 : 1600~1710 バンド6 : 2010~2120 バンド7 : 2130~2250 バンド8 : 2270~2400

注 : Landsat1/MSSのバンド1~3は別センサに割り当てられている。

表 1.1(2) 主な衛星マルチスペクトルセンサの諸元

衛星名	Terra	WorldView-2
センサ名	ASTER	
		
国名	米国/日本	米国
空間分解能 (m)	30	1.85
観測波長帯 (nm)	バンド1 : 520 ~600 バンド2 : 630~690 バンド3 : 760~860 バンド4 : 1600~1700 バンド5 : 2145~2185 バンド6 : 2185~2225 バンド7 : 2235~2285 バンド8 : 2295~2365 バンド9 : 2360~2430	バンド1 : 396~458 バンド2 : 442~515 バンド3 : 506~586 バンド4 : 584~632 バンド5 : 624~694 バンド6 : 699~749 バンド7 : 765~901 バンド8 : 856~1043

(3) ハイパースペクトルセンサの特徴

ハイパースペクトルセンサは、はじめに航空機センサが開発され、次にその成果を反映して衛星センサが開発された。航空機ハイパースペクトルセンサは、1970年代から開発が始まった。NASA の JSC (Johnson Space Center) が開発した SIS (Scanning Imaging Spectroradiometer) は、観測波長帯 430 ~ 800 nm において 32 バンド (バンド幅 15 nm) の画像データを取得することができる¹¹⁾。NASA の GSFC (Goddard Space Flight Center) の ASAS (Advanced Solid state Array Spectrometer) は、観測波長帯 404 ~ 1023 nm において 62 バンド (バンド幅約 10 nm) の画像データを取得することができる¹²⁾。NASA/JPL の AIS (Airborne

Imaging Spectrometer) は、観測波長帯 400 ~ 2400 nm において 128 バンド(バンド幅約 10 nm)の画像データが取得できる¹³⁾。ただし AIS の画像データの観測幅は、数十ピクセルと狭い。AVIRIS (Airborne Visible / Infrared Imaging Spectrometer) は、観測波長帯 400 ~ 2500 nm において 224 バンド (バンド幅約 10 nm) の画像データを、614 ピクセル幅で取得できる¹⁴⁾。1990 年代に入ると、様々な機関において航空機ハイパースペクトルセンサが開発された。米国海軍の NRL (Naval Research Laboratory) が開発した HYDICE (HYperspectral Digital Imagery Collection Experiment) は、観測波長帯 400 ~ 2500 nm において 210 バンド (バンド幅 10 nm) の画像データを取得できる¹⁵⁾。また、幾つかの民間会社が商用の航空機ハイパースペクトルセンサを開発し、運用あるいはセンサを販売している。カナダの Itres 社が製造する CASI (Compact Airborne Spectrometer Imager) や、フィンランドの Specim 社が製造する AISA (Airborne Imaging Spectrometer for Applications)、オーストラリアの HyVista 社が運用する HyMap などがある (表 1.2(1)~(2)参照)。

航空機ハイパースペクトルセンサの開発技術を生かして、衛星ハイパースペクトルセンサが開発された。現在、可視・近赤外域から短波長赤外域を観測できる衛星ハイパースペクトルセンサは、NASA が開発した人工衛星 EO-1 (Earth Observation-1) に搭載されている Hyperion がある。このセンサは、NASA が開発した航空機ハイパースペクトルセンサの技術開発を基礎とした衛星ハイパースペクトルセンサである¹⁶⁾。その他に、欧州宇宙機構 (European Space Agency:ESA) の小型実験衛星 PROBA (PProject for On-Board Autonomy) に搭載された衛星ハイパースペクトルセンサ CHRIS (Compact High Resolution Imaging Spectrometer) や、中国の人工衛星 HJ-1A (Huan Jing、中国名「環境」) に搭載された HSI (Hyperspectral Imager) などがある。観測波長帯は可視・近赤外域である (表 1.3 参照)。

表 1.2(1) 既存航空機ハイパースペクトルセンサの諸元




センサ名	AVIRIS	AISA	CASI-3
			
国名	米国 ©NASA/JPL	フィンランド ©PASCO	カナダ ©中日本航空
最大空間分解能 (m)	4	1.5	1
観測波長帯 (nm)	380~2500	401~2450	404~1060
波長分解能 (nm)	VNIR : 10 SWIR : 10	VNIR : 9 SWIR : 11	VNIR : 10

表 1.2(2) 既存航空機ハイパースペクトルセンサの諸元


センサ名	HyMap
	
国名	オーストラリア
最大空間分解能 (m)	3
観測波長帯 (nm)	400~2500
波長分解能 (nm)	VNIR : 15 SWIR : 17

表 1.3 既存衛星ハイパースペクトルセンサの諸元

衛星名	EO-1	PROBA	HJ-1A
センサ名	Hyperion	CHRIS	HSI
			
国名	米国	欧州	中国
空間分解能 (m)	30	50	100
観測波長帯 (nm)	400~2500	410~1050	450~900
波長分解能 (nm)	VNIR : 10 SWIR : 10	VNIR : 10	VNIR : 5

マルチスペクトルセンサとハイパースペクトルセンサの違いは、バンド数と波長分解能にある。マルチスペクトルセンサとハイパースペクトルセンサのバンド構成の比較を図 1.2 に示す。マルチスペクトルセンサの例として米国の人工衛星 Landsat7 に搭載されたセンサ ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus)、ハイパースペクトルセンサの例として航空機ハイパースペクトルセンサ AISA のバンド構成を示す。マルチスペクトルセンサは、可視域から短波長赤外域において数~十数のバンドを離散的に設けている。各バンドの観測波長帯は数十 nm であり、波長分解能は低い。一方、ハイパースペクトルセンサでは、各バンドが数 nm もの高い波長分解能を持ち、百数十のバンドを連続的に設けることによって、対象物の連続的な分光反射特性を計測することができる。図 1.3 に、フィールドスペックで測定した水稻のハイパースペクトルデータと、そのデータを衛星マルチスペクトルセンサ Landsat7/ETM+ のバンド 1~5 および 7 に相当するようリサンプリングしたマルチスペクトルデータを示す。このデータでは、植物に特徴的なクロロフィルの吸収による赤色域の低い分光反射係数や、細胞壁の反射による近赤外域における高い分光反射係数などの特徴が見られる。マルチスペクトルセンサのバンドは、広帯域のバンドを離散的に配置しているため、バンドに設定された波長帯の分光反射特性を概略に把握できるに留まる。一方、ハイパースペクトルセンサは連続的に対象物の分光反射係数を計測できることから、レッ

ドエッジや、青色域や赤色域にみられるクロロフィルによる吸収のスペクトル形状など、対象物の詳細な分光反射特性を把握することができる。

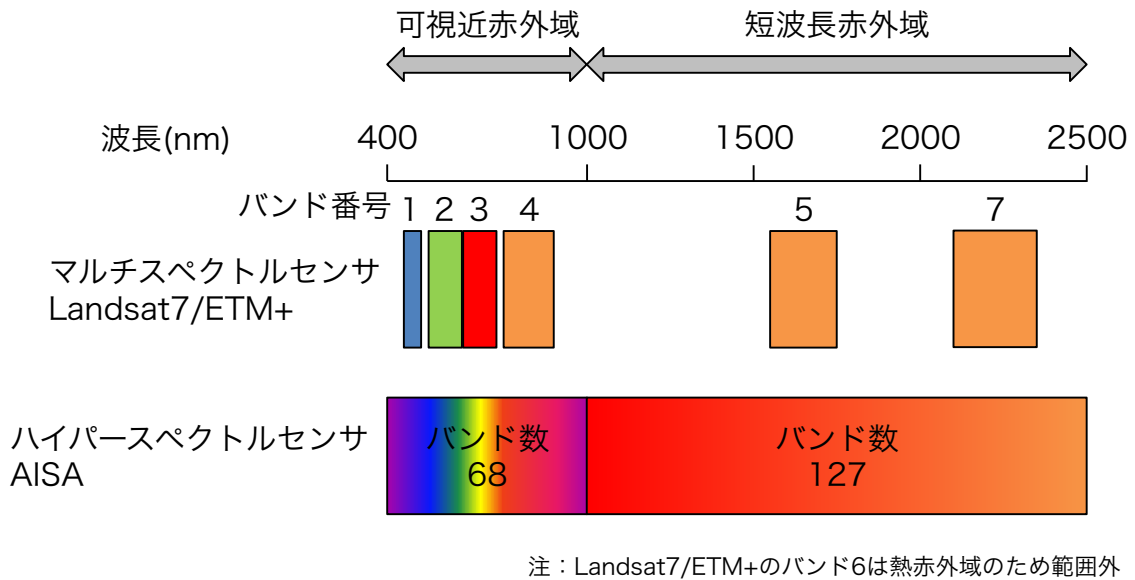


図 1.2 マルチスペクトルセンサとハイパースペクトルセンサのバンド構成比較

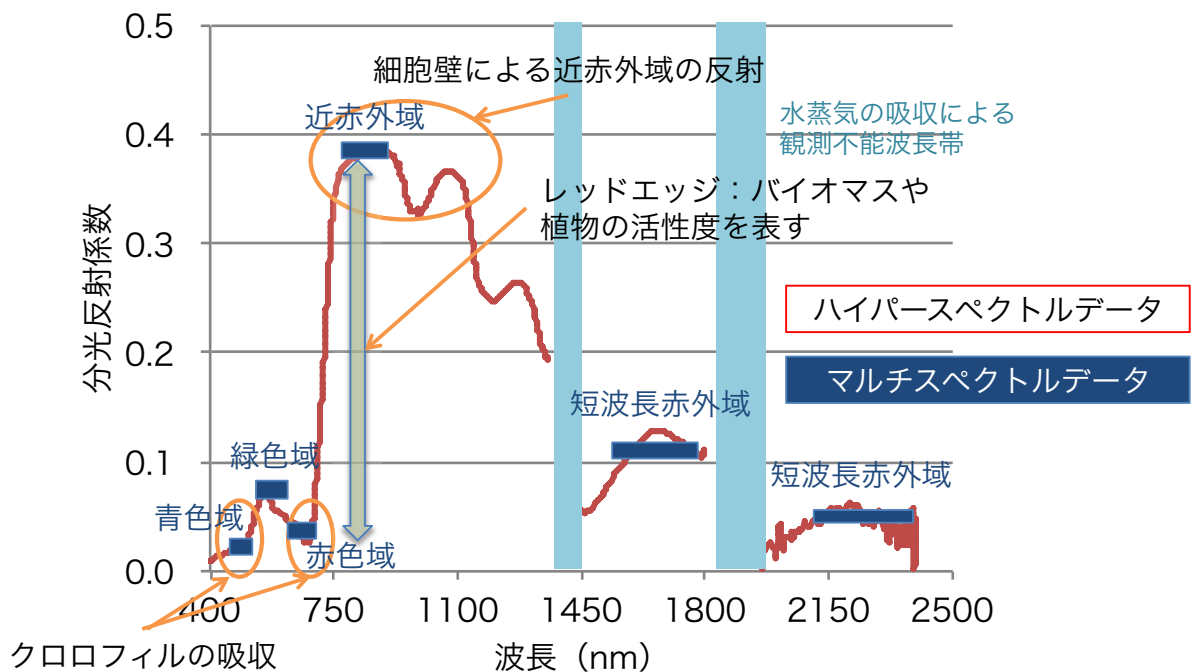


図 1.3 植物のマルチスペクトルデータとハイパースペクトルデータの比較

(4) ハイパースペクトルデータの利用上の課題

ハイパースペクトルデータは対象物の詳細な分光反射特性を把握できることから、マルチスペクトルデータよりも高い精度を持つ推定モデルの構築が期待できる。様々な分野において、リモートセンシングによる同定や分析の推定精度の向上が求められていることから、ハイパースペクトルデータの利用技術の開発が急務となっている¹⁷⁾。しかし、ハイパースペクトルデータの処理や解析において、マルチスペクトルデータでは顕在化しなかったいくつかの課題が発生している。リモートセンシングデータの一般的な処理フローを図 1.4 に示す。センサで計測した観測データは、大気の影響や散乱の影響を受ける。このため、地表にある対象物の性質を表す地表面分光反射係数を求めるためには、観測データに含まれる大気の影響を極力低減する大気補正処理が必要となる。現地調査によって得られた対象物の物理的性質と地表面分光反射係数を比較することによって、リモートセンシングデータと対象物の物理的性質を結びつけるモデルが構築できる。このモデルをリモートセンシングデータに適用することによって、広域にわたる対象物の状況を推定することができる。本研究ではデータ処理フローを、センサ較正、前処理およびモデル構築の 3 段階に分け、各段階における精度向上やモデル構築に対する阻害要因を包括的に整理した。

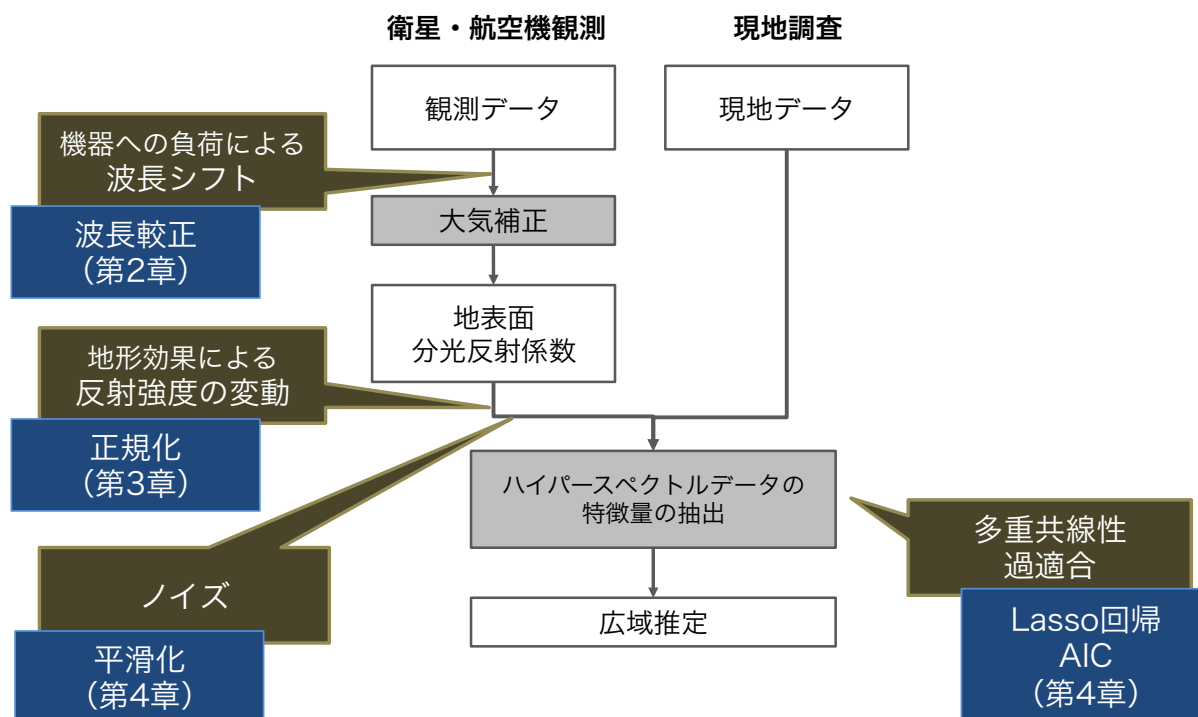


図 1.4 リモートセンシングデータの処理フロー

i) センサ較正 (波長較正)

ハイパースペクトルデータの処理において最初に問題となるのは、大気補正処理によって顕在化した精密な波長較正の必要性である。図 1.5 に樹種分類を目的として取得した航空機ハイパースペクトルセンサ CASI-3 の画像を示す。また同図に、画像の両端、中央および中央と端の中間の 5 箇所における樹冠の分光反射係数を示す。760 nm には酸素による吸収帯があり、大気補正処理によって観測データから分光反射係数に変換するとき、酸素によって吸収された電磁波のエネルギーを加算する必要がある。760 nm 付近の分光反射係数において、画像中央のデータでは急激な分光反射係数の変動が認められるのに対して、画像端になるほどデータの変動がほとんど認められなくなる。樹冠の分光反射特性はほとんど同じであることを考慮すると、この画像の位置によって系統的に変わる変動はセンサ特有の問題、すなわちアーティファクトであると考えられる。ハイパースペクトルセンサを使用する理由が、分光反射係数を詳細に分析することによって、対象物の僅かな違いを検知し、対象物を詳細に同定することにあることから、このようなアーティファクトはハイパースペクトルデータの利用において重大な問題となる。

このアーティファクトの原因として、上空での温度変化や振動など、センサにかかる物理的な影響により、機器に歪みが生じ、各バンドの中心波長がシフトしたことによって、正しい波長帯のデータを観測できなくなり、吸収帯付近のデータに対して誤った補正をしている可能性がある。マルチスペクトルセンサでは、一つのバンドの波長帯が数十 nm と広いために、シフトが発生してもデータ利用に影響することはなかった。しかし、連続的に高い波長分解能で計測するハイパースペクトルセンサでは各バンドの観測波長帯が狭いために、僅かな波長シフトが問題となる。これまでは、アーティファクトの評価方法や、アーティファクトを低減するための波長を較正する方法や、波長較正量の推定方法などが確立されていなかった。そのため、このようなアーティファクトに対して、地上のスペクトルデータを利用した強制的な補正や、平滑化処理などによってアーティファクトを低減してきており、アーティファクトを積極的に評価することによって低減することはなされていなかった。そのため、低い SN (Signal to Noise) 比によって発生するノイズとアーティファクトを、また、アーティファクトが実際のデータ利用に対して及ぼす影響も評価されていなかった。この

ことから、アーティファクトの評価方法、波長較正量の推定方法、およびデータ利用においてアーティファクトが与える影響を評価する必要がある。また、アーティファクトの原因がセンサではなく、大気補正において用いている放射伝達モデルが、観測地域の大気を代表していないために発生していることも考えられる。そこで、放射伝達モデルの設定値を変えて算出した地表面分光放射係数を比較することによって、アーティファクトの原因を特定する必要がある。

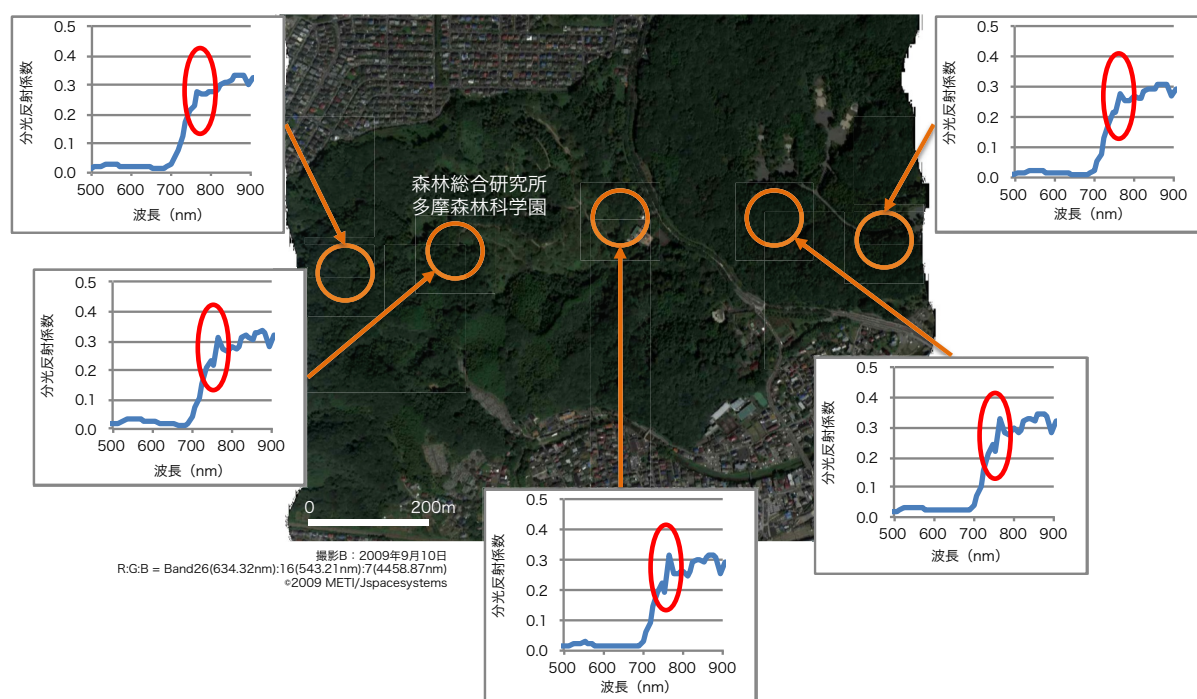


図 1.5 航空機ハイパースペクトルデータのアーティファクト

ii) 前処理（正規化および最適平滑化）

地表面分光反射係数は、太陽と対象物とセンサのなす角度や対象物の粗度によって変動する。図 1.6 に、衛星ハイパースペクトルセンサ Hyperion によって取得されたチリ中部の地表面分光反射係数画像を示す。チリ中部の地形は、標高 4000m 級の南米アンデス山脈の起伏に富む地域である。同図に示すように、画像右側である太陽側の斜面は明るく、尾根を挟んでその反対側の斜面は暗くなっている。尾根周辺は同じ分光反射特性を持つ対象物が分布していることを考えると、地形が原因となって分光反射係数変動していることがわかる。これを地形効果という。また、図 1.7 に、

CASI-3 によって取得した樹冠の分光反射係数画像と画像内において点線円で示した同一樹冠の分光反射係数を示す。また同図には現地で撮影した樹冠の現地写真を示す。同一樹冠のスペクトルであるにもかかわらず、樹冠形状に起因する陰影の影響によって、分光反射係数は大きく異なっている。この様な変動は、リモートセンシングによる対象物の同定や推定モデル構築に影響する。特にハイパースペクトルセンサを僅かな分光反射特性の違いを検知するために使用することを考えると、この様な変動は極力低減する必要がある。この変動はマルチスペクトルデータにも見られることから、既存研究においてマルチスペクトルデータやハイパースペクトルデータにおける低減方法の研究がなされてきた。しかし、既存の手法では、様々な対象物を含む広域に適用するには課題があった。このため、多様な対象物を含む広域の解析に適した正規化手法を開発し、正規化手法の適用性を評価する必要がある。

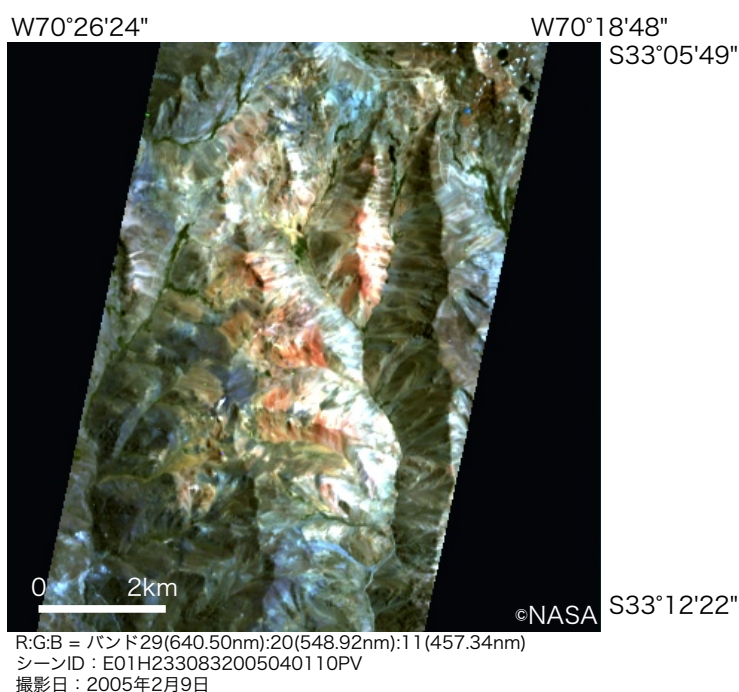


図 1.6 地形に起因する陰影による分光反射係数の変動
(Hyperion ナチュラルカラー画像)

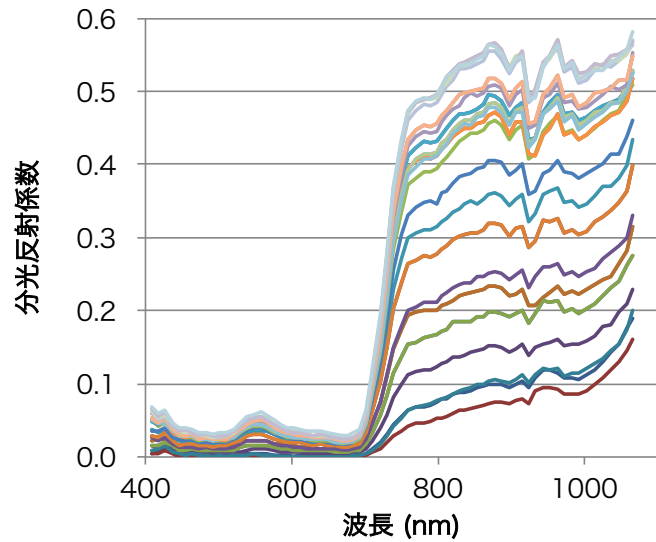


図 1.7 対象物の構造に起因する陰影による分光反射係数の変動

また、ハイパースペクトルセンサの各バンドは、数 nm の狭帯域のデータを取得していることから、各バンドが得ることができる電磁波エネルギーは小さくなるため、データの SN 比は低下する。図 1.8 に、AISA によって取得した、同一圃場にある 16 地点における水稻の分光反射特性の平均値と標準偏差を示す。図に示すように、植生における分光反射係数の特徴であるレッドエッジや、細胞壁に起因する近赤外域における高い分光反射係数などによって、波長ごとに異なる標準偏差を示し、ハイパースペクトルデータに含まれるノイズは波長帯によって様々なレベルを持つことが分かる。このため、ハイパースペクトルセンサによって得られたデータにはマルチスペクトルデータよりもノイズが多く含まれ、またそのノイズは波長に対して一様ではなく、その様なノイズは推定モデルの精度を低下させていると考えられる。ノイズが推定モデルの精度に与える影響を低減するための手法として平滑化法が知られているが、既存の研究では、対象物の分光反射特性を考慮した平滑化の方法や、平滑化が推定モデルの精度に与える影響までは評価されていない。このことから、ハイパースペクトルデータにおける平滑化の適用方法や、平滑化がモデル構築に与える影響を定量的に評価する手法を考案する必要がある。

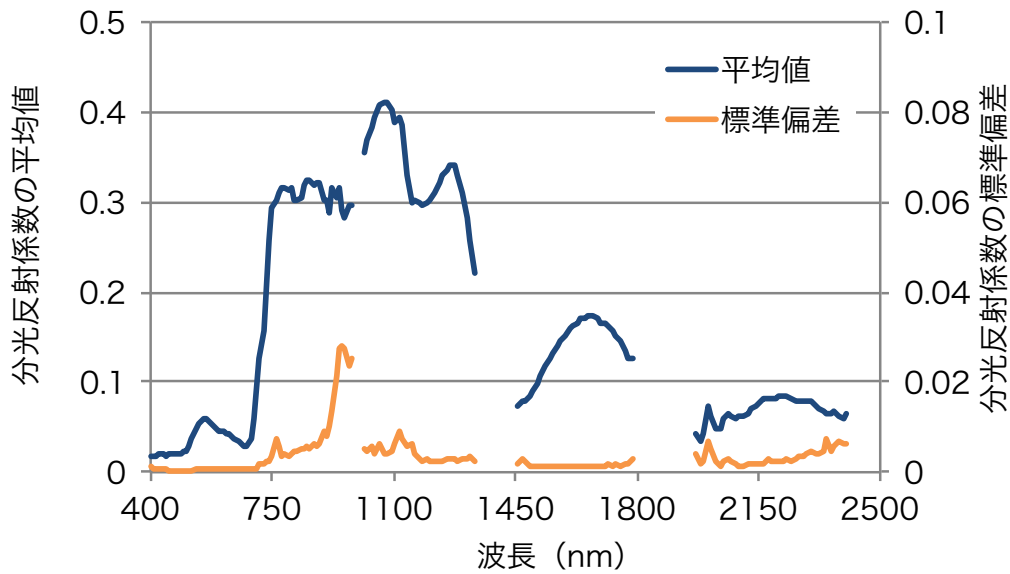


図 1.8 同一圃場における水稻分光反射係数の平均値と標準偏差

iii) モデル構築

マルチスペクトルセンサを用いた既存の研究では、モデル構築において回帰分析などが適用され、成果をあげてきた。これは、マルチスペクトルセンサのバンド数が少なく、限られた現地調査地点のデータでもモデルの構築が可能だったからである。一方、ハイパースペクトルデータは、場合によっては現地調査地点数よりも多いバンド数からなるため、従来の回帰分析手法は適用できない。ハイパースペクトルセンサを用いた既存の研究では、この問題に対処するため、ハイパースペクトルデータを植生指数など少数のパラメータに変換して回帰分析を適用したり、数バンドのデータを無作為に抽出して指数を作成し、その指数を用いて回帰分析を適用するなどの方法や、主成分分析や部分最小二乗法 (Partial Least Square: PLS) などの次元圧縮によるモデル構築を試みているが¹⁸⁾、いずれの方法においても、高い推定精度が得られない場合や、構築した推定モデルの解釈が困難な場合があった。このことから、より優れたモデル構築手法の提案と、構築されたモデルの評価手法が必要となっている。

1.2 本研究の目的

本研究の目的は、ハイパースペクトルデータから構築した推定モデルの精度を低下させている要因に対して、その問題点を整理し、適切なハイパースペクトルデータの処理とモデル構築方法を提案することによって、ハイパースペクトルデータ利用技術の信頼性を向上させることである。これまでのハイパースペクトルデータの処理では、様々な要因によって、本来のハイパースペクトルデータを用いる目的であった精密な情報抽出のためのモデル構築が困難であった。本研究の提案において、モデル構築の阻害要因を可能な限り低減し、高波長分解能による情報抽出によって高い精度を持ち、汎用性のある推定モデル構築について述べる。

ハイパースペクトルデータの処理において最初に必ず実施される大気補正において発生するアーティファクトを極力低減する波長校正手法を提案する。このアーティファクトが、運用において生じる機器特有の要因によるものであることを明確にした上で、平滑化法などの後処理による補正ではなく、アーティファクトを発生させる要因を解決した補正方法であることを示す。

ハイパースペクトルデータは、観測の幾何学的条件によって、同一の対象物であってもスペクトルが変動することがあることから、その変動を低減するために、本研究において汎用性の高い新たな正規化手法を提案する。本提案手法を、陰影の影響度が全く異なる植生と土壌が混在するデータに適用することによって、従来のデータでは構築できなかった植生被覆率に関する推定モデルが構築できたことを述べ、本提案手法の有効性を示す。また、陰影の影響度がほぼ同じである樹冠のみからなるデータに適用することによって、提案手法が樹種分類の精度に与える影響を評価し、本提案手法の有効性を示すとともに、適用限界について考察する。

上記の適切な内部校正や前処理をしたとしても、ハイパースペクトルデータはモデル構築に必要な現地調査地点数よりもはるかに多い情報量を持っているため、従来のモデル構築手法は適用できなかった。また、マルチスペクトルセンサよりもはるかに多くのバンドに入射エネルギーを割り振らなければならないため、ハイパースペクトルデータはマルチスペクトルデータよりも SN 比が低いデータとなる。そこで、モデル構築において、重回帰分析に正則化項を加味した Lasso (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) 回帰¹⁹⁾に、平滑化法と情報量基準を組み合わせ

たモデル構築手法を本研究において提案する。既存の研究においてもハイパースペクトルデータに含まれるノイズが推定モデルの精度に与える影響を低減する必要性は認められていたものの、モデル構築に適切な平滑化パラメータを検討する手法が確立されていなかったため、本研究においてその評価手法を提案する。また、従来の Lasso 回帰では、必ずしも適切なバンド選択ができないことがあったため、本研究において Lasso 回帰のバンド選択基準に情報量基準を組み合わせた手法を提案することによって、より精度と汎用性の高いモデルが構築できることを示す。

1.3 本論文の構成

本論文は 5 章から構成される。第 1 章「序論」では、一般的なりモートセンシングの特徴を説明する。次に、リモートセンシングの発達史を述べ、リモートセンシングが、空中写真から始まり、マルチスペクトルセンサからハイパースペクトルセンサへと発達したことを述べる。最後に、ハイパースペクトルデータの特徴を述べると共に、ハイパースペクトルデータ処理における課題と、推定モデルの精度を低下させる要因を極力低減したハイパースペクトルデータ処理手法の提案について説明する。

第 2 章「ハイパースペクトルデータにおける波長較正手法の提案」では、ハイパースペクトルセンサにおけるアーティファクトを理解するために、ハイパースペクトルセンサの機構とハイパースペクトルデータの構造と、その特徴を説明する。次に、波長較正の必要性を顕在化させた大気補正手法の概要と大気によるスペクトルの吸収帯について述べ、波長シフトによってハイパースペクトルデータにアーティファクトが発生する概要を説明する。本研究において、新たに波長を較正する手法として「差分二乗法」を提案する。最後に、ハイパースペクトルデータの利用分野である樹種分類を例に、航空機ハイパースペクトルデータに差分二乗法を適用し、波長シフトが分類精度に与える影響を具体的に示し、波長較正の重要性を明確にする。

第 3 章「ハイパースペクトルデータにおける正規化手法の適用」では、最初に、観測の幾何学的条件によって変化する分光反射係数の課題を整理し、この変化によって、本来リモートセンシングデータからモデルが構築できる植生被覆率と植生指数の関係も構築できないことを示し、この問題の重要性を示す。次に、本研究において、新たな正規化手法である「単位ベクトル化」を提案する。最後に、本手法をスペクト

ルライブラリデータや衛星ハイパースペクトルデータに適用し、正規化処理前の分光反射係数では得られなかった植生被覆率と植生指数の相関が正規化手法によって得られることを示すことによって、提案手法の有効性を示す。また、樹種分類に対して単位ベクトル化が与える影響を整理し、その適用限界を評価する。

第 4 章「ハイパースペクトルデータにおける適応的平滑化と情報量基準を利用した Lasso 回帰による推定モデル構築」では、最初に、ハイパースペクトルデータによるモデル構築の課題を整理する。次に、重回帰分析に正則化項を加えた Lasso 回帰について説明する。また、ハイパースペクトルデータに含まれるノイズや、従来の Lasso 回帰において用いられてきたモデルの評価手法では十分な精度が得られなかったため、本研究において適応的な平滑化法と情報量基準による評価手法を組み込んだ Lasso 回帰によるモデル構築手法を提案し、高い精度の推定モデルが構築できたことを示す。

第 5 章「結論」では、本研究の成果を整理すると共に、今後のハイパースペクトルデータ利用の発展性について述べる。

2. ハイパースペクトルデータにおける波長較正手法の提案

2.1 はじめに

航空機や衛星に搭載されたハイパースペクトルセンサを用いて地表にある対象物の特徴を正確に把握するためには、対象物の分光反射係数を求める必要がある。対象物がある地表面の分光反射係数は、地表面分光発散度を太陽分光放射照度で割ることによって求めることができる。しかし、観測データは大気の吸収や散乱の影響を受けていることから、大気補正によってそれらの影響を低減し、観測データから地表面分光放射発散度を算出する必要がある。大気補正の手法として、気象条件や観測の幾何学的条件をもとに入射光、反射光および散乱光の放射伝達モデル (MODTRAN: MODerate resolution atmospheric TRANsmission など) による計算方法が利用されている¹⁾²⁾。

ハイパースペクトルセンサの観測データを放射伝達モデルによって地表面分光反射係数に変換する場合、大気による吸収がある波長帯においてアーティファクトが発生する³⁾ (図 1.5 参照)。この原因は、センサが受ける振動、温度や気圧の変化によって、ハイパースペクトルセンサの各バンドの中心波長が、運用開始時に定めた波長からシフトしたためと考えられ⁴⁾、高波長分解能を持ち、狭帯域のスペクトルデータを取得できるハイパースペクトルセンサにおいては、僅かな波長シフトもデータの品質に大きな影響を及ぼすことが指摘されている。既存の研究では、波長シフト量とアーティファクトの増減を評価するために、放射伝達モデルを用いて、ハイパースペクトルセンサにおける各バンドの中心波長のシフトが観測分光放射量に与えるアーティファクトをシミュレーションしている⁴⁾。また、観測された分光反射係数にアーティファクトが現れている衛星ハイパースペクトルセンサ Hyperion や CHRIS、航空機ハイパースペクトルセンサ HyMap や ROSIS における運用時の波長較正をするために、各バンドの中心波長を任意にシフトさせて放射伝達モデルでシミュレーションした分光反射係数のアーティファクトが最小となる中心波長のシフト量を波長較正量としている³⁾⁵⁾。これらのアーティファクトは、明らかにセンサ固有の傾向を持っており、アーティファクトは、地表対象物の分光反射特性の変動よりも大きな傾向で変動していると考えられる。このことは、波長較正していない画像データでは、地表

対象物の分光反射特性を正確に解析できないことを意味しており、ハイパースペクトルデータを用いる全ての解析結果に影響する。しかし、既存の研究では、センサの波長較正が目的であることから、吸収帯を利用して波長較正量を推定してはいるが、アーティファクトが実際のデータ利用において与える影響までは評価していない。また、画像データには必ずしも波長較正量を確定するための地上検証データは付属していないが、そのような場合において、画像データのみから最適な波長較正量を推定するための指標は提案されていない。

そこで本研究では、土地利用が比較的均一な水田地帯において、可能な限り画像内のスペクトルが均一な航空機ハイパースペクトルデータを用い、波長較正量を求めるために必要となるアーティファクトを定量的に評価する手法を提案する。本章のフローチャートを図 2.1 に示す。提案手法の精度を確認するために、地上検証データとの比較によってスペクトルの類似度を評価できる Spectral Angle Mapper (SAM) 法⁶⁾と提案手法による評価結果を比較する。次に、提案手法を用いて波長較正量を推定し、各バンドの中心波長を較正することによって、航空機ハイパースペクトルセンサに発生するアーティファクトが大幅に軽減できることを示す。最後に、航空機ハイパースペクトルセンサを用いた樹種分類に対してアーティファクトが与える影響を評価し、アーティファクトによるスペクトル形状の変化が、樹種によって変わるスペクトル形状の変化よりも分類に対して大きく影響することを示す。

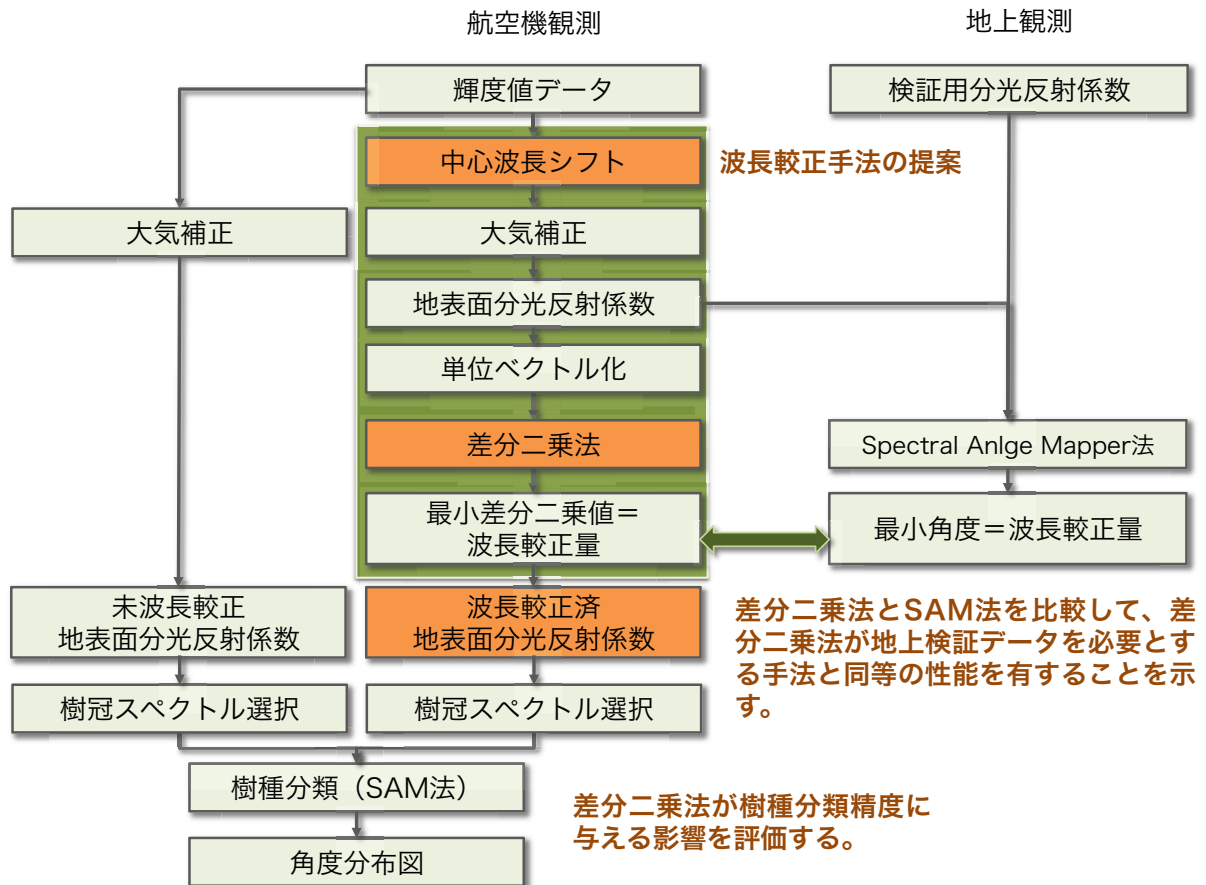


図 2.1 第 2 章のフローチャート

2.2 ハイパースペクトルセンサの機構とハイパースペクトルデータの構成

ハイパースペクトルデータにおけるアーティファクトの成因について考察するために、まずハイパースペクトルセンサの機構と、ハイパースペクトルデータの構成を概説する。衛星や航空機のハイパースペクトルセンサのデータ取得機構は、対物面（ウィスクブルーム）走査方式と像面（プッシュブルーム）走査方式に分けられる⁷⁾。図 2.2 に各方式の模式図を示す。アロングトラック方向と呼ばれるプラットフォームの移動方向のデータは、プラットフォームの移動によって順次取得することができる。一方、クロストラック方向と呼ばれるアロングトラックと直交方向のデータは、上記いずれかの手法で走査する必要がある。

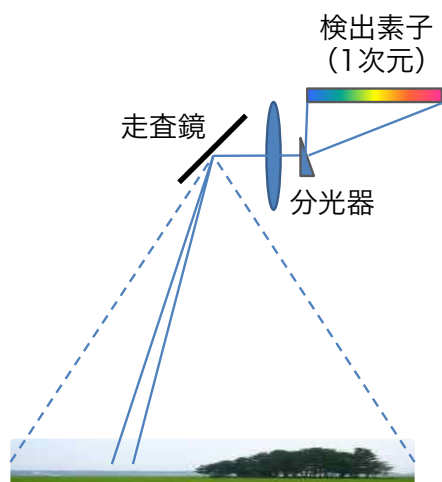
対物面走査は、走査鏡をクロストラック方向に回転もしくは振動させ、対象からの光を 1 画素のデータとして検出素子に入れる（図 2.2(a)参照）。検出素子は 1 次元配列であり、各素子には各バンドの波長帯の電磁波エネルギーが分光されて入力される。

この方式は、1画素分の光を光学レンズに集めることができるので、集光部の口径が十分であれば高いSN比のデータを取得できる。特にハイパースペクトルセンサは、入力した光を分光して百数十のバンドに割り振るため、可能な限り高いSN比を確保するためには有利な手法である。高いSN比を有する航空機ハイパースペクトルセンサ AVIRIS や HyMap は対物面走査方式を採用している。

これに対し、像面走査は、二次元に配列された素子を用い、観測幅すべての対象物の光を集光し、1画素分の光を1列の検出素子に入れる方式である(図2.2(b)参照)。検出素子1列の各素子には、各バンドの波長帯の電磁波エネルギーが分光されて入力される。走査鏡の機器が不要なため小型化が可能であり、衛星ハイパースペクトルセンサ Hyperion や、航空機ハイパースペクトルセンサ AISA や CASI-3 に採用されている。

プラットフォームの移動と、クロストラック方向の走査によって、ハイパースペクトルの画像データが取得できる。図2.3に幾何補正済み航空機ハイパースペクトル画像データの取得例を示す。アロングトラック方向のデータは、データ記録容量に応じて、プラットフォームの移動によって取得できるが、クロストラック方向の走査できる角度には制限があるため、通常、画像はアロングトラック方向に長くなる。各画素の位置の指定は、画像のアロングトラック方向をロウ番号、クロストラック方向をカラム番号で表示する。なお、航空機ハイパースペクトルデータは、プラットフォームの動揺があるため、幾何補正後の画像の端は、動揺にあわせて歪んだ形となる。

(a) ウィスクブルーム方式



(b) プッシュブルーム方式

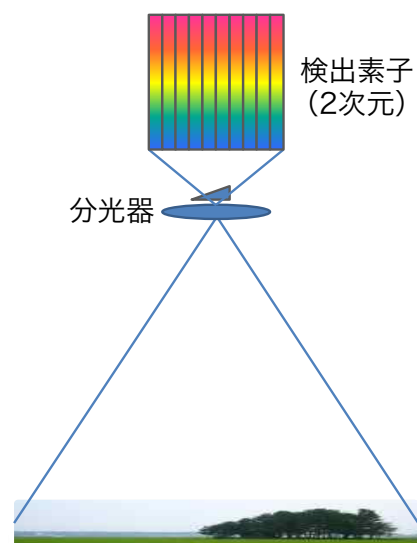


図 2.2 ハイパースペクトルセンサの走査機構の模式図

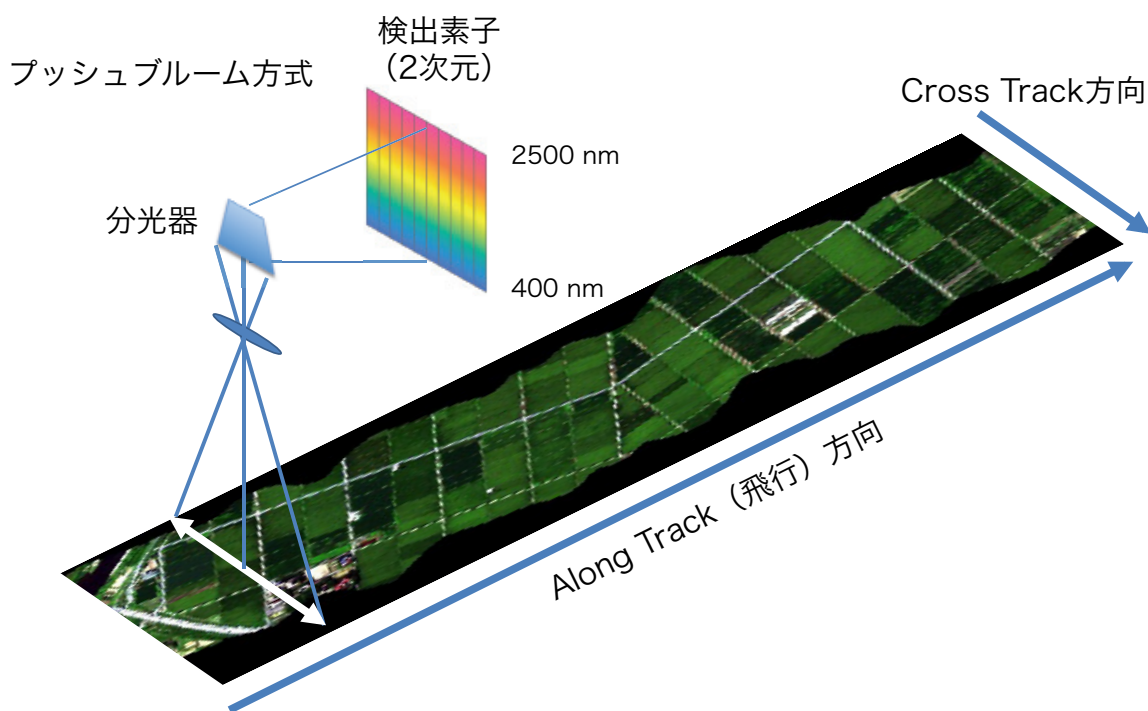


図 2.3 ハイパースペクトル画像データの例

2.3 大気補正の概要

大気補正とは、観測データに含まれる大気による吸収と散乱の影響を極力低減し、センサの飛行高度における観測データから地表面における分光反射係数を推定することである。大気補正の手法として、観測時の様々な条件に基づいて放射伝達モデルによって地表面分光反射係数を求める方法が用いられている。本研究では放射伝達モデルの一つである MODTRAN を用いている。地表面を平坦かつ均等拡散反射面（入射角に関係なく全方位に均等な反射係数を有する面）であると仮定すると、波長 λ における観測データは式(2.1)のように表すことができる⁸⁾。

$$L_{sensor}(\lambda) = \frac{\tau(\lambda) \times E_0(\lambda) \times \cos \theta}{\pi} \times \rho(\lambda) + L_{path}(\lambda) \quad \dots \quad (2.1)$$

ここで、 $L_{sensor}(\lambda)$ は波長 λ における観測データ、 $\tau(\lambda)$ は大気の透過率、 $E_0(\lambda)$ は大気上端面における太陽放射照度、 $\rho(\lambda)$ は地表面分光反射係数、 $L_{path}(\lambda)$ は大気の散乱、 θ は太陽天頂角である。

放射伝達モデルには、観測時の太陽と地表とセンサの幾何学的位置や大気モデル、および2つの地表面分光反射係数データが与えられる。幾何学的位置は、太陽高度と方位、観測地点の座標、およびセンサの座標と姿勢情報から求めることができる。観測地点における大気分子やエアロゾルの組成など、大気の状態を把握することは困難なため、放射伝達モデルでは、中緯度夏モデルや亜北極帯夏モデルなど、観測地域に適切と考えられる大気モデルを用いている。放射伝達モデルに与えられる2つの地表面分光反射係数データは、分光反射係数がゼロのデータと、全波長の分光反射係数が一律な標準白色板の分光反射係数のデータである。前者のデータによって式(2.1)における大気の散乱を打ち消すことができ、後者のデータによって式(2.1)における大気の透過率や太陽放射照度を打ち消すことができ、地表面分光反射係数を算出することができる。式(2.1)により、分光反射係数をゼロとした時に得られる観測地点における大気の散乱を $L_{m,path}(\lambda)$ とすると、放射伝達モデルによって式(2.2)のように表すことができる。

$$L_{m,path}(\lambda) = \frac{\tau(\lambda) \times E_0(\lambda) \times \cos \theta}{\pi} \times 0 + L_{path}(\lambda) \quad \dots \quad (2.2)$$

標準白色板の分光反射係数を $\rho_{st}(\lambda)$ 、放射伝達モデルから算出される標準白色板のデータを $L_{st}(\lambda)$ とすると式(2.3)の様に表すことができ、 $\rho(\lambda)$ は式(2.4)のように求めることができる。式(2.4)は、対象物と標準白色板における観測データと分光反射係数の比率が同じであるという関係から、地表面分光反射係数を算出していることを表している。このことから、放射伝達モデルによって算出される $L_{st}(\lambda)$ や $L_{m,path}(\lambda)$ が、地表面分光反射係数の推定精度に影響する。これらの式における大気の透過率や散乱は、大気モデルと透過や散乱を求める計算モデルから推定される。

$$L_{st}(\lambda) = \frac{\tau(\lambda) \times E_0(\lambda) \times \cos \theta}{\pi} \times \rho_{st}(\lambda) + L_{path}(\lambda) \quad \dots \quad (2.3)$$

$$\rho(\lambda) = \frac{L_{sensor}(\lambda) - L_{m,path}(\lambda)}{L_{st}(\lambda) - L_{m,path}(\lambda)} \times \rho_{st}(\lambda) \quad \dots \quad (2.4)$$

衛星および航空機によるハイパースペクトルデータでは、大気が澄んだ状態において観測される場合、大気の吸収がデータに与える最も大きな影響となる。大気成分による吸収帯を図 2.4 に示す⁹⁾。このグラフは航空機ハイパースペクトルセンサ AISA によって取得したセンサ較正用の白色シートがある画素の分光放射輝度である。地上に設置した白色シートと航空機との間にある大気の影響によって、吸収帯が観測されている。1400 nm や 1900 nm には水蒸気によって吸収されるエネルギーが大きく、かつ広帯域な吸収帯がある。この様な吸収帯の波長帯では、地上のデータはほとんど取得できない。また、830 nm、920 nm および 1130 nm 付近にも、全てのエネルギーを吸収してしまうほどではないが、ある程度のエネルギーを吸収する比較的狭帯域の水蒸気吸収帯がある。他にも 760 nm 付近の酸素吸収帯や 2200 nm 付近の二酸化炭素吸収帯などがある。放射伝達モデルによる大気補正では、大気分子の構造によって決まる吸収帯の中心波長と、大気の厚さやモデルによって決まる吸収帯の幅から、式(2.4)に基づき、吸収帯におけるエネルギーの復元量を推定し、地表面分光反射係数を算出している。

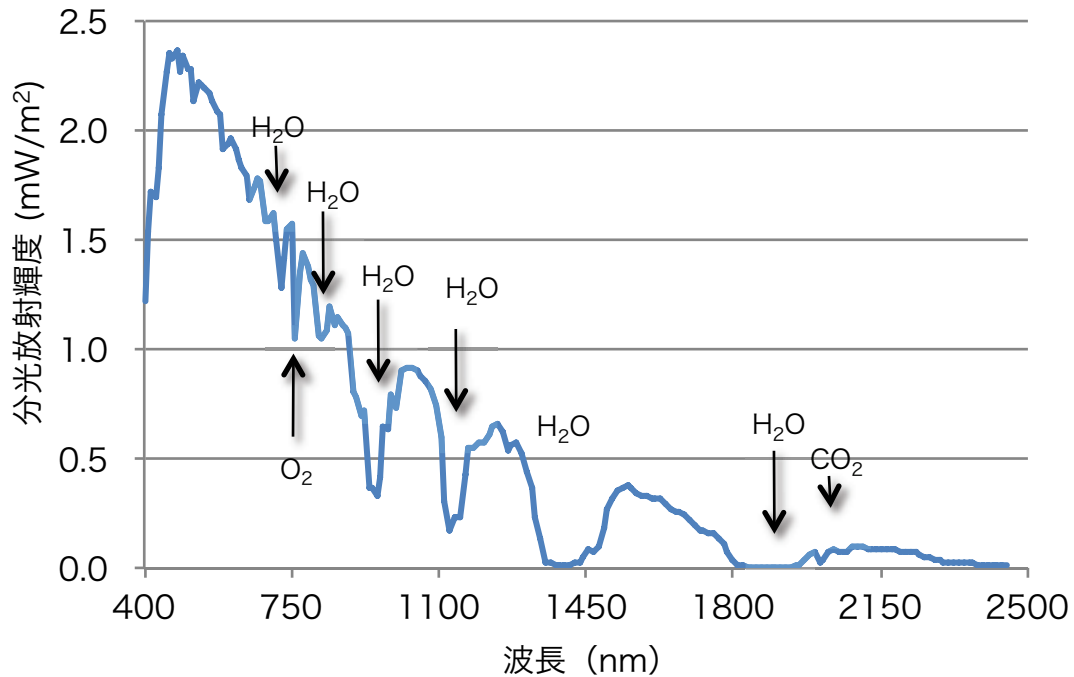


図 2.4 大気による吸収帯⁹⁾

2.4 波長較正の理論

ハイパースペクトルセンサの分光放射量は、運用開始時に決定した各バンドの中心波長に対し、ガウス分布を仮定した応答特性を用い、応答が半分になる波長範囲すなわち半値幅に含まれる波長域の放射量が、そのバンドのデータとして記録される。運用中に中心波長がシフトした場合、各バンドは異なる波長域の分光放射量を記録してしまう。この様な誤記録が吸収帯で発生すると、酸素や水蒸気の吸収帯に相当するバンドに、吸収帯と異なる波長の分光放射量が記録されるため、放射伝達モデルは、大気による吸収の影響を受けていない分光放射量に対し、吸収されたと考えられる分光放射量を加算してしまい、放射伝達モデルによって算出された吸収帯付近の分光反射係数において、波長シフトに相当するアーティファクトが発生する。図 2.5 に、760 nm の酸素吸収帯付近における観測分光放射輝度に、ハイパースペクトルセンサにおける各バンドの感度分布図を重ねたグラフを示す。感度分布とは、各バンドの検出素子が波長帯のエネルギーに反応する割合を表すグラフである。この図からわかるように、吸収帯の中心付近に位置するバンドのデータは、大気補正において吸収されたと考えられるエネルギーが加算されなければならない。波長シフトによって、このバン

ドが、吸収帯中心付近とは異なる波長帯のエネルギーを取得していたとしても、記録上は波長帯中心付近のエネルギーと記録されることから、放射伝達モデルは、誤ってエネルギーを加算してしまう。これは狭帯域のバンドを連続的に配置しているハイパースペクトルセンサ固有の問題である。

中心波長のシフト量は、アーティファクトの大きさから直接推定することはできない。しかし、中心波長の設定値を任意にシフトさせ、観測分光放射量から放射伝達モデルによって得られた分光反射係数にアーティファクトがなくなれば、そのシフト量が結果的に最適な波長較正量とみなすことができる。

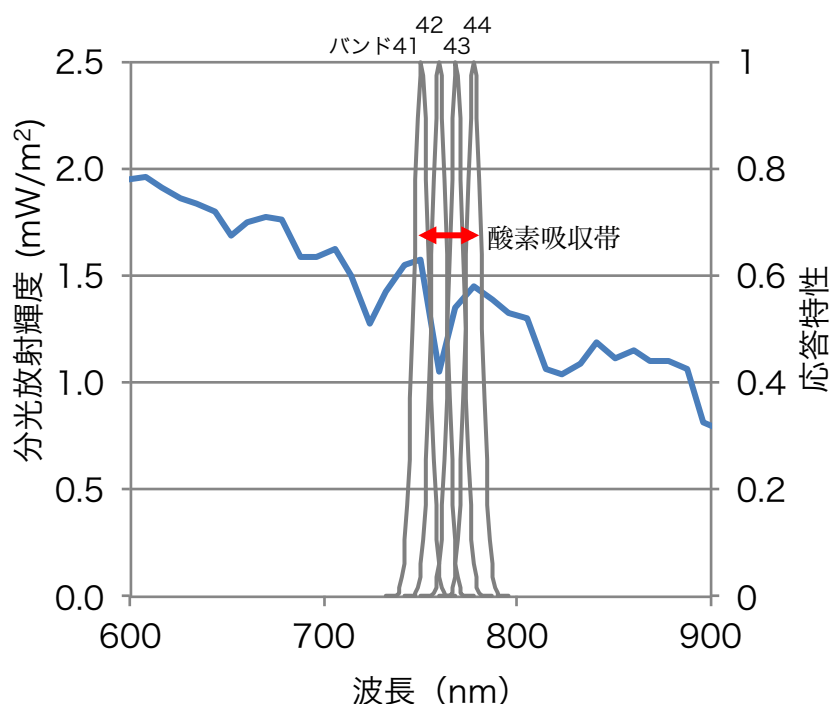


図 2.5 波長シフトによるアーティファクトの模式図

2.5 データ取得方法

(1) 観測地域

本研究の観測地域は、圃場実験地域と森林観測地域からなる。圃場実験地域は、山形県酒田市広野地区（以下、広野地区とする）、鶴岡市高坂地区にある山形大学農学部付属やまがたフィールド科学センター周辺（以下、山大地区とする）である。地形

はほぼ平坦であり、主な土地利用は水稲の圃場である。森林観測地域は、東京都八王子市にある森林総合研究所多摩森林科学園である。地形は標高約 190 ~ 270 m の丘陵地に多様な樹木が生育している。樹冠密度が高く、地表面はほとんど現れていない。



図 2.6(1) 圃場実験地域 (広野地区および山大地区)

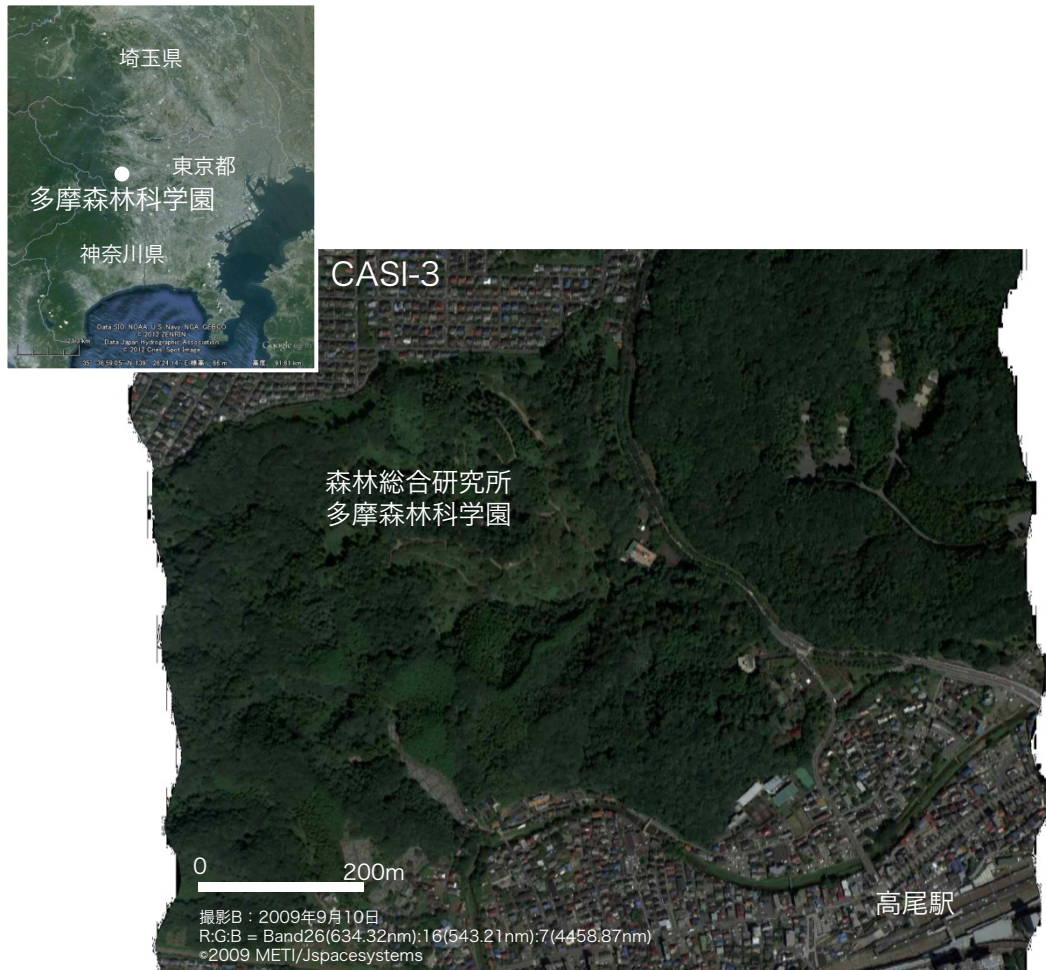


図 2.6(2) 森林観測地域（多摩森林科学園）

(2) 使用センサ

本研究で使用した航空機ハイパースペクトルセンサは AISA と CASI-3 である。AISA は可視近赤外域だけでなく短波長赤外域まで観測できるが、CASI-3 は可視近赤外域のみである。両センサの観測諸元を表 2.1 に示す。AISA は酒田市広野地区、CASI-3 は山大地区と多摩森林科学園で使用した。撮影日は広野地区が 2009 年 8 月 25 日、山大地区が 2010 年 7 月 9 日、多摩森林科学園が 2009 年 9 月 10 日である。

表 2.1 航空機ハイパースペクトルデータの諸元

センサ名	AISA Specim社製 (フィンランド)	CASI-3 Itres社製 (カナダ)
観測日時	2009年8月25日13時06~07分	2010年7月19日11時16~18分 (低高度) 同日 11時30~33分 (高高度)
観測場所	山形県酒田市広野地区	山形県鶴岡市高坂地区 山大農場
飛行高度	海拔約1142m	海拔約2400m (高高度) 海拔約1500m (低高度)
空間解像度	約1.5m四方	(高高度) 進行方向1.5 m ×クロストラック方向約1.2 m (低高度) 進行方向1.5 m ×クロストラック方向約0.75m
観測波長帯 (設定値)	401.02~2449.87nm	403.7~1058.1nm
バンド数	可視近赤外域(400~1000nm) 68 短波長赤外域(1000~2500nm) 127 合計 195	67
半値幅(FWHM)	可視近赤外域 約9nm 短波長赤外域 約11nm	約10nm
クロストラック ピクセル数	295	1500
視野角	可視近赤外域 36度 短波長赤外域 22度 (本研究では22度に調整)	39.09度
瞬時視野角	可視近赤外域 0.62mrad 短波長赤外域 1.30mrad	約0.47mrad
量子化ビット数	可視近赤外域 12ビット 短波長赤外域 14ビット	14ビット

2.6 波長較正の方法

(1) 波長シフト

各バンドの中心波長をシフトさせた観測分光放射量から、放射伝達モデルを用いて地表面分光反射係数を算出した。各バンドの分光放射量は変えず、各バンドの中心波長の設定値のみを変えた。ここで、中心波長の設定値を変化させることを波長シフトとする。波長シフト量は、全バンド一律に1 nm 間隔でシフトさせ、アーティファクトが最も低減できたと考えられる波長シフト量の近傍では、さらに0.1 nm 間隔でシ

フトさせたデータを作成した。これらのデータを、MODTRAN4 を組み込んだ衛星画像処理ソフト ENVI に付属する大気補正処理ソフトである FLAASH (Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes) によって分光反射係数に変換した¹⁰⁾。大気モデルは中緯度夏モデル、エアロゾルモデルはRURALである。

(2) 波長較正量推定のための吸収帯の選定

波長較正量の推定に用いる吸収帯は、酸素吸収帯の 760 nm 付近および水蒸気吸収帯の 1130 nm 付近とした。シフト量を検討するために用いる吸収帯は、吸収が深くなおかつ広すぎず適切な幅を持つことが望ましい。広域の吸収帯ではデータを得ることができず、半値幅よりも狭帯域の吸収帯では、中心波長がシフトしても検知できないからである。約 1400 nm や約 1900 nm の水蒸気吸収帯の吸収量は非常に強く、地表からの反射光をほとんど吸収してしまうため、吸収は深い、幅は他の水蒸気吸収帯と比べて広い。また、830 nm の水蒸気吸収帯や 2060 nm にある二酸化炭素吸収帯の幅は適切と考えられるが、アーティファクトを検知できるほど十分に吸収は深くない。このことから、吸収帯の幅が適切で吸収強度が大きい、可視近赤外域の 760 nm にある酸素吸収帯および短波長赤外域の 1130 nm にある水蒸気吸収帯を指標とした。なお、AISA は検知器が可視近赤外域と短波長赤外域の 2 つに分かれていることから、両方の吸収帯を対象とし、CASI-3 は可視近赤外域のみであることから酸素吸収帯のみを対象とした。

(3) 波長較正量推定手法の提案

アーティファクトが最も少なくなる波長シフト量が波長較正量と考えられることから、アーティファクトの定量的な評価方法が重要となる。本研究では、地表対象物の分光反射特性によるスペクトルカーブの変化は、波長シフトに起因するアーティファクトのような極端な分光反射係数の変化より少ないことに着目し、各吸収帯において隣接するバンドの分光反射係数の差の二乗の合計値により評価した。本研究ではこの評価方法を差分二乗法とし、算出結果を差分二乗値とした。アーティファクトが小さいほど、差分二乗値は小さくなる。差分二乗法の式を式(2.5)に示す。

$$D = \sum_{i=a}^{b-1} (R_i - R_{i+1})^2 \quad \dots \quad (2.5)$$

ここで、 D は差分二乗値、 R_i はバンド i における分光反射係数、 a は対象とした吸収帯の最小バンド、 b は最大バンドである。

(4) 波長較正手法の検証方法

差分二乗法の適用性を評価するために、地上検証地点において、波長シフトした航空機ハイパースペクトルデータと地上検証データを用い、差分二乗法と SAM 法の結果を比較した。SAM 法とは、トレーニングデータと比較するスペクトルが類似するほど角度で表される指標は小さくなる手法である⁶⁾ (図 2.7 参照)。地上検証データをトレーニングデータとし、波長シフトした航空機ハイパースペクトルデータを SAM 法に適用することによって、アーティファクトが少なく、地上検証データと類似するほど、SAM 法の指標値は小さくなる。差分二乗法と SAM 法による結果が同程度であれば、トレーニングデータを必要としない差分二乗法が、トレーニングデータによって正確に類似性を判断する SAM 法と同程度の精度で、アーティファクトを評価できることになる。

地上検証地点は、分光反射特性がフラットで単純な人工物である白色シートと、分光反射特性が複雑な植物であるイネの画素とした。地上検証地点を人工物と植物にすることによって、差分二乗法が人工物だけでなく、一般的な地表対象物である植物でも適用可能であることを示し、ハイパースペクトルデータ全般に利用可能であることを示す。

AISA データにある波長シフト量ごとに算出した分光反射係数から求めた差分二乗値を求めた。波長シフトした AISA データから FLAASH によって地表面分光反射係数を算出し、酸素および水蒸気吸収帯における差分二乗値を波長シフト量ごとに求め、差分二乗値が最小となる波長シフト量を、差分二乗法による波長較正量とした。次に、白色シートとイネの地上計測データをトレーニングデータとし、波長シフトした AISA データから求めた地表面分光反射係数をサンプルデータとした SAM 法を適用した。2つのデータ間で最も角度が小さくなった航空機ハイパースペクトルデータの

波長シフト量を、SAM 法による波長較正量とした。最後に差分二乗値と SAM 法による波長較正量の結果を比較し、差分二乗値の精度を評価した。

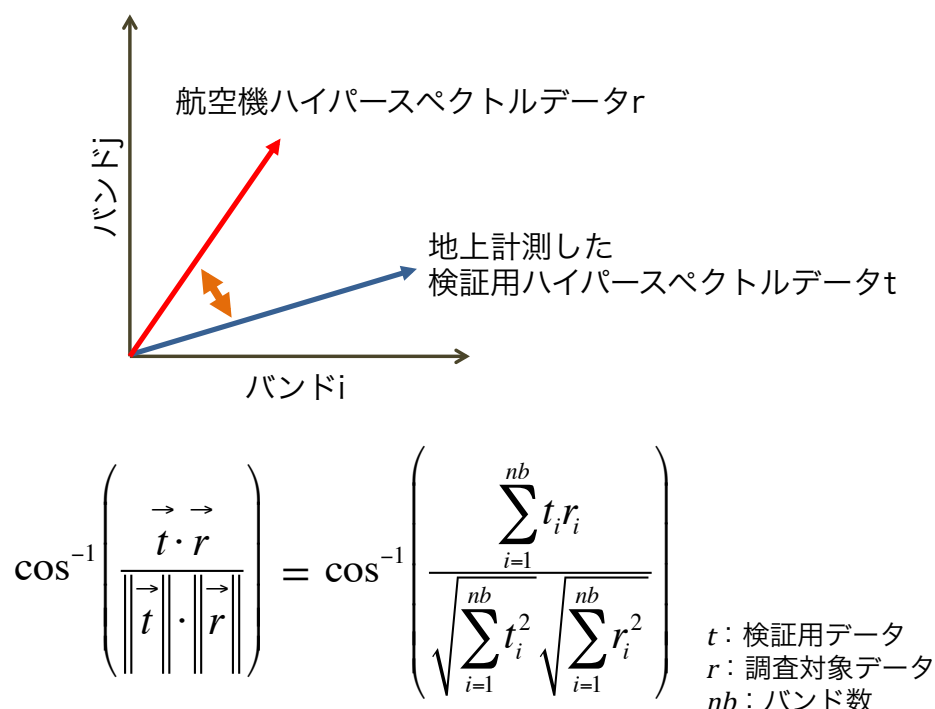


図 2.7 Spectral Angle Mapper 法の模式図⁶⁾

2.7 波長較正手法の有用性検討方法

ハイパースペクトルセンサの高波長分解能を用い、僅かなスペクトルの差異によって対象物を分類する場合、例えば精密樹種分類などにおいて、アーティファクトがあるような画像では、SAM 法のようにスペクトル全体の類似性を利用する手法を適用すると正確に分類できない可能性がある。波長較正によって分光反射係数データのアーティファクトを大幅に低減した画像において分類精度が向上すれば、実利用における波長較正の有用性を確認することができる。そこで、樹種分類のために東京都八王子市にある森林総合研究所多摩森林科学園を 2009 年 9 月 10 日に撮影した CASI-3 データを用い、波長未較正および波長較正済分光反射係数データに樹種分類のための SAM 法を適用した結果を比較した。観測諸元を表 2.1 に示す。多摩森林科学園には標高約 190 ~ 270 m の丘陵地に多様な樹木が生育している。また、樹冠密度が高く、地表面はほとんど現れていない。なお、多摩森林科学園では白色シートなどの地

上計測データは取得していない。

まず波長をシフトさせた CASI-3 データから分光反射係数データを作成し、各分光反射係数データを単位ベクトル化した後、酸素吸収帯における差分二乗値を算出した (図 2.1 参照)。差分二乗値が最小となるシフト量を画素ごとに求め、そのシフト量で算出した分光反射係数データを各画素に当てはめることにより波長較正済分光反射係数データを作成した。次に、波長未較正および波長較正済分光反射係数データに対して、ある樹木の樹冠スペクトルを教師データとした SAM 法を適用し、教師データに対する各画素の角度分布図を作成した。また、波長未較正および波長較正済分光反射係数データにおけるクロストラック方向に対する角度の変化を、差分二乗値や波長較正量の変化と合わせて比較した。

2.8 波長較正の結果

(1) 波長較正済分光反射係数の算出

白色シートとイネの画素における AISA 分光反射係数データと、地上で測定した白色シートとイネの FieldSpecProFR 分光反射係数データを図 2.8(a)および(b)にそれぞれ示す。AISA 分光反射係数データでは波長シフトを施していないデータと、+1 ~ +3 nm のシフトを施したデータを示す。また、760 nm の酸素吸収帯と 1130 nm の水蒸気吸収帯付近の分光反射係数データを拡大して表示している。なお、AISA における酸素吸収帯はバンド 40~45 (波長較正前中心波長 741 ~ 787 nm)、水蒸気吸収帯はバンド 73~84 (同 1058 ~ 1183 nm) であった (表 2.2 参照)。シフト量によって各吸収帯付近のスペクトルが変化し、特定のシフトを施したスペクトルは検証用スペクトルに近似した。

表 2.2 差分二乗値の算出バンド

センサ	AISA		CASI-3	
	酸素吸収帯	水蒸気吸収帯	酸素吸収帯	酸素吸収帯
地区	広野地区	広野地区	山大地区	多摩森林科学園
バンド	40 ~ 45	73 ~ 84	34 ~ 38	37 ~ 42
観測波長帯(nm)	741 ~ 787	1058 ~ 1183	732 ~ 773	734 ~ 785

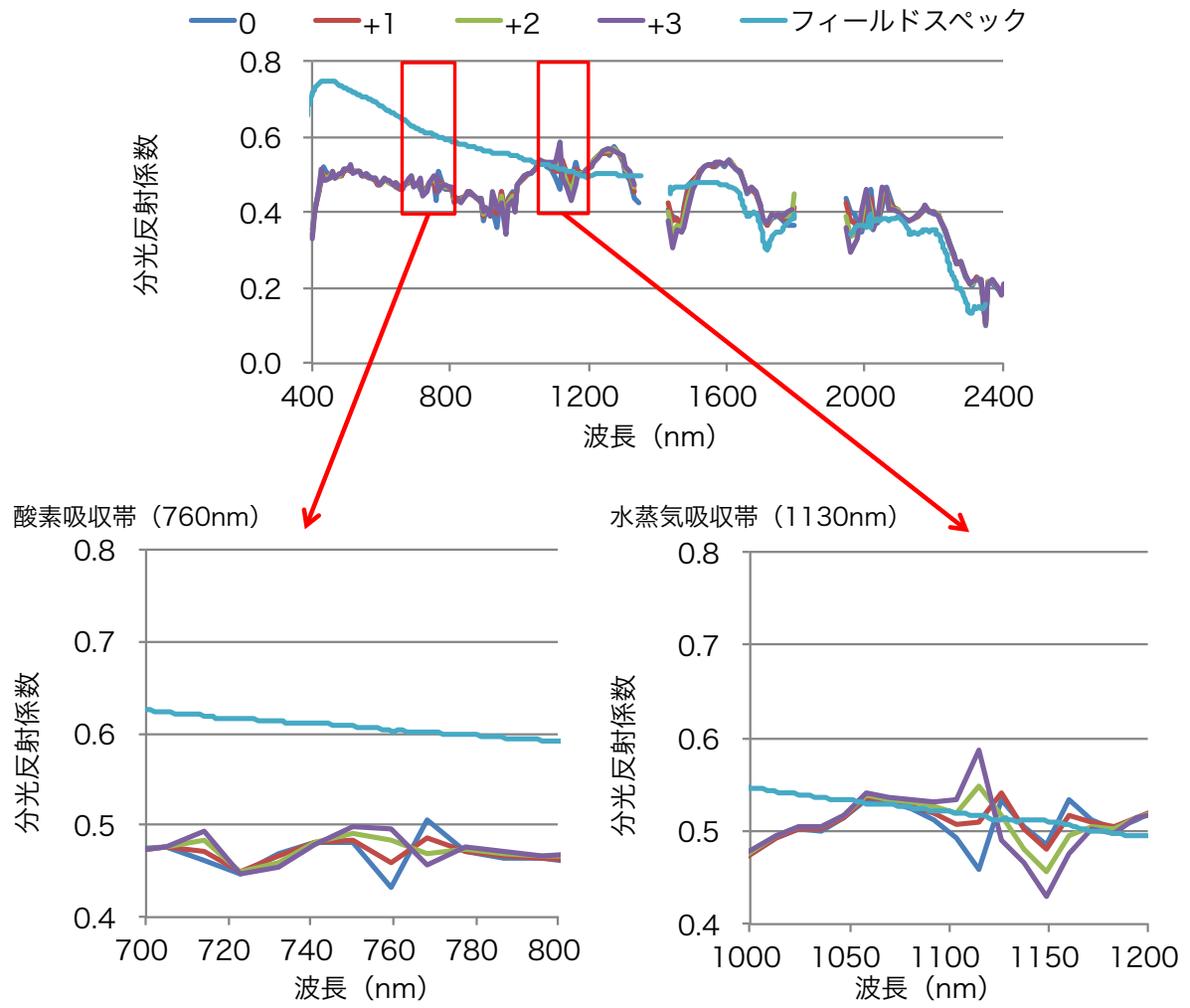


図 2.8(a) 吸収帯ごとの波長シフトによって変化する吸収帯の分光反射係数
(白色シート、AISA)

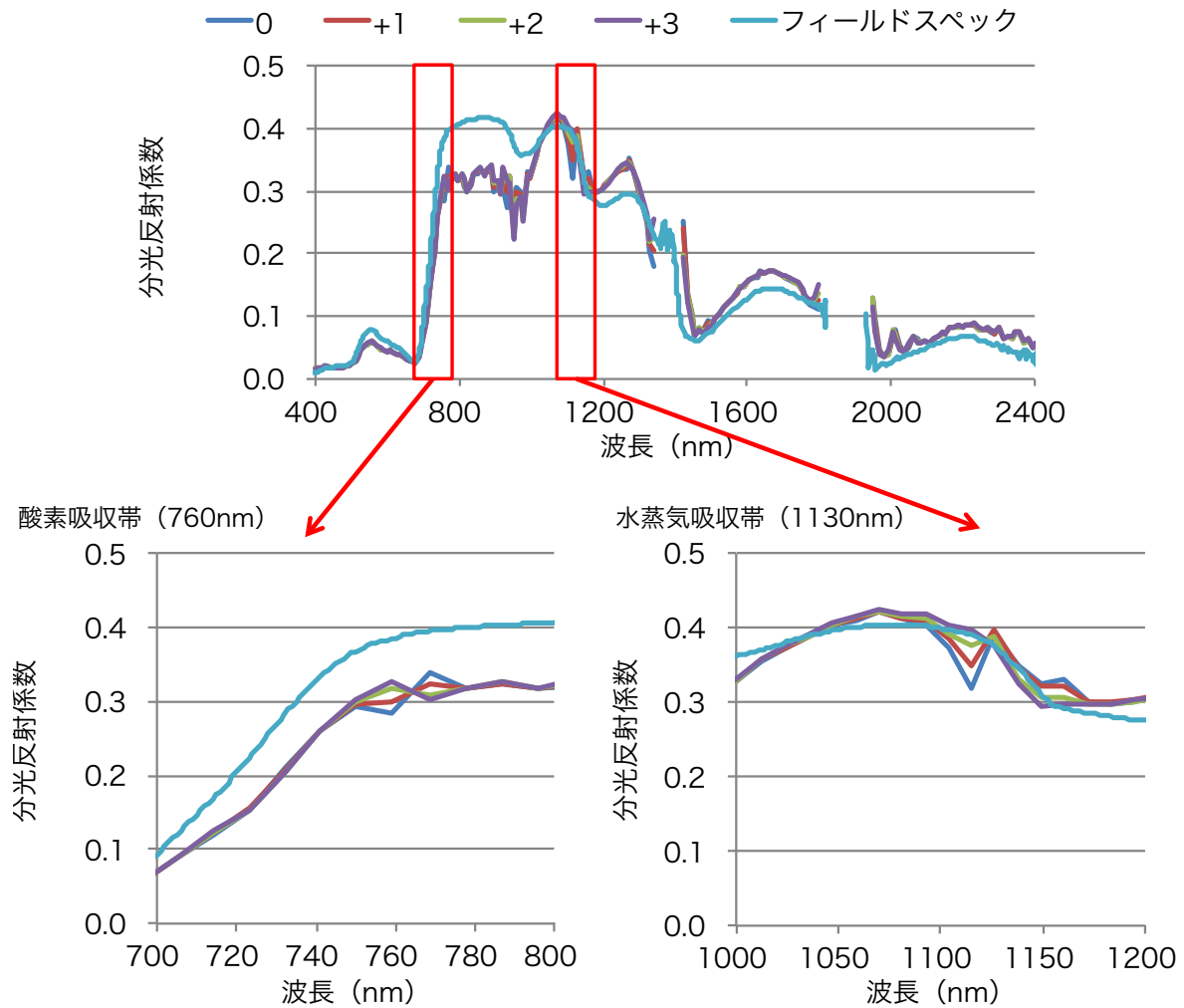
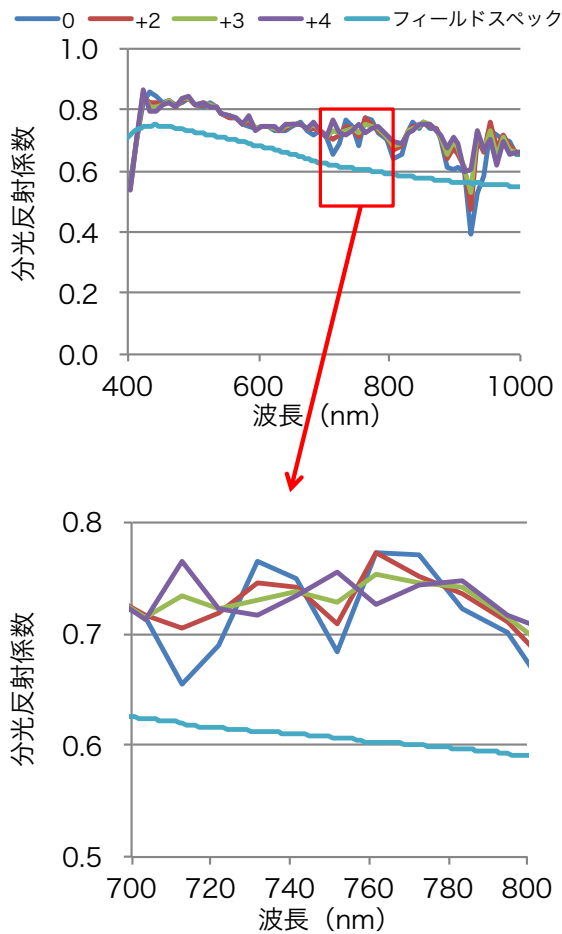


図 2.8(b) 吸収帯ごとの波長シフトによって変化する吸収帯の分光反射係数
(イネ、AISA)

白色シートの画素における CASI-3 分光反射係数データと、地上測定した白色シートの FieldSpecProFR 分光反射係数データを図 2.9 に示す。同図では、低高度 (図 2.9(a)参照) および高高度観測 (図 2.9(b)参照) の結果をそれぞれ示すとともに、760 nm の酸素吸収帯のデータを拡大表示している。なお CASI-3 における酸素吸収帯はバンド 34 ~ 38 (波長較正前中心波長 732 ~ 773 nm) であった (表 2.2 参照)。その結果、シフト量によって吸収帯付近のスペクトルが変化すると共に、飛行高度によっても変化量が変わった。また、検証用地上スペクトルとの近似度の高いシフト量は飛行高度によって変化した。

(a) 低高度



(b) 高高度

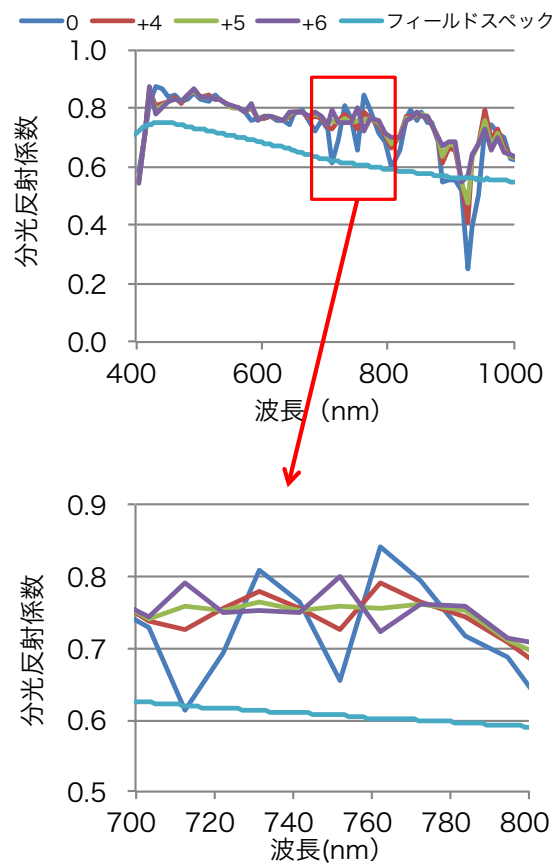


図 2.9 飛行高度ごとの波長シフトによって変化する吸収帯の分光反射係数
(白色シート、CASI-3)

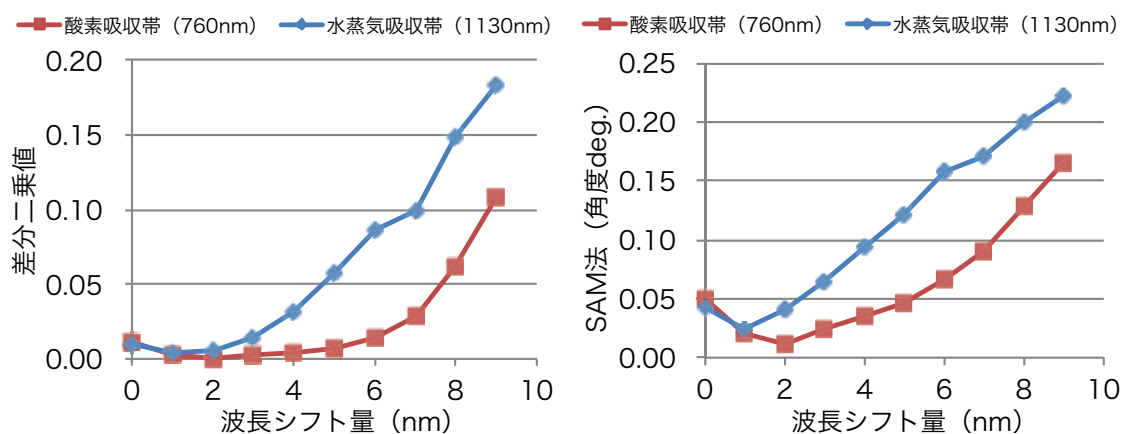
(2) 差分二乗法の適用

AISA 分光反射係数データにおける白色シートとイネの画素に差分二乗法を適用した結果をそれぞれ図 2.10(a)および(b)の左側に示す。横軸は波長シフト量、縦軸は差分二乗値である。差分二乗値が最も小さくなる波長シフト量が差分二乗法で推定した最適な波長較正量である。また、白色シートとイネの画素における AISA 分光反射係数データの SAM 法の結果を図 2.10(a)および(b)の右側に示す。SAM 法の指標が最小となる波長シフト量が、SAM 法で推定した最適な波長較正量である。AISA における差分二乗法の結果、図 2.8 において画像西端にある白色シートの波長較正量は、760 nm の酸素吸収帯では+2 nm、1130 nm の水蒸気吸収帯では+1 nm、画像中央にあ

るイネの最適波長較正量は、760 nm の酸素吸収帯では+1 nm、1130 nm の水蒸気吸収帯では+3 nm となった。SAM 法の結果、白色シートの最適波長較正量は、760 nm の酸素吸収帯では+2 nm、1130 nm の水蒸気吸収帯では+1nm、イネの波長較正量は、760nm の酸素吸収帯では+1 nm、1130 nm の水蒸気吸収帯では+3 nm となった。

CASI-3 分光反射係数データにおける白色シートの画素に差分二乗法と SAM 法を適用した結果をそれぞれ図 2.11(a)および(b)に示す。CASI-3 の白色シートを対象とした 760 nm 酸素吸収帯における差分二乗法の結果、低高度観測では+3 nm、高高度観測では+5 nm が最適波長較正量となった。SAM法の結果、低高度観測では+3 nm、高高度観測では+5 nm が最適波長較正量となった。

(a) 白色シート (画像西端)



(b) イネ (画像中央)

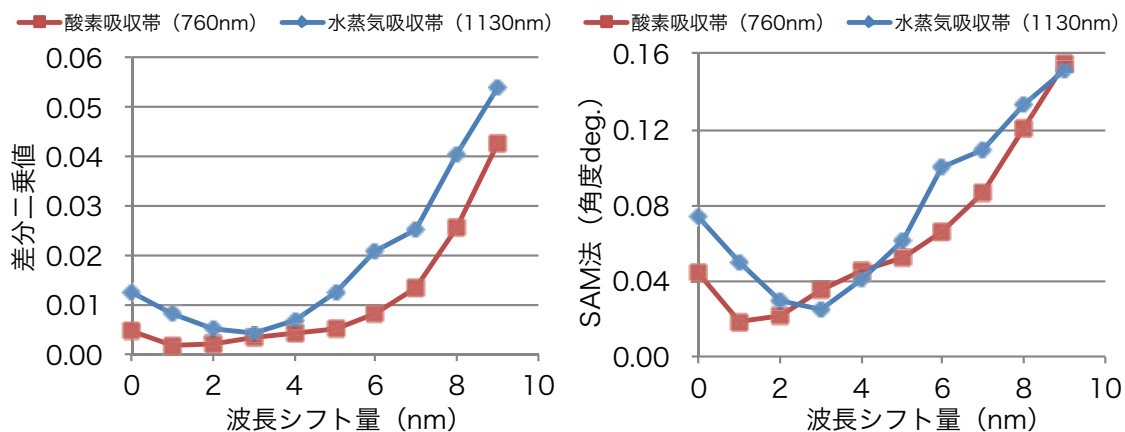
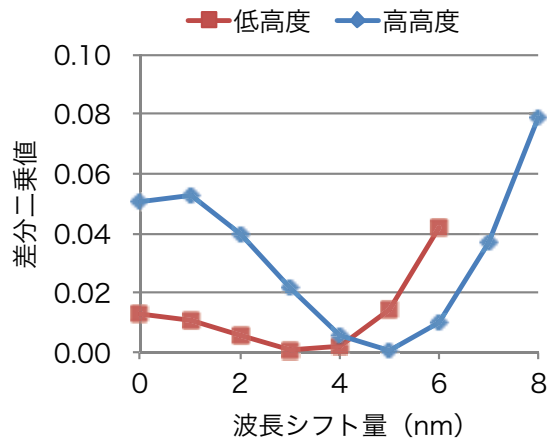


図 2.10 吸収帯ごとの波長シフト量に関する差分二乗法と SAM 法の比較

(a) 差分二乗法



(b) SAM 法

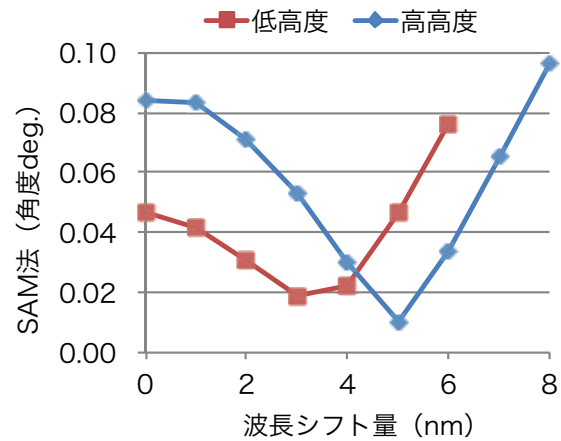


図 2.11 飛行高度ごとの波長シフト量に関する差分二乗法と SAM 法の比較

次に、AISA における白色シートの画素を対象に、0.1 nm 間隔で 1.5 ~ 2.1 nm のシフト量を施したデータに差分二乗法と SAM 法を適用した結果を図 2.12 に示す。その結果、差分二乗法による最適波長較正量は 1.9 nm、SAM 法による最適波長較正量は 2.0 nm となり、最適波長較正量の推定結果に差が生じたものの、その差は 0.1 nm であった。

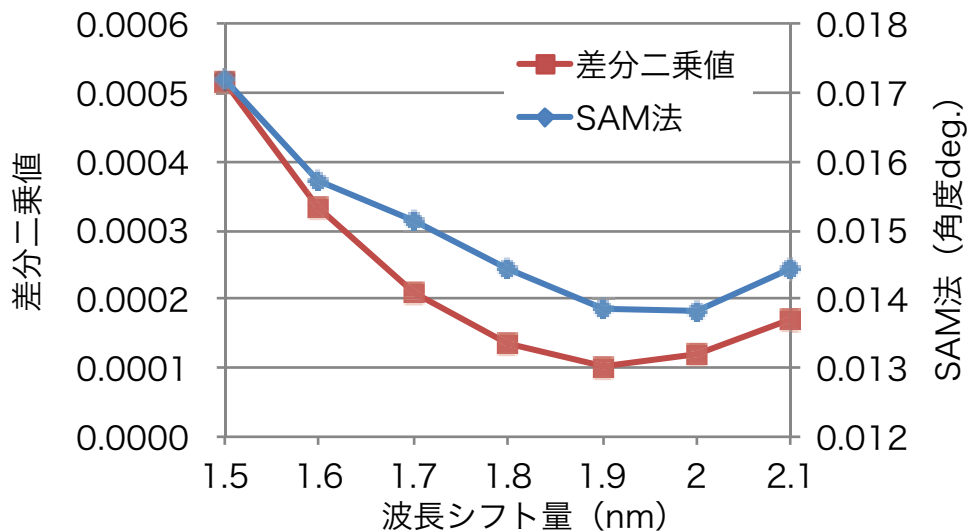


図 2.12 波長シフト量 0.1nm における波長シフト量に関する差分二乗法と SAM 法の比較

以上より、地上データを用いた検証の結果、差分二乗法はアーティファクトを推定するのに十分な精度を持っていることが判明した。また、白色シートだけではなく、イネの画素においても SAM 法と同じ最適シフト量を得ることができたことから、反射スペクトルが人工物のようにフラットではないイネのような植物体の画素においても、差分二乗法によって最適な波長較正量が推定できると考えられる。

(3) 差分二乗値の算出

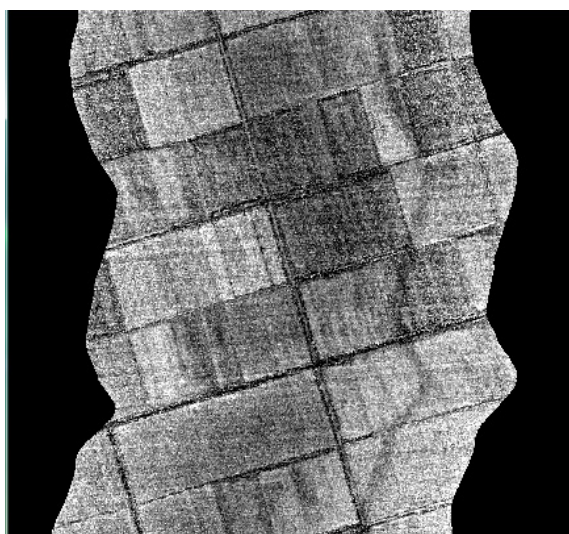
AISA の結果に見られるような、画像西端付近の白色シートと画像中央付近のイネのシフト量が異なる要因は、対象物の違いに起因するとは考えにくく、クロストラック方向におけるシフト量の変化が考えられる。このことを確認するために、波長シフトしていない分光反射係数画像に差分二乗法を適用し、差分二乗値の分布を求めた。なお、通常の分光反射係数データは、二方向性反射特性 (BRDF: Bidirectional Reflectance Distribution Function) によって画像の東側と西側において分光反射係数が異なることから¹¹⁾、差分二乗値も変わるため、分光反射係数データを第 3 章で述べる単位ベクトル化することによって、各画素のスペクトル特性を変えずに BRDF の影響を低減した。なお、単位ベクトル化分光反射係数は、各バンドの分光反射係数を、全バンドの分光反射係数の二乗合計値の平方根で割ることによって求めた。AISA および CASI-3 における差分二乗値の分布を図 2.13 および図 2.14 にそれぞれ示す。明るい画素は差分二乗値が大きく、より大きな波長較正量が必要であることを示し、暗い画素は差分二乗値が小さく、小さな波長較正量で十分であることを示す。AISA 可視・近赤外域の差分二乗値の分布はほぼ画像全体において均一であった。AISA 短波長赤外域では、画像西側から東側に向かって差分二乗値が大きくなっていった。なお、AISA 短波長赤外域の画像に見られる白線は、検出素子の画素が欠けていることによる欠測部分である。CASI-3 では、画像中央ほど差分二乗値が高い傾向となった。また、高高度撮影の差分二乗値の方が低高度撮影よりも大きくなった。

次に、AISA および CASI-3 における波長較正量のクロストラック方向の断面図を図 2.15 および図 2.16 にそれぞれ示す。図 2.15 に示す AISA 可視近赤外域の検知器による酸素吸収帯の波長較正量の分布は、クロストラック方向にほぼ +1.7 nm となった。このことは、この検知器のクロストラック方向に対する波長シフト量の変化は

小さく、その波長較正量は概ね+1.7 nm であり、一律の波長較正によって画像全体における酸素吸収帯のアーティファクトを大幅に低減できることを示している。一方、AISA 短波長赤外域の検知器による水蒸気吸収帯の波長較正量の分布は、画像西側で小さく、東側で大きくなる傾向があり、可視近赤外域のように、特定のシフト量において、クロストラック方向全体の差分二乗値が大幅に低減しなかった。このことは、この検知器のクロストラック方向の波長シフト量の変化は大きく、一律に適用できる波長較正量はなく、画素毎に最適な波長較正量を推定しなければならないことを示している。

図 2.16 に示す CASI-3 の高高度観測における波長較正量の分布は、中心ほど大きく、画像の東西両端ほど小さくなる傾向であった。このことは CASI-3 では画像の中心ほどアーティファクトが大きく、より大きな波長較正が必要であり、一律の波長シフト量によってクロストラック方向におけるアーティファクトを大幅に解消することはできない。このことから、CASI-3 においても検知器全体に適用できる波長較正量はなく、画素毎に最適な波長較正量を推定しなければならないことを示している。また、低高度観測データでは、波長シフトを施していない分光反射係数データの波長較正量は高高度観測データより小さく、アーティファクト自体も小さくなった。波長較正量の分布傾向は高高度データと同様であり、画像の中央ほど大きく、東西両端ほど小さかった。このことは、飛行高度という観測条件の一つを変えたことにより、中心波長のシフト量が変化したことを示し、観測条件ごとに波長較正量を検討する必要があることを示している。

(a) AISA 可視・近赤外域



(b) AISA 短波長赤外域

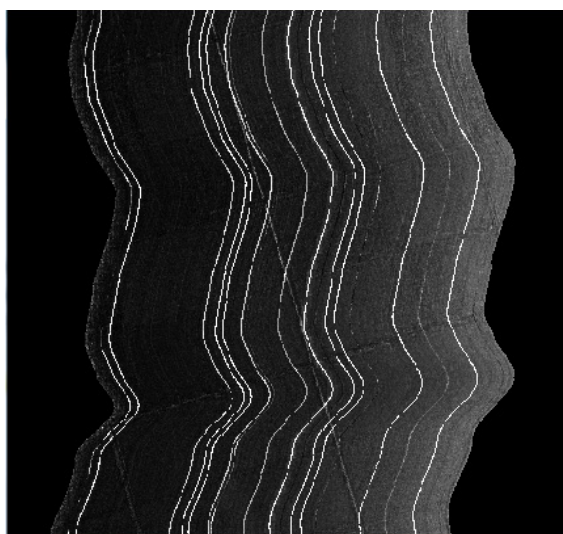
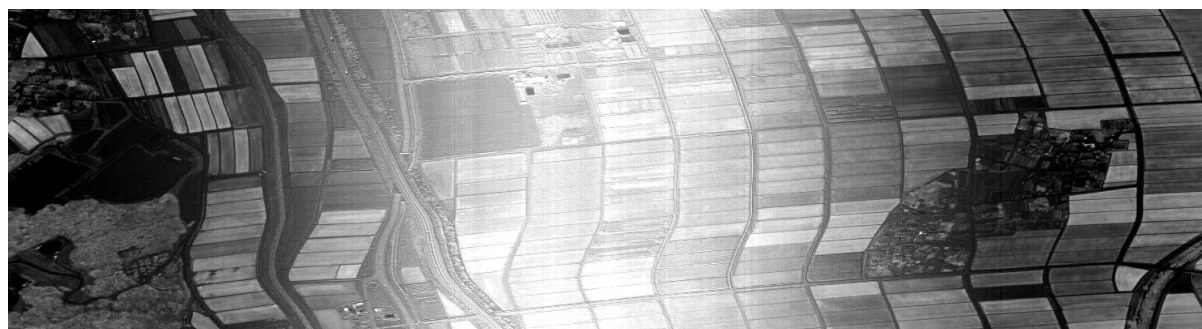


図 2.13 差分二乗値の分布 (AISA、広野地区)

(a) 高高度観測



(b) 低高度観測



図 2.14 差分二乗値の分布 (CASI-3、山大地区)

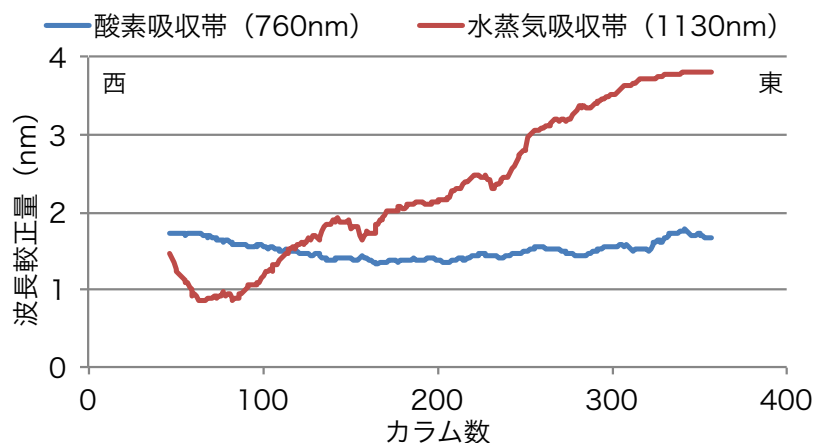


図 2.15 吸収帯ごとの波長較正量の Cross Track 方向の分布 (AISA、広野地区)

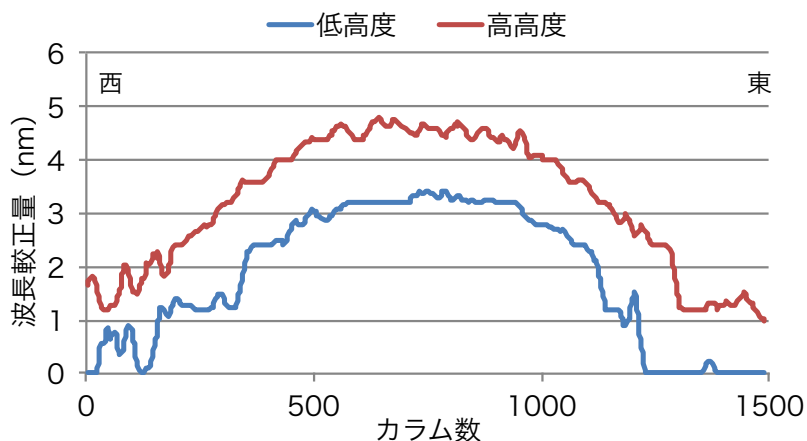


図 2.16 飛行高度ごとの波長較正量の Cross Track 方向の分布 (CASI-3、山大地区)

2.9 波長較正の有用性検討結果

多摩森林科学園において取得した CASI-3 波長未較正分光反射係数データにおける樹冠スペクトルの酸素吸収帯におけるアーティファクトを図 2.17 に、差分二乗値の分布と、差分二乗法によって求めた波長較正量を図 2.18 に、本提案手法によって波長較正した分光反射係数画像と、図 2.17 に示した同じ画素の分光反射係数を図 2.19 に示す。なお本観測時の CASI-3 における酸素吸収帯はバンド 37 ~ 42 (波長較正前中心波長 734 ~ 785 nm) に相当する (表 2.2 参照)。差分二乗法の結果、多摩森林科学園の CASI-3 データは、山大地区におけるデータと同様、画像中央で差分二乗値が大きく、アーティファクトは画像中央ほど大きくなり、波長較正量は最大約 5 nm となった。このことから、この傾向は本研究で使用した CASI-3 の特性と考えら

れる。本提案手法によって波長較正した分光反射係数画像における酸素吸収帯のアーティファクトは、大幅に低減されていることが分かる。

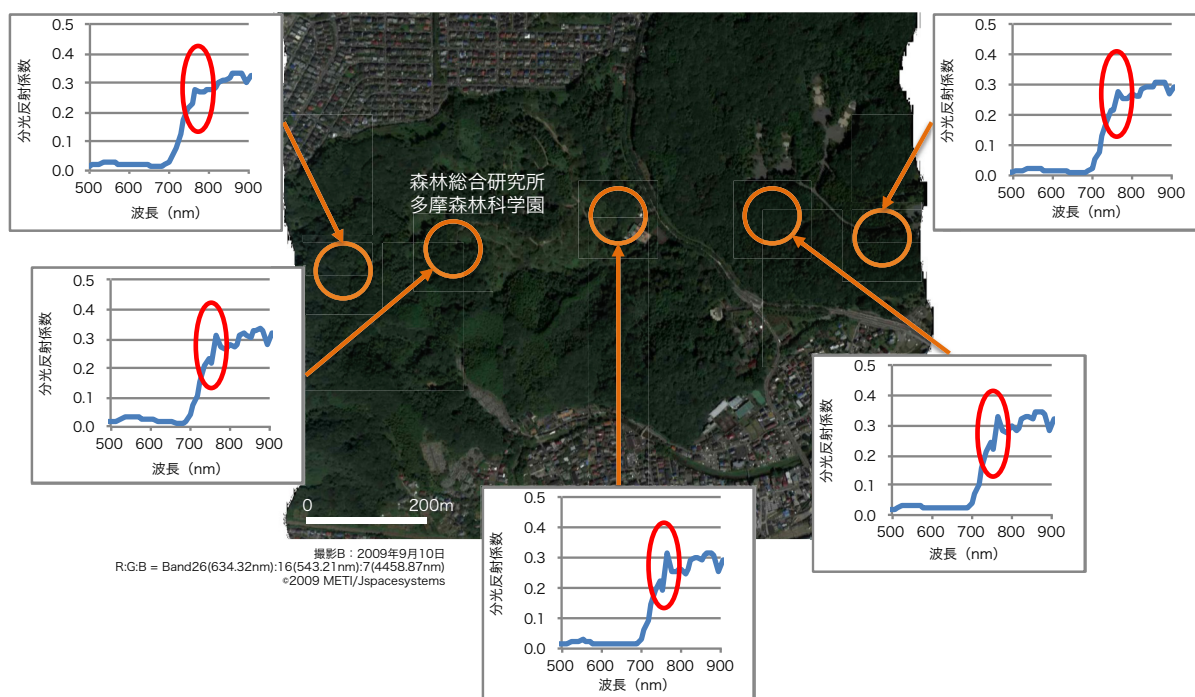


図 2.17 樹種分類に用いた波長未較正の分光反射係数画像におけるアーティファクト

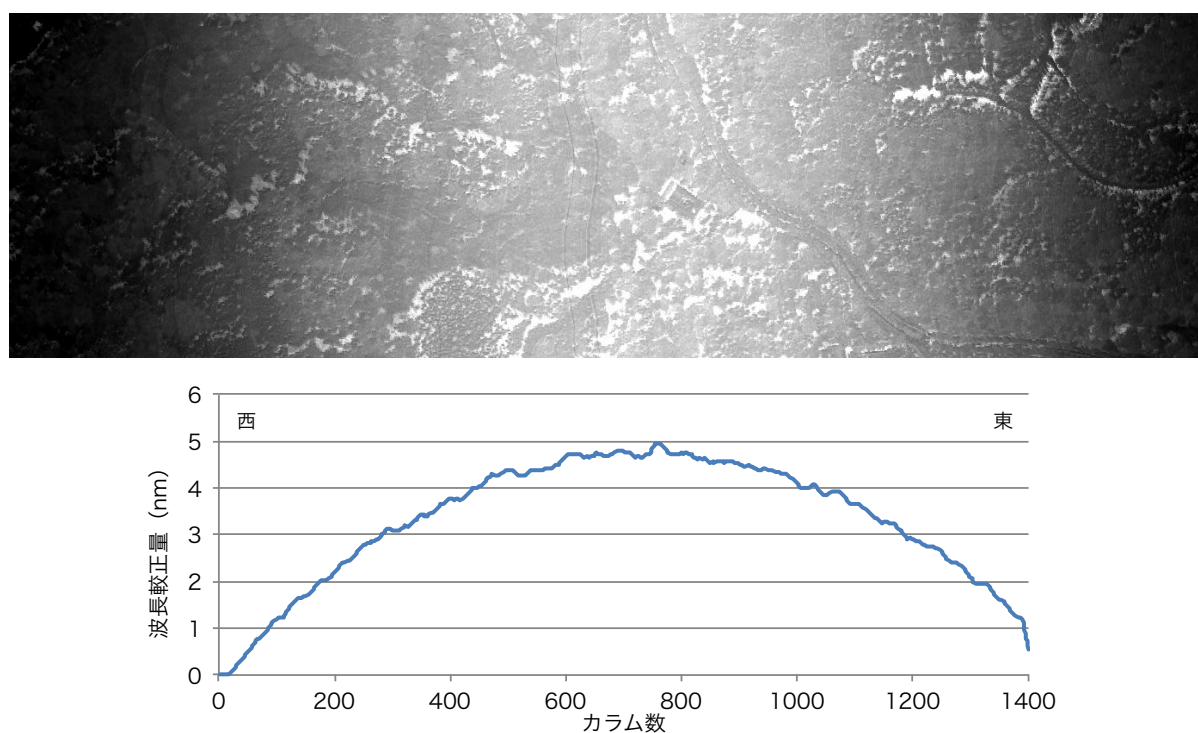


図 2.18 差分二乗値の分布（上段）と Cross Track 方向の波長較正量（下段）
（CASI-3、多摩森林科学園）

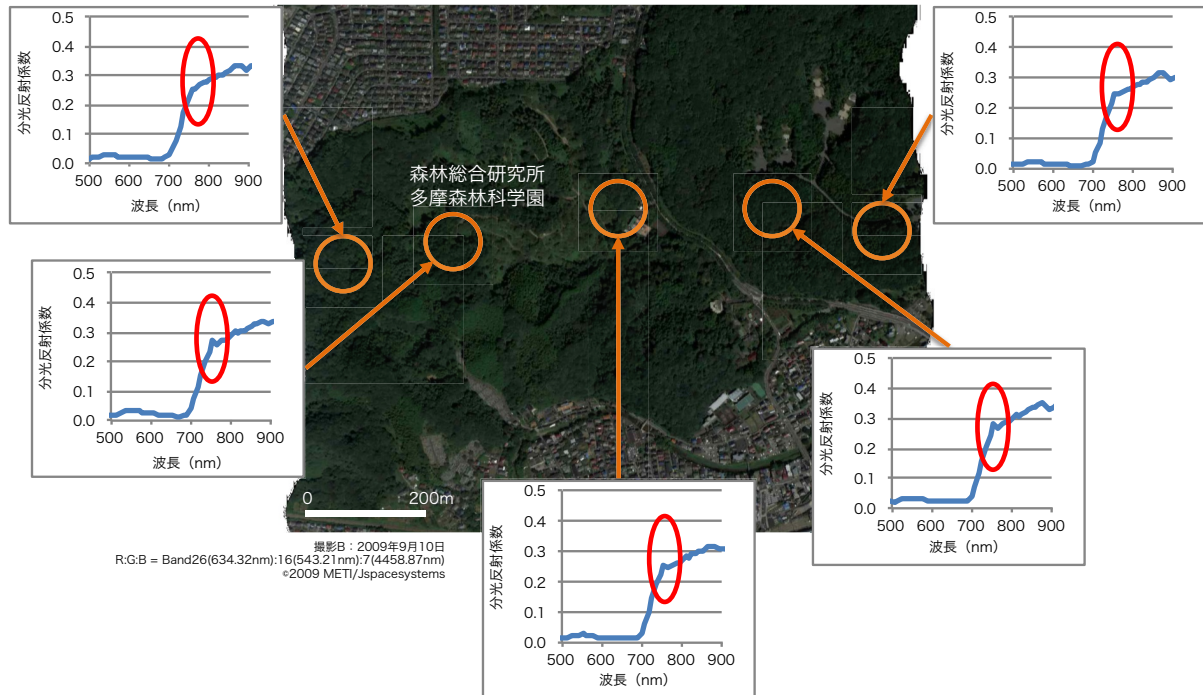


図 2.19 波長校正済分光反射係数画像

波長未校正および波長校正済みの画像における差分二乗値のクロストラック方向の分布を図 2.20 に示す。波長未校正における差分二乗値のクロストラック方向の傾向は、波長校正によって、波長校正済分光反射係数画像において低減されている。波長校正によって、同じクロストラックにおける波長未校正および波長校正済分光反射係数画像に SAM 法を適用した結果を図 2.21 に示す。SAM 法のトレーニングデータは、CASI-3 の波長未校正分光反射係数データにおいてアーティファクトが少ない画像の西端付近の樹冠スペクトルとし、算出結果はスペクトルの特徴空間内でトレーニングデータと各画素のスペクトルがなす角度として表した。その結果、波長未校正データでは、画像端では角度が小さく（約 0.02）、よりトレーニングデータと類似した結果となったが、画像の中央では大きくなり（約 0.10）、クロストラック方向に対して、波長校正量と同様の傾向を持って変化している。一方、波長校正済データではそのような傾向はなくなり、画像中央部における角度の増加は見られなかった。

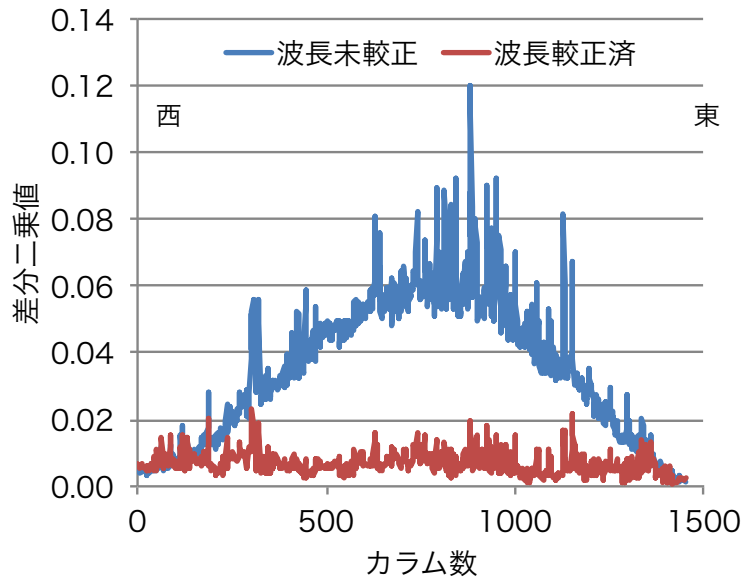


図 2.20 樹種分類に用いた航空機ハイパースペクトルデータにおける波長未校正および波長較正済画像における差分二乗値のクロストラック方向の分布の比較

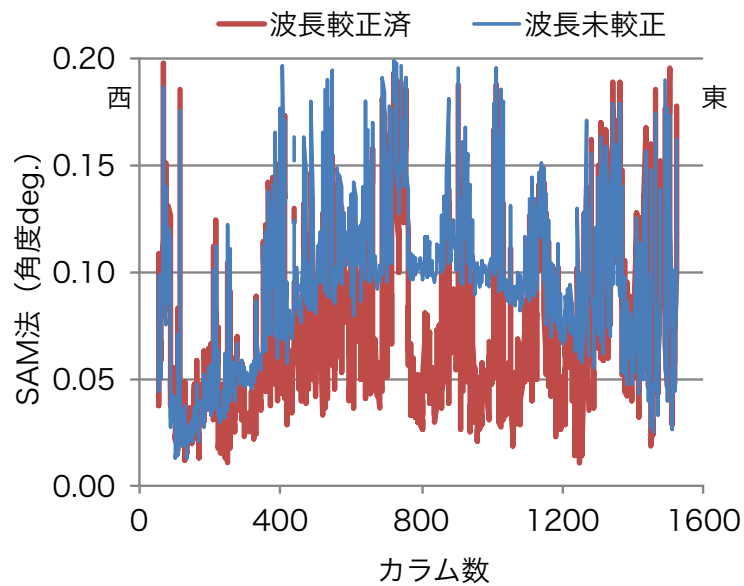


図 2.21 樹種分類に用いた航空機ハイパースペクトルデータにおける波長未校正および波長較正済画像における樹種分類 (SAM 法) のクロストラック方向の分布の比較

2.10 考察

(1) 光路長および大気モデル因子がシフト量に与える影響評価

波長較正が必要となる観測条件依存の要因として、光路長の変化による大気の影響が考えられる。大気の吸収特性は、光路長の変化によって吸収帯の中心波長は変わらないものの、吸収帯の深さや幅は変化するためである。航空機センサは衛星センサよりも広い視野角を持っていることから、直下を観測している画像の中央部と端では光路長が異なり、シフト量が増える可能性がある。さらに、航空機センサは衛星センサと異なり、観測高度を大きく変えることができるため、光路長が大きく増減する。また、放射伝達モデルの大気モデルやエアロゾルモデルが観測時の大気を正確に再現していないことによって生じている可能性もある。そこで、飛行高度を変えた観測結果を踏まえ、放射伝達モデルのパラメータを変えることによって、光路長や大気モデルがシフト量に与える影響を評価した。この解析では、放射伝達モデルに大きく影響する飛行高度、大気モデルおよびエアロゾルモデルを変化させた。飛行高度は、実際の観測高度である 1142 m に対し、大幅に高度を上げた 5000 m を代入した。大気モデルは、既存研究より、観測地域に標準的な中緯度夏モデルとは大きく異なる極域モデルに変えて計算し、エアロゾルモデルは観測地域に標準的な RURAL とは特性が異なる MARITIME を用いた¹²⁾。

AISA における白色シートの画素を対象に、放射伝達モデルにおいて光路長および大気モデル因子を変化させたパラメータによって算出した分光反射係数データの酸素吸収帯における波長シフト量を図 2.22 に示す。図では、飛行高度、大気モデル、エアロゾルモデルを変えた分光反射係数データの波長シフト量の他に、比較対象としてパラメータを変化させていない分光反射係数データの波長シフト量も示した。飛行高度におけるパラメータの変化では最適シフト量が+2 nm から+1 nm になったものの、大気モデルおよびエアロゾルモデルでは最も特性が異なるモデルを用いても最適シフト量は変化しなかった。このことは、光路長の変化や大気モデルなどによって波長シフトが生じることは殆ど無いことを示している。

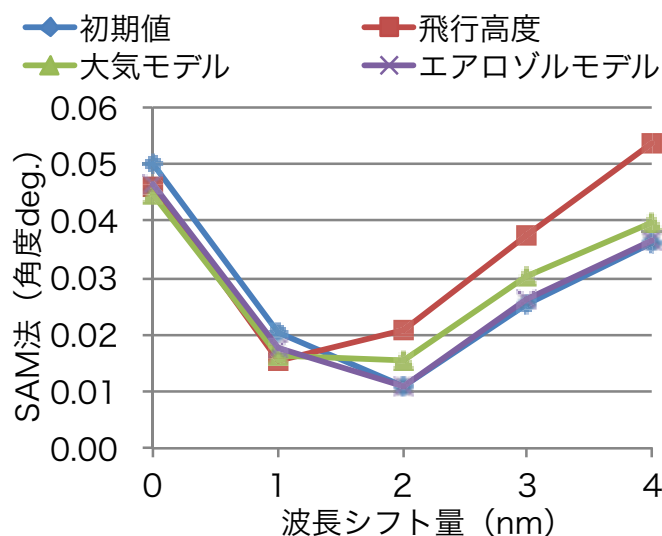


図 2.22 放射伝達モデルの大気パラメータが波長較正量の推定に与える影響度の比較

(2) 波長シフトの発生要因

波長較正量は、クロストラック方向に対してある傾向をもって変化し、その傾向や変化量はセンサや検出器、観測条件ごとに異なることが判明した。この中心波長のシフトが発生する要因として、機器に起因する要因のほかに大気に起因する要因が考えられる。しかし、放射伝達モデルによる影響度の解析結果、大気モデルやエアロゾルモデル、飛行高度に実際と異なる設定や値を代入しても、算出される反射スペクトルはわずかに変化するものの、シフト量はほとんど変わらず、クロストラック方向に見られた変化のほうが大きかった。また、同じ季節に同じ二次元配列 CCD を持つ AISA と CASI-3 において、全く逆の波長較正量の分布傾向が得られたことから、このシフトが大気に起因するとは考えにくい。本研究において得られたシフト量は、放射伝達モデルの計算根拠である標準大気モデルを基準にしているため、観測日の観測地点における大気を放射伝達モデルに再現した場合、異なるシフト量が算出される可能性もある。しかし、パラメータを変えた結果、その違いはクロストラック方向の変化と比較して十分に小さいと考えられることから、クロストラック方向に対する波長較正量の変化の要因に大気の影響が占める割合は低いと考えられる。

機器に起因する要因として、光学レンズや分光系の歪、温度変化による二次元配列センサの素子の変形などが考えられる。AISA はスリットを通過した入射光が平行に

なるコリメータレンズを採用したテレセントリック光学系によって歪みを補正している。また、年に1度のメンテナンスにおいて、誤差がなくなるよう補正している。CASI-3では機器内部において光学的な補正を施してはいないが、年に1度のメンテナンスにおいて二次元配列センサのアライメントを確認し、空間方向および波長方向共に1画素以内の誤差になるよう調整している。そのような状況において、CASI-3の結果に見られるように、飛行高度が変わることによってシフト量が増加したことは、機器にかかる大気圧や大気温度の変化が機器に影響して、シフト量が増加した可能性が高い。既存研究では、飛行高度3000～4000 mにおいて飛行中に気温と湿度が大きく変化し、光学系に歪みが生じ、縞状のノイズが発生したことを報告している¹²⁾。波長シフト量が飛行高度の上昇に伴い増加したことは、機器の置かれている環境が飛行高度によって変化したためと考えられる。

以上より、本研究によって明らかとなったクロストラック方向に対する波長較正量の変化傾向は、機器に起因する誤差要因に加え、測定条件の変化によるシフト量の増減によるものと考えられる。このことから、取得されたデータごとに差分二乗法を適用し、最適な波長較正量を推定することが必要となる。

2.11 まとめ

本研究においてアーティファクトを定量的に表し、波長較正量を推定できる差分二乗法を提案し、定期的なメンテナンスが施されている航空機ハイパースペクトルセンサにおいても観測条件によって機器の特性が変化し、中心波長がクロストラック方向に対してある傾向をもってシフトし、アーティファクトが発生すること、センサによっては画像の中心ほどアーティファクトが大きいこと、波長較正によってハイパースペクトルデータのアーティファクトを大幅に低減できることを示すことができた。この差分二乗法は、反射スペクトルがフラットな人工物だけでなく、複雑なスペクトルパターンを持つイネのような植物体にも適用可能であり、農地や森林などの一般的な土地利用を撮影した航空機ハイパースペクトルデータにおいても波長較正量を推定でき、波長較正を施したアーティファクトの少ない分光反射係数データを得るために有用であることを示すことができた。また、ハイパースペクトルセンサを用いた樹種分類を例とし、アーティファクトによるスペクトル形状の変化が、樹種によって変わ

るスペクトルの形状の変化よりも大きいことを示し、本研究の提案によってアーティファクトがデータ利用に与える影響を評価することができた。

第3章 ハイパースペクトルデータにおける正規化手法の適用

3.1 はじめに

本章では、推定モデルの精度に影響すると考えられる観測時の幾何学的条件によって変動する分光反射係数を、新たな正規化手法である分光反射係数の単位ベクトル化によって低減する手法を提案する。まず正規化処理されていない分光反射係数の問題点を整理し、その問題がリモートセンシングデータの実利用に及ぼす影響を具体的な事例をもって示す。次に、本提案手法の特徴を述べる。最後に、単位ベクトル化分光反射係数によって、植生と土壌の混合スペクトルから土壌スペクトル情報を復元できたことを示すとともに、樹種分類の精度が向上できたことを示す。また、樹種分類を例に、本提案手法の適用限界について考察する。

リモートセンシングにおける正規化とは、対象物の比較したい特徴が、それ以外の性質の変化に対して不変になるよう、データに施す手続きのことである¹⁾。本章では正規化処理されていないリモートセンシング画像の分光反射係数を見かけ分光反射係数（以下 Apparent Reflectance: AR とする）とする。AR は、地形の傾斜や地表対象物の構造によって大きく変動する。正規化処理されていない衛星ハイパースペクトルセンサ Hyperion のバンドのうち、赤色域バンドを赤、緑色域バンドを緑、青色域バンドを青に発色した RGB 画像であるトゥルーカラー画像を図 3.1 に示す。画像の観測対象地域は、南米チリの首都サンチャゴの北東に位置するアンデス山脈である。急峻な山地の尾根が南北に伸びる特徴的な地形である。尾根付近は同一の地層からなると考えられるため、尾根の周辺は同様な輝度値になるはずであるが、実際には太陽側の東側斜面は明るく、反対側の西側斜面は暗くなっている。この様な観測データの変動を補正していない画像では、同じ地層でも尾根を挟んで異なる分光反射特性になることから、リモートセンシングデータによって地層の分類を試みた場合、同じ地層でもそれぞれ異なる地層として分類される。この様に、太陽と地表面とセンサとのなす角度が変わることによって、分光反射係数は変動する。

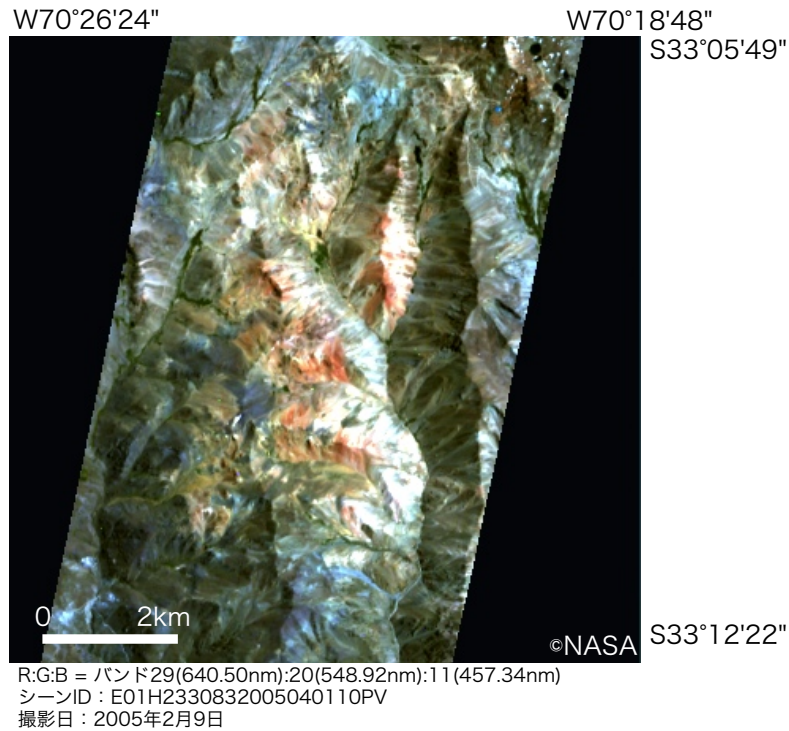


図 3.1 正規化処理されていないリモートセンシング画像における地形効果

太陽と地表面とセンサの角度が変わらなくても、地表対象物の構造によって分光反射係数が変動することもある。図 3.2 に地表対象物の構造を特徴づける粗度が変化した場合の模式図を示す。粗度の変化によって陰影の割合が変化し、同じ対象物から構成される場所の分光反射特性が変動することを示している。このことは、同じ対象物でも、粗度の違いによって異なる対象物として分類されることを示している。この様に、地表対象物の構造によって、分光反射係数が変動することがある。これらの変動は、高波長分解能を生かして詳細に分類や推定モデルを構築することを目的に使用されるハイパースペクトルデータにとって、極力低減する必要がある。

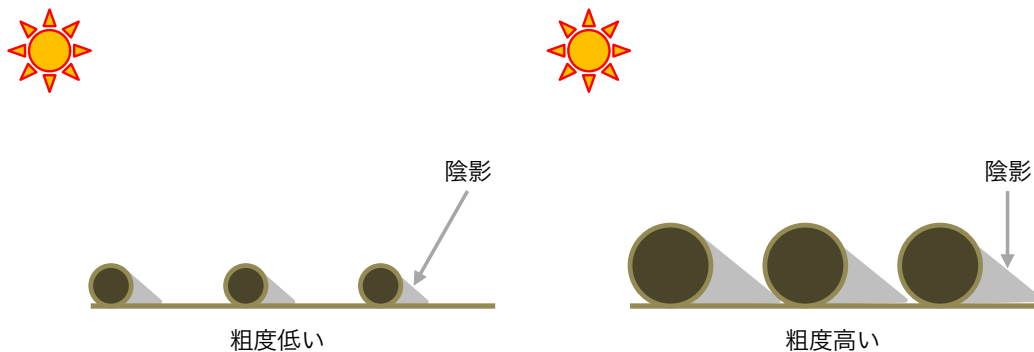


図 3.2 地表面の構造による分光反射係数の変動の模式図

正規化処理をしない場合、リモートセンシングデータと地表対象物の物性を結びつける推定モデルが構築できない場合がある。その一つに植生被覆率の推定がある。植生と土壌が混在した地域の現地写真を図 3.3 に示す。植生被覆率は表土に植物が覆う単位面積あたりの割合である。リモートセンシングを用いた資源分野における鉱床探査²⁾³⁾や農業分野における土壌調査⁴⁾⁵⁾においては、調査対象である岩石やその風化生成物および土壌などからなる表土の分光反射特性の抽出を植生が妨げていることから、表土と植生の混合スペクトルから植生スペクトルの影響を低減する必要がある。この様に、異なる分光反射特性を持つ対象物が混合した時のスペクトルを解析し、混合対象物の物理特性や混合状態を推定することをスペクトルミクスチャー解析という。土壌調査においては混合スペクトルに対する植物の影響度を評価するためには、植生被覆率は重要な情報であるが、植生被覆率の現地計測は困難であり、労力もかかることから、広域の調査においてはリモートセンシングによって効率的に取得すべき情報である。また、植物のバイオマスは地球環境問題の指標となるが、植生被覆率はその基本的な情報である。この様に、環境パラメータの把握にリモートセンシングが活用されており、植生被覆率は、この問題を検討するために重要なパラメータである。



図 3.3 植生と土壌が混在した地域の例（チリ）

混合スペクトルから植生被覆率を推定する手法としてリモートセンシングデータの各バンドを演算して求める植生指数 (Vegetation Index: VI) がある⁶⁾⁷⁾。土壌と植生のスペクトル、および植生被覆率ごとの土壌と植生の混合スペクトルを図 3.4 に示す。土壌および植生の分光反射係数として Johns Hopkins University のスペクトルライブラリにある Conifer と Gray/dark brown extremely stoney coarse sandy type (Cryumbrept 87P3855)を用いた。混合スペクトルはエンドメンバースペクトルの線形和となるモデルを用いた⁷⁾。土壌のスペクトルは短波長側から長波長側に向かって徐々に分光反射係数が大きくなる分光反射特性を有している。植生のスペクトルは赤色域のクロロフィルの吸収による低い分光反射係数と、植物壁の散乱に起因する近赤外域における高い分光反射係数が特徴的な分光反射特性を有している。混合スペクトルを土壌と植生スペクトルの線形和として表すと、植生被覆率が大きくなるとともに、赤色域と近赤外域の分光反射特性の差が大きくなる。

植物と土壌が混在する画素では、土壌と植生の粗度が異なるため、観測角度の変化や光源の移動などの観測幾何学的条件の変化によって、同じ場所でも植生と土壌では異なる倍率で分光反射係数が変動する。このことから、リモートセンシングデータにおいて、植物と表土がそれぞれ同じ分光反射特性を持ち、植生被覆率が同じであったとしても、太陽高度、センサ角度、地形の傾斜および地表面粗度など、測定時の観測幾何学的条件の変化によって⁸⁾、同じ植生と土壌の混合スペクトルにおいても、正規化されていない分光反射係数では、異なる混合スペクトルとなる。植物と土壌がそれぞれ異なる粗度を持った場合や、観測角度が変わる条件における模式図を図 3.4 に示す。また、植生と土壌の混合スペクトルを図 3.5 に示す。観測条件によって変動する分光反射係数の倍率は、植物と土壌の分光反射係数において、それぞれ 0.5 倍と 0.2 倍とした。その結果、分光反射係数を替えていないデータと変えたデータを比較すると、混合スペクトルはそれぞれ異なる形状となる。

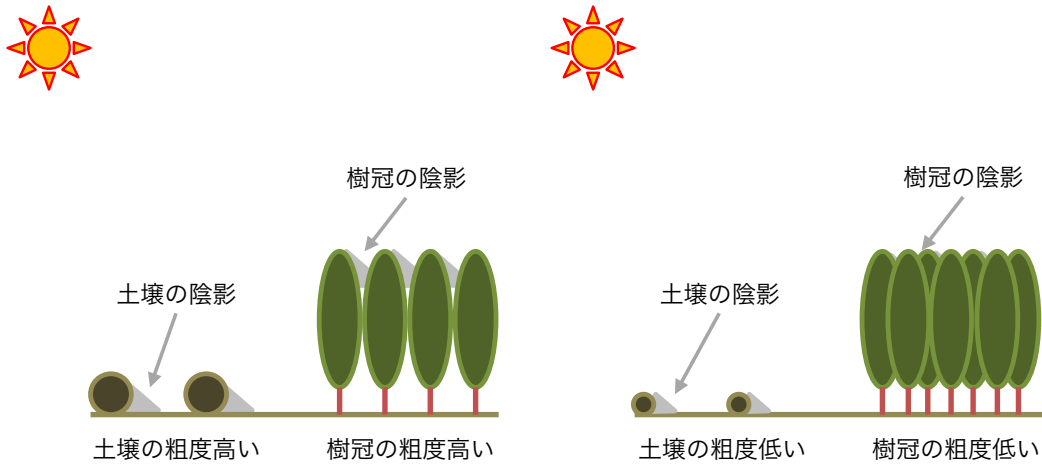
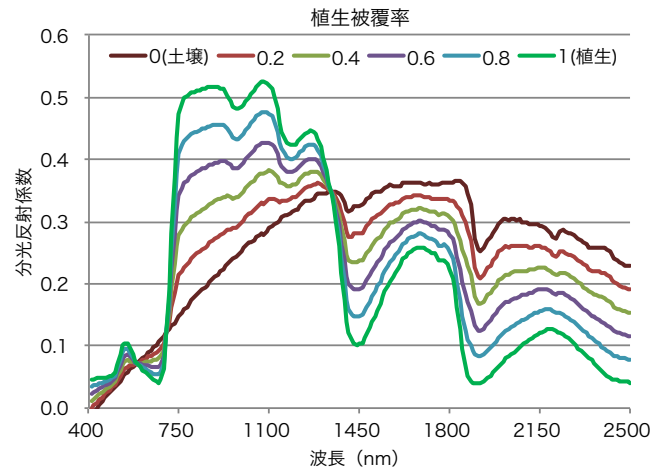


図 3.4 粗度が異なる植物と土壌の模式断面図

(a) 反射強度を変えていない場合



(b) 反射強度を変えた場合 (土壌×0.2、植生×0.5)

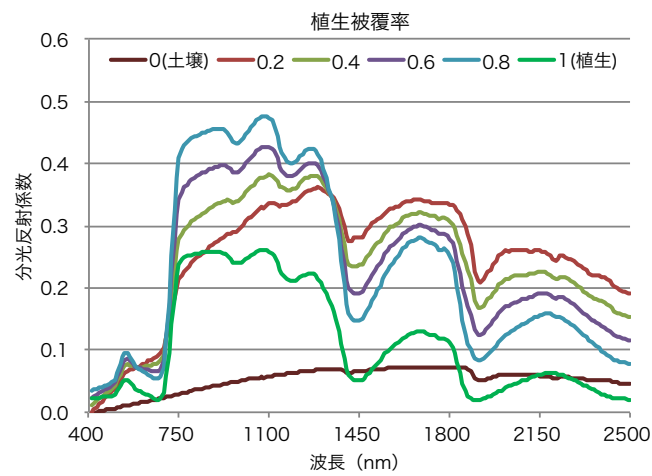


図 3.5 植生被覆率ごとの植生と土壌の混合スペクトル

植生指数を利用することによって、特定のバンドの情報を組みわせて、簡便に混合スペクトルの情報を抽出することができる。幾つか提案されている植生指数のなかで、正規化植生指数（Normalized Difference Vegetation Index: NDVI）が利用されている。NDVI は、植生被覆率や植物の活性度が異なることによって赤色域と近赤外域の分光反射係数が変化することを利用した指数である⁶⁾⁷⁾。図 3.6 に混合スペクトルに NDVI で利用される赤色域と近赤外域の波長帯を示す。また、NDVI の式を式 3.1 に示す。

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \cdot \cdot \cdot \quad (3.1)$$

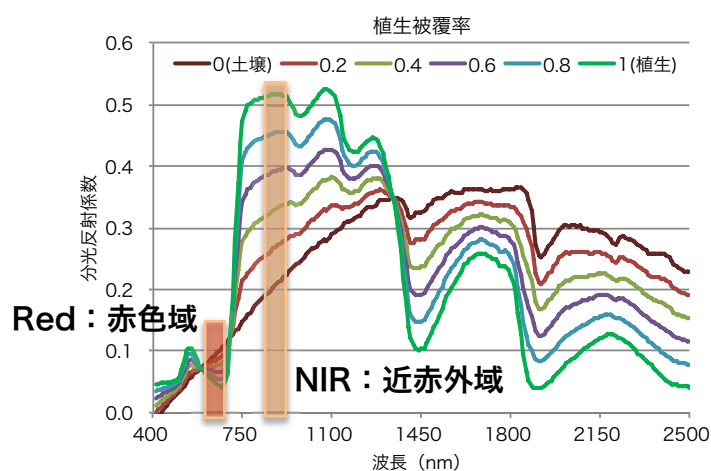
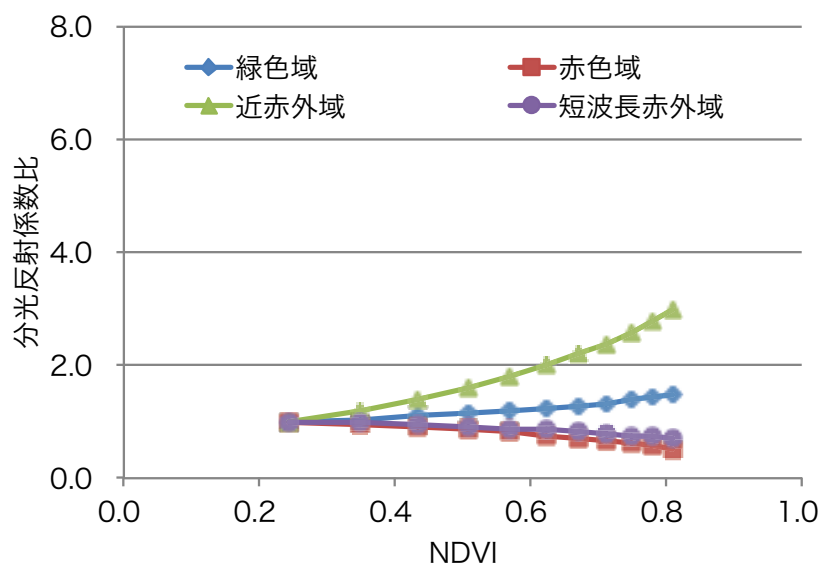


図 3.6 NDVI に利用される波長帯

ここで、 R は赤色域の分光反射係数であり主に 630 nm 付近のデータが用いられ、 NIR は近赤外域の分光反射係数であり主に 830 nm の分光反射係数が用いられる。NDVI は赤色域と近赤外域の分光反射係数の合計を分母にして正規化しているため、NDVI の値は 0~1 の間となり、植生被覆率が高いほど NDVI は高くなる。式(3.1) から分かるように、土壌や植生のみからなる画素であれば、地形効果などによって分光反射係数が k 倍に変動しても NDVI は変動しない。混合スペクトルから算出した NDVI と植生被覆率ごとの混合スペクトルの相関を図 3.7 に示す。なお本研究では、土壌スペクトルと比較して、混合スペクトルにおける植生スペクトルの影響を評価する観点から、土壌スペクトルを基準とし、混合スペクトルを土壌スペクトルで除した、分光反射係数比によって相関を検討した。図 3.7 に示すように、植生と土壌の分光反

射係数が同じであった場合においても、正規化されていない分光反射係数では、同じ植生被覆率においても、異なる NDVI が算出される。これは、植生被覆率と NDVI という、相関が得られるべきリモートセンシングデータと対象物の物理量であっても、正規化していない分光反射係数では、推定モデルが構築できないことを示している。

(a) 反射強度を変えていない場合



(b) 反射強度を変えた場合（土壌×0.2、植生×0.5）

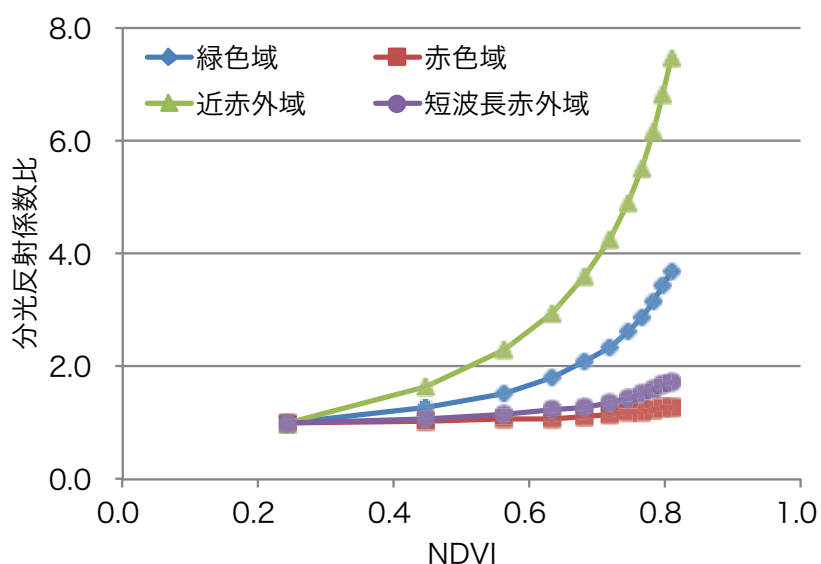


図 3.7 正規化されていない植物と土壌の混合スペクトルによる植生被覆率と NDVI の相関

正規化されていない観測データでは、樹冠の起伏によって、同一の樹冠の分光反射係数は変動する。CASI-3 によって観測された多摩森林科学園にある樹冠を図 3.8 に示す。図には、空間解像度約 1 m の CASI-3 のトゥルーカラー画像と現地写真を示す。対象とした樹冠は十数 m の平面的な広がりがあり、日照側の樹冠の輝度値は明るく、その反対側は暗くなっている。この樹冠の分光反射係数を図 3.9 に示す。同一樹冠の分光反射係数であることから、本来であれば非常に類似した分光反射係数になるが、観測データでは、樹冠形状によって分光反射係数は大きく変動している。



図 3.8 樹冠形状による陰影

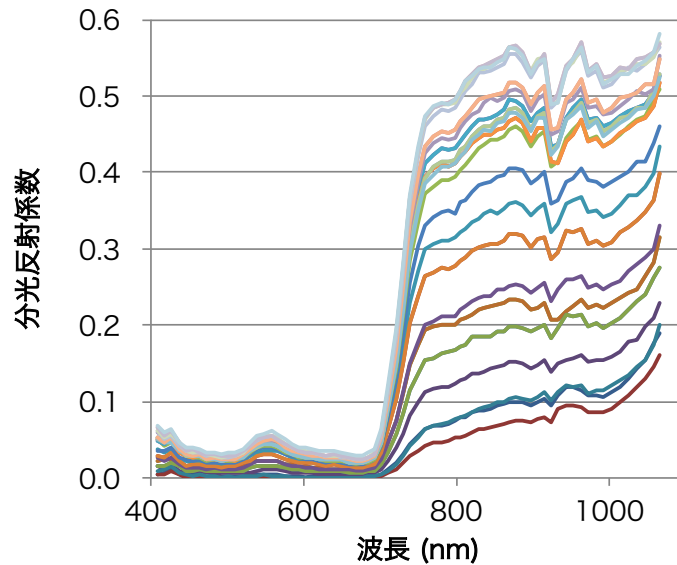


図 3.9 樹冠形状による陰影に起因する同一樹冠における分光反射係数の変動

3.2 単位ベクトル化分光反射係数の提案

既存の研究では、地形効果などに起因する分光反射係数の変動を低減するために、様々なスペクトルの正規化が用いられている⁹⁾¹⁰⁾。Logarithmic Residual 法は、空間方向とスペクトルの平均値の対数をとることによって、地形効果を抑制している⁹⁾。しかし、本手法は空間方向の平均値を用いていることから、比較的広い範囲に同様なスペクトル特性を持ったものが分布している地域では効果的ではない¹¹⁾。また、各画素におけるスペクトルの平均値を用いる正規化手法によって、地形と大気の影響を抑制する手法もある¹⁰⁾。しかし、平均値を用いた正規化法では分光反射係数によっては算出結果が大きく変動することがあり、様々な対象物が混在する広域を一律に評価するのは困難な場合もあると考えられる。

そこで本研究では、スペクトルの単位ベクトル化による正規化法をリモートセンシングデータに適用することを提案する。スペクトルの単位ベクトル化は、質量分析計などにおいて得られる質量と電荷比のスペクトルを比較するときなどに用いられる手法の一つであり、各バンドのデータを全バンドのデータの二乗和の平方根で割った値である¹²⁾。単位ベクトル化の特徴は、スペクトルの形状を変えることなく、全てのデータの数値を 0 から 1 の間に収めることによって数値の変動量を抑制し、スペクトルの比較を容易にできることである。リモートセンシングデータに単位ベクトル化

を適用した式を式(3.2)に示す。

$$Ruv_i = \frac{Ra_i}{\sqrt{\sum_{j=1}^m Ra_j^2}} \cdots \quad (3.2)$$

ここで Ruv_i はバンド i の単位ベクトル化分光反射係数（以下、UVR：Unit Vectorized Reflectance とする）、 Ra_i および Ra_j はバンド i および j の AR、 m はバンド数である。UVR では、大気散乱などの波長依存性のある変動を除き、反射強度が全バンド一律に k 倍に変動した場合、式(3.3)のように展開でき、スペクトルの形状は変わらないことが分かる。

$$\frac{kRa_i}{\sqrt{\sum_{j=1}^m (kRa_j)^2}} = \frac{kRa_i}{k\sqrt{\sum_{j=1}^m (Ra_j)^2}} = Ruv_i \cdots \quad (3.3)$$

3.3 正規化による植生被覆率と植生指数のモデル化

そこで本研究では、UVR がスペクトルミクスチャー解析に有効な手段であることを示すために、地質分野を対象に、正規化処理前における分光反射係数の変化に影響されない混合スペクトルの NDVI 算出手法を導入した。さらに、単位ベクトル化した混合画素と表土の分光反射係数比、および NDVI の回帰モデルによって、植生と土壌の混合スペクトルから植生の影響を低減した土壌の分光反射係数を復元する手法を提案する。UVR を用いた表土と植生の混合スペクトルの線形和モデル⁷⁾を式(3.4)に示す。

$$p(\lambda) = a \times m(\lambda) + (1 - a) \times M(\lambda) \cdots \quad (3.4)$$

ここで、 $p(\lambda)$ は波長 λ における植生と表土の混合画素の UVR、 $m(\lambda)$ は波長 λ における植生の UVR、 $M(\lambda)$ は波長 λ における表土の UVR、 a は植生被覆率である。植生と表土は異なる二方向反射特性（以下、Bidirectional Reflectance Distribution Function: BRDF とする）を持っていると考えられることから、同じ幾何学的観測条

件の変化においても、植生と表土の反射強度の変化は異なると考えられる。BRDFにおける波長依存性が無視できる場合、UVRによる混合スペクトルでは、式(3.2)より反射強度が変化しても $m(\lambda)$ や $M(\lambda)$ のスペクトルは変わらないため、式(3.3)の $p(\lambda)$ は反射強度の変化に影響されず、それから算出される NDVI も変化しないことが分かる。

本研究では、混合画素の UVR から植生の影響を低減して表土の UVR を推定する手法として、混合画素と表土の UVR の比である分光反射係数比を提案する (式(3.5) 参照)。

$$R(\lambda) = \frac{p(\lambda)}{M(\lambda)} = \frac{\{a \times m(\lambda) + (1-a) \times M(\lambda)\}}{M(\lambda)} \quad \dots \quad (3.5)$$

ここで、 $R(\lambda)$ は波長 λ における分光反射係数比である。表土の UVR で割る理由は、表土を基準にすることにより、混合画素における植生の影響度を容易に比較できるからである。ある画素が表土のみからなる場合、分光反射係数比は 1 となり、混合画素の場合、植生被覆率に応じて分光反射係数比は変化する。反射強度の変化における波長依存性が無視できる場合、式(3.4)より、反射強度の変化に影響されない UVR を用いることによって分光反射係数比は植生被覆率によって規定できる。また式(3.4)で示したように、NDVI も UVR を用いることによって反射強度の変化の影響を受けず、植生被覆率によって規定できる。以上より、分光反射係数比と NDVI の相関は、反射強度の変化によらず、植生被覆率に依存した回帰モデルになると考えられる。本研究では、分光反射係数比と NDVI の回帰曲線を植生影響低減曲線とし、この回帰モデルから植生の影響を低減したスペクトルを求めることを植生影響低減手法とする。

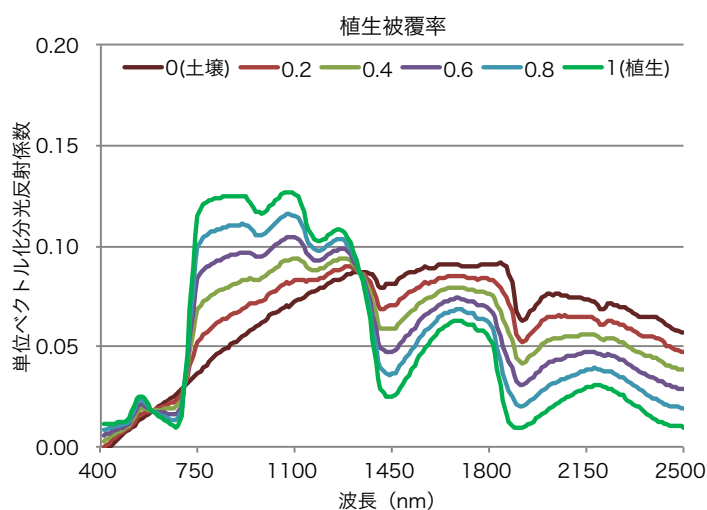
3.4 単位ベクトル化分光反射係数の適用

(1) スペクトルライブラリデータへの適用

植生影響低減手法を、スペクトルライブラリの植生スペクトルと表土スペクトルに適用した。植生および表土の分光反射係数として図 3.3 において利用した Johns

Hopkins University のスペクトライブラリにある Conifer と Gray/dark brown extremely stoney coarse sandy type (Cryumbrept 87P3855)を用いた。各データは式(3.2)を用いて単位ベクトル化した。UVR を利用した植生影響低減手法が反射強度の変化に依存しないことを示すために、ここでは既存の BRDF に関する研究¹²⁾¹³⁾を参考に、任意の反射強度として植生データは反射強度を 0.5 倍、表土データは 0.2 倍にした UVR の混合スペクトルを式(3.4)から作成した。植生被覆率ごとの UVR を図 3.10 に示す。植生被覆率は 0 から 1 において 0.2 間隔で示した。

(a) 反射強度を変えていない場合



(b) 反射強度を変えた場合 (土壌×0.2、植生×0.5)

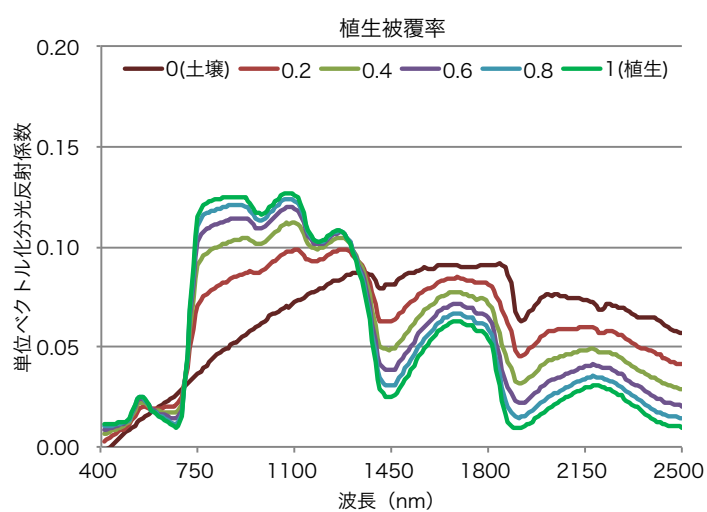
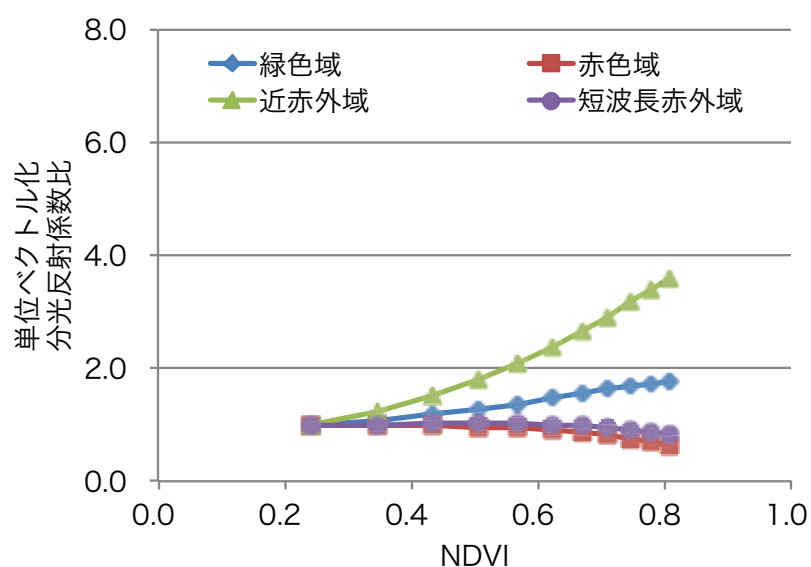


図 3.10 混合スペクトルにおける正規化処理前の分光反射係数と単位ベクトル化分光反射係数

図 3.10 に示した各植生被覆率の UVR から式(3.5)によって求めたバンド別分光反射係数比と、各植生被覆率における NDVI の関係を図 3.11 に示す。その結果、図 3.4 において示したように、AR では反射強度が異なると違う回帰曲線になるが、UVR ではほぼ同じ回帰曲線になり、単位ベクトル化によって反射強度の変化に影響されない NDVI と分光反射係数比の回帰曲線を求めることができた。この回帰モデルは植生被覆率に依存すると考えられる。

a) 反射強度を変えていない場合



b) 反射強度を変えた場合 (土壌×0.2、植生×0.5)

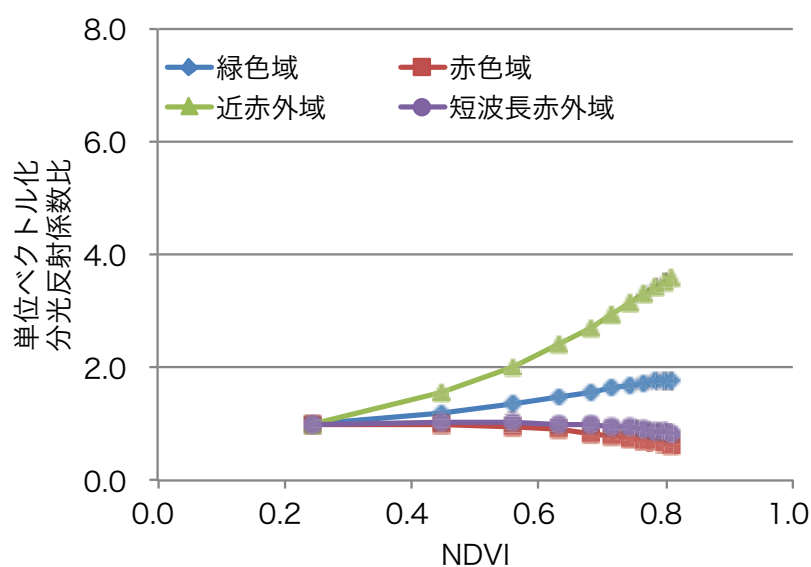


図 3.11 NDVI と分光反射係数比の相関

(2) 衛星データへの適用

植生影響低減手法を衛星ハイパースペクトルセンサ Hyperion および衛星マルチスペクトルセンサ ASTER の観測データに適用した。衛星データにおける植生影響低減手法のフローを図 3.12 に示す。

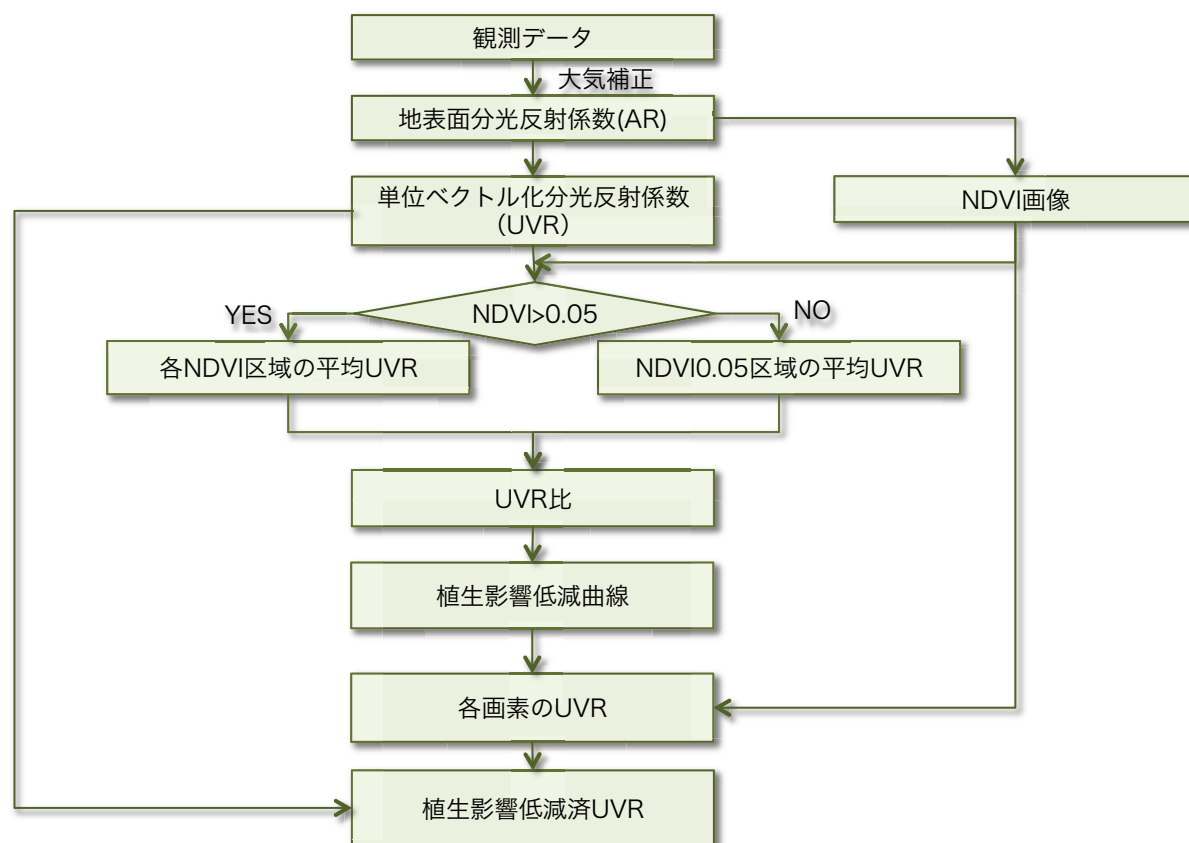


図 3.12 植生影響低減手法のフローチャート

対象地域はチリ中部、首都サンチャゴ東方の山岳地域である。対象地域の広さは東西約 60 km (ASTER 観測幅)、南北約 480 km (ASTER 8 画面分) である。対象地域を図 3.13 に示す。地形は標高 2000 ~ 5000 m の山岳地形である。植生は、標高 3000 m 以下では灌木や草などが植生被覆率 20 ~ 80 % で生えているが、標高 3000 m 以上では疎らとなり、4000 m 以上ではほとんど裸地となる。表土は岩石や風化生成物であり、植生の多い地域では土壌が認められる。この様に、本地域は起伏に富む地形であることから、地形効果に対する正規化による効果の確認に適している。また、植生の少ない地域から多い地域を含むため、植生影響低減手法の適用結果の検討に適している。

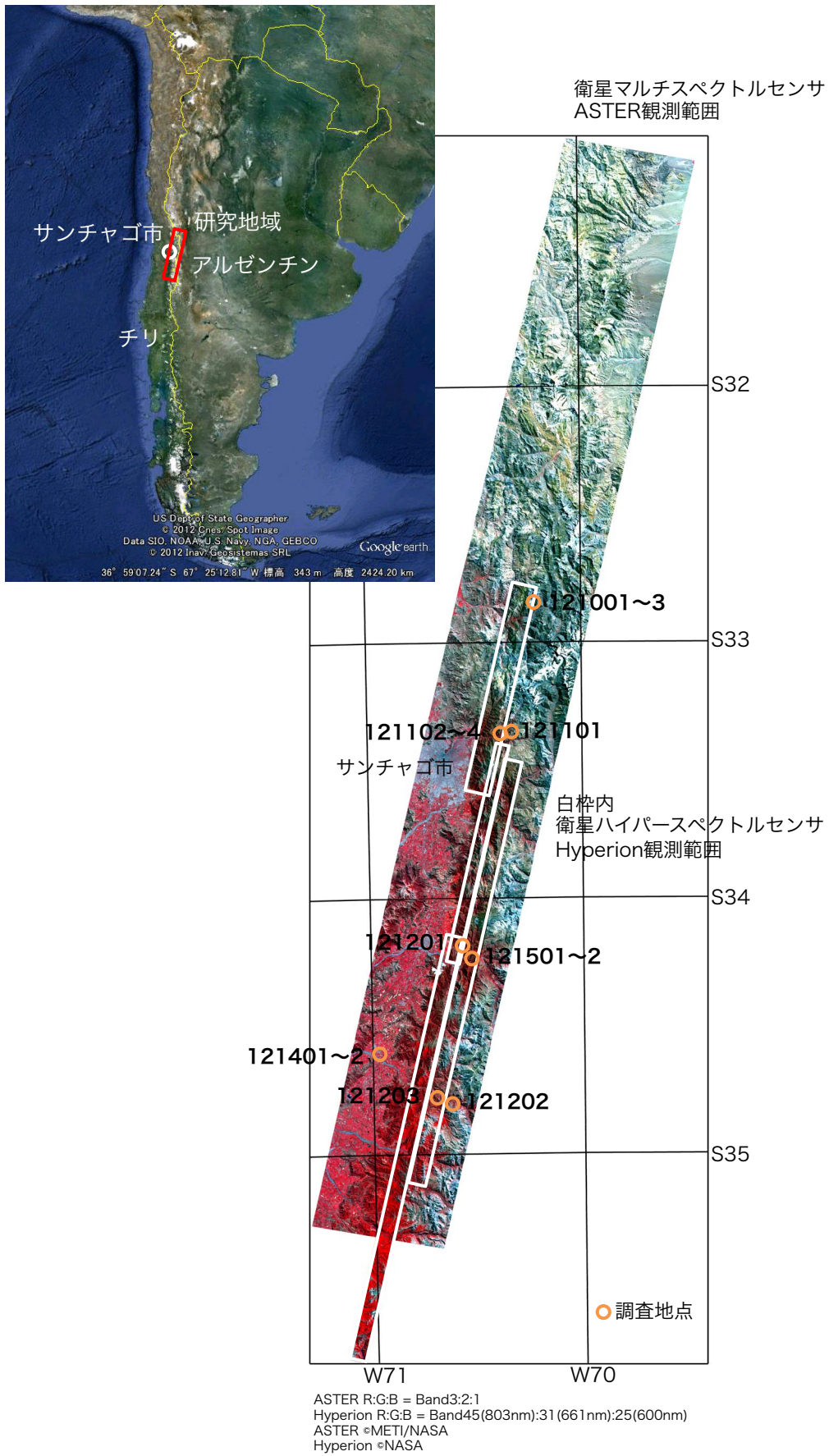


図 3.13 研究地域 (チリ中部)

使用した衛星データは、ASTERの幾何補正済画像であるレベル3Aプロダクトと、Hyperionの幾何補正済輝度値画像であるLIGstプロダクトである。使用した衛星画像の一覧を表3.1(a)と(b)にそれぞれ示す。ASTERデータの撮影日は2004年3月19日、Hyperionは2003年2月20日、2005年2月9日、同年3月13日、2007年12月14日である。ASTERデータは空間解像度15mであるバンド1～3をバンド4～9の空間解像度である30mにリサンプリングし、ASTERバンド1～9を対象に輝度値に変換した後、大気ガスの吸収や散乱を考慮して地表面分光反射係数を算出する放射伝達モデルMODTRAN4¹⁴⁾を用いたENVIの大気補正機能FLAASHによって地表面分光反射係数に変換した。Hyperionデータは、米国地質調査所のGloVis(Global Visualization Viewer)から取得し、FLAASHを用いて地表面分光反射係数に変換した。Hyperionの観測波長帯は426.82～2395.50nm、使用したバンド数は196、空間解像度は30mである。大気補正に用いた大気モデルは中緯度夏モデル、エアロゾルモデルはRuralである。

表 3.1(a) 衛星画像一覧 (衛星ハイパースペクトルセンサ Hyperion)

観測日	画像番号
2005年2月9日	EO1H2330832005040110PV_SGS_01
2003年2月20日	EO1H2330832003051110PW_SGS_01
2005年3月13日	EO120030832005072110PU_SGS_01
2007年12月14日	EO120030842007348110PZ_SGS_01

表 3.1(b) 衛星画像一覧 (衛星マルチスペクトルセンサ ASTER)

観測日	画像番号
2004年3月19日	AST3A1 0403191444431004020534
	AST3A1 0403191444431004020535
	AST3A1 0403191444431004020536
	AST3A1 0403191444431004020537
	AST3A1 0403191444431004020538
	AST3A1 0403191444431004020539
	AST3A1 0403191444431004020540
	AST3A1 0403191444431004020541

AR 画像を式(3.2)によって単位ベクトル化し、UVR 画像を作成した。NDVI 画像は、ASTER ではバンド 2 とバンド 3、Hyperion では中心波長 660.85 nm と 844.00 nm のバンドを用いて作成した。NDVI 画像を、NDVI の 0 から 1 までを 0.05 間隔で区域を分け、その区域にあわせて UVR 画像の UVR 平均値をバンドごとに算出した。平均値の算出においては、解析範囲の一部に市街地などが含まれていたため、ASTER の画像を目視で確認して市街地などを除外した。

次に、NDVI と UVR 平均値からバンドごとの植生影響低減曲線を作成した。本研究では、エンドメンバーである植生と表土のスペクトルは本地域において均一とし、NDVI の低い区域の平均値スペクトルは表土スペクトルとみなした。一般に、表土スペクトルの NDVI は 0 にはならず、若干高い値となることから、NDVI が 0.05 ～ 0.10 の画素の UVR 平均値を、分光反射係数比の算出に必要な表土の UVR 平均値とした。各 NDVI 区域における混合画素の UVR の平均値を表土の UVR の平均値で割ることによって、各 NDVI の UVR 分光反射係数比を算出し、NDVI と UVR 分光反射係数比の相関グラフをバンドごとに作成した。ASTER と Hyperion における NDVI と UVR 分光反射係数比の回帰曲線と相関係数 R^2 を図 3.14 に示す。同図では多数ある Hyperion のバンドの内、ASTER バンド 1～9 に相当するバンドの結果を示す。その結果、2 次回帰曲線を用いると、ASTER ではバンド 1 で相関係数 0.93、バンド 2～9 で 0.99 以上という非常に高い相関係数を得ることができた。Hyperion では、水蒸気による吸収の影響を受ける 1400 nm と 1900 nm 付近のバンドを除き、0.9 という高い相関係数を得ることができた。

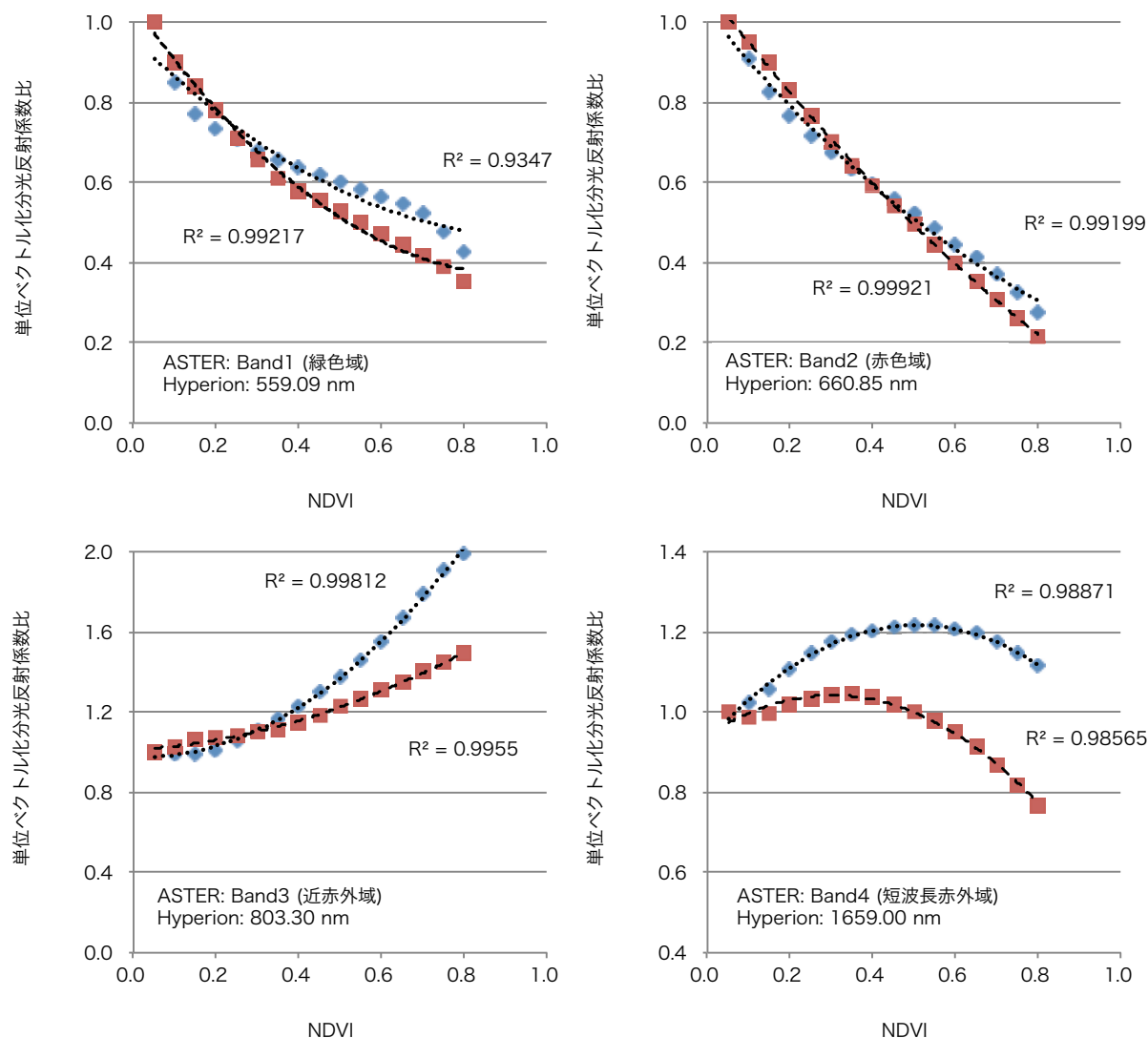


図 3.14 衛星リモートセンシングデータにおける NDVI と分光反射係数比の相関 (植生影響低減曲線)

最後に、UVR 画像における各画素の NDVI から植生影響低減曲線を基に UVR 分光反射係数比をバンド毎に求め、各画素の混合スペクトルの UVR を各画素の UVR 分光反射係数比で割ることによって、各画素における植生影響低減済 UVR を求めた。ASTER の植生影響低減済 UVR 画像を、赤色域を ASTER のバンド 3、緑色域をバンド 2、青色域をバンド 1 に発色したカラー合成画像で図 3.15 に示す。図に示した範囲は、植生が比較的多く、植生影響低減効果が明瞭となる研究地域南部である。図には比較のため、ASTER の AR 画像および UVR 画像も示す。AR 画像と UVR 画像を比較すると、正規化による効果のため、AR 画像に見られた尾根の日照側とその反対側の明暗の差が、UVR 画像では低減されている。UVR 画像と植生影響低減済 UVR

画像を比較すると、UVR 画像において赤色で示されていた植生域が、植生影響低減済 UVR 画像では河川沿いの植生が非常に多い地域以外ほぼ無くなった。以上より、衛星データにおいて分光反射係数を単位ベクトル化することによって植生影響低減曲線を作成することができ、植生の影響を低減した画像を作成することができた。

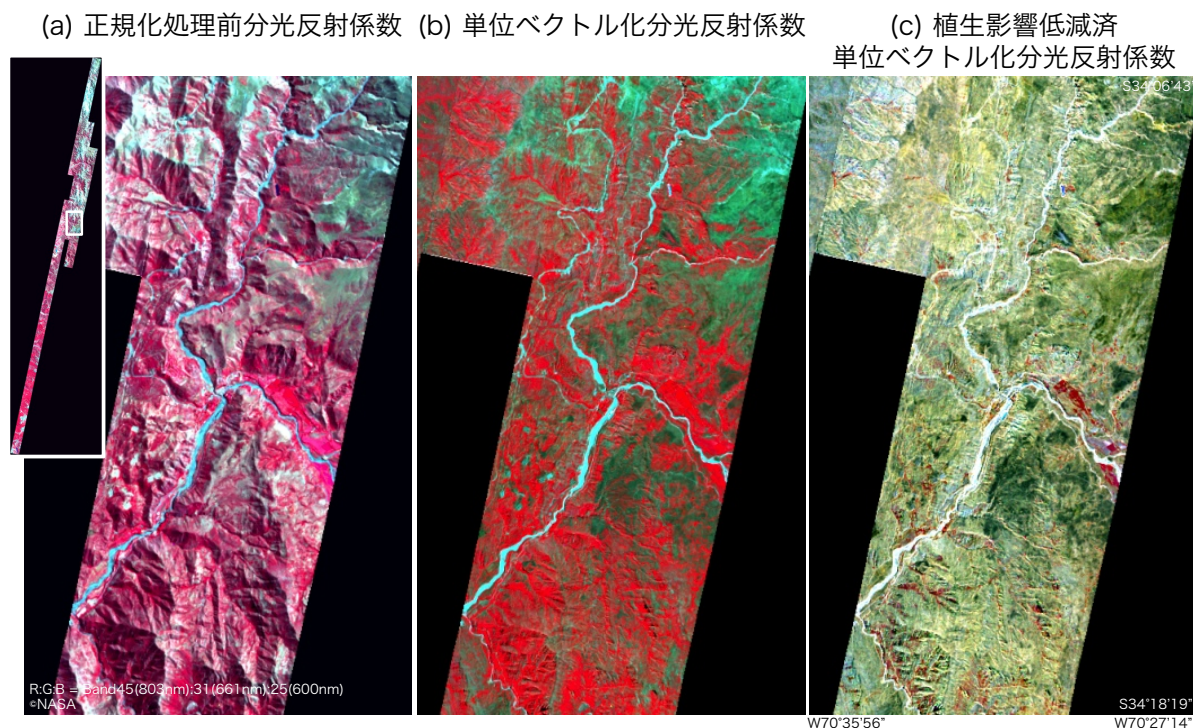


図 3.15 正規化処理前分光反射係数、単位ベクトル化分光反射係数および植生影響低減済単位ベクトル化分光反射係数による画像の比較

3.5 植生影響低減効果の検証

(1) 現地調査データとの比較

植生影響低減曲線の作成においては、エンドメンバーである表土や植生スペクトルを均一とし、回帰モデルは各 NDVI 画素の平均値から求めている。一方、各画素の表土や植生の UVR は平均値と異なる。そこで、植生影響低減手法の適用性を検討するために、本手法によって得られた各画素の植生影響低減済 UVR データと現地調査した表土スペクトルデータを比較した。

現地調査は 2007 年 12 月 9～15 日に実施した。調査地点数は 14 地点である。そ

のうち 8 地点は ASTER と Hyperion 両方で撮影されている。調査地点は、植生被覆率が少ない北部地域と多い南部地域を網羅するように配置した。調査地点一覧を表 3.2 に示す。各調査地点の座標は位置精度数 m のポータブル GPS を用いて計測した。現地表土スペクトルデータは、現地露頭の岩相を代表すると考えられる岩石試料を採取し、室内において米国 ASD 社製フィールドスペック（以下、FS とする）を用いて測定した。FS の観測波長帯は 350 ～ 2500 nm、波長分解能は 3 nm である。

表 3.2 現地調査地点の座標と被覆状況

調査地点	緯度	経度	土地被覆
121001	-32.87683	-70.20850	草地
121002	-32.90025	-70.27811	草地
121003	-32.89947	-70.27772	草地
121101	-33.30000	-70.31528	灌木
121102	-33.29925	-70.31539	灌木
121103	-33.35897	-70.37867	灌木
121104	-33.36794	-70.45256	灌木
121201	-34.19539	-70.56553	灌木
121202	-34.75192	-70.71700	灌木
121203	-34.72714	-70.82525	灌木
121401	-34.63458	-71.00689	灌木
121402	-34.62894	-71.00167	灌木
121501	-34.23106	-70.51206	灌木
121502	-34.23103	-70.50678	灌木

調査地点のうち、地点番号 121103 と 121201 の写真を図 3.16(a)および(b)に、FS データ、ASTER および Hyperion の UVR と植生影響低減済 UVR データを図 3.17(a) および(b)にそれぞれ示す。FS データは ASTER および Hyperion のバンドと同等になるようリサンプリングし、単位ベクトル化した。ASTER では、クロロフィルによる吸収の影響が大きいバンド 1～2 の AR は低いが植生影響低減済 UVR では高くな

った。また、植物の反射による影響を受けるバンド3のARでは高い値を示すが、植生影響低減済UVRでは低くなり、植生の影響が低減できたと考えられる。Hyperionでも、植生の影響が大きい可視から近赤外域におけるARでは植生に特有のレッドエッジの特徴が見られるが、植生影響低減済UVRではその特徴は低減され、FSデータの形状に近づいている。短波長赤外域では、全地点において植生影響低減後のスペクトルはFSデータの形状に近づいている。調査地点121103や121201などは、鉱物によると考えられる吸収スペクトル(2200 nm付近)を強調できている。以上より、本手法によって植生の影響を低減したスペクトルの作成、および鉱物によると考えられるスペクトル吸収特性の強調を確認できた。

(a) 地点番号 121103

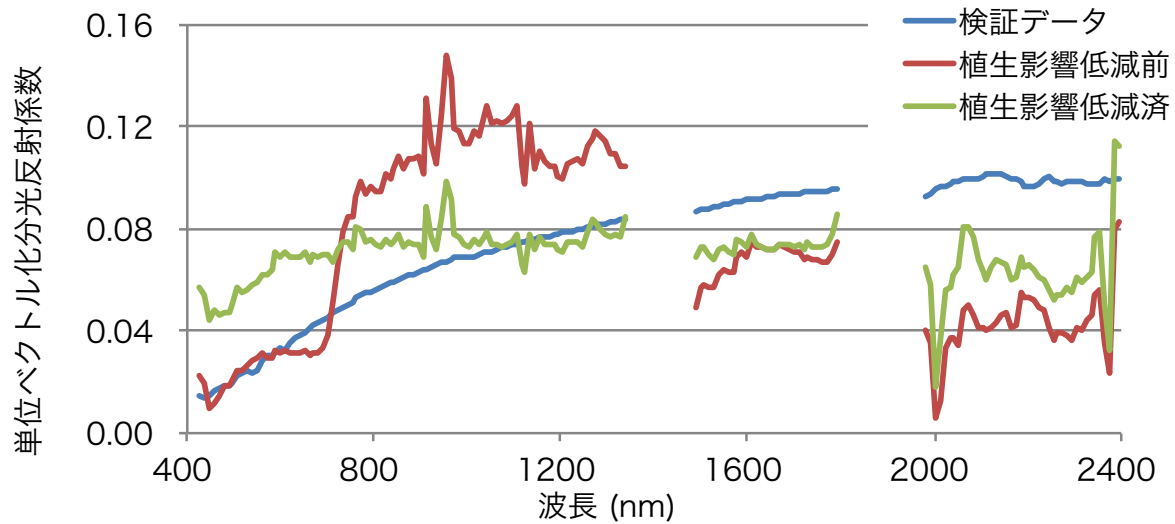


(b) 地点番号 121201



図 3.16 調査地点の写真

(a) 地点番号 121103



(b) 地点番号 121201

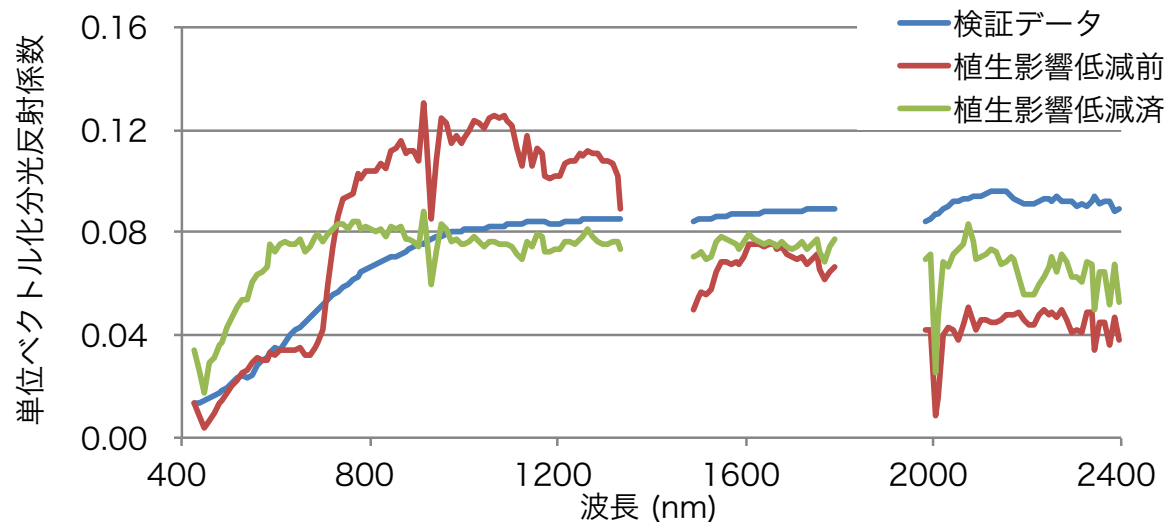


図 3.17 単位ベクトル化分光反射係数、植生影響低減済単位ベクトル化分光反射係数、および現地岩石試料の単位ベクトル化分光反射係数の比較

(2) 本手法の適用限界

植生が多い画素では、本手法の効果が十分でなかった。図 3.18 に植生が多い地域の Hyperion 適用結果を示す。図 3.18(a)に AR 画像を、同図(b)に植生影響低減済 UVR 画像を、短波長赤外域を赤、赤色域を緑、緑色域を青に発色したフォールスカラー合成画像を示す。NDVI が 0.7 以下の画素では植生の影響が低減され、赤色域の発色が

なくなっているが、0.8以上の画素では植生の影響により赤色域の発色が残っている。この原因として、植生が多い画素では、本手法の適用条件である NDVI と植生被覆率の関係が成立しなくなることが考えられる。NDVI が比較的小さい地域では植生被覆率と高い相関が得られるが¹⁴⁾、NDVI はバイオマスと植生活性度の両方の影響を受けており、植生が多い地域では NDVI が飽和するなどの問題があるため、高い相関が得られない場合がある¹⁵⁾。本手法の適用限界については、今後事例を増やすことによって検討する必要がある。

(a) 正規化処理前分光反射係数

(b) 植生影響低減済単位ベクトル化分光反射係数

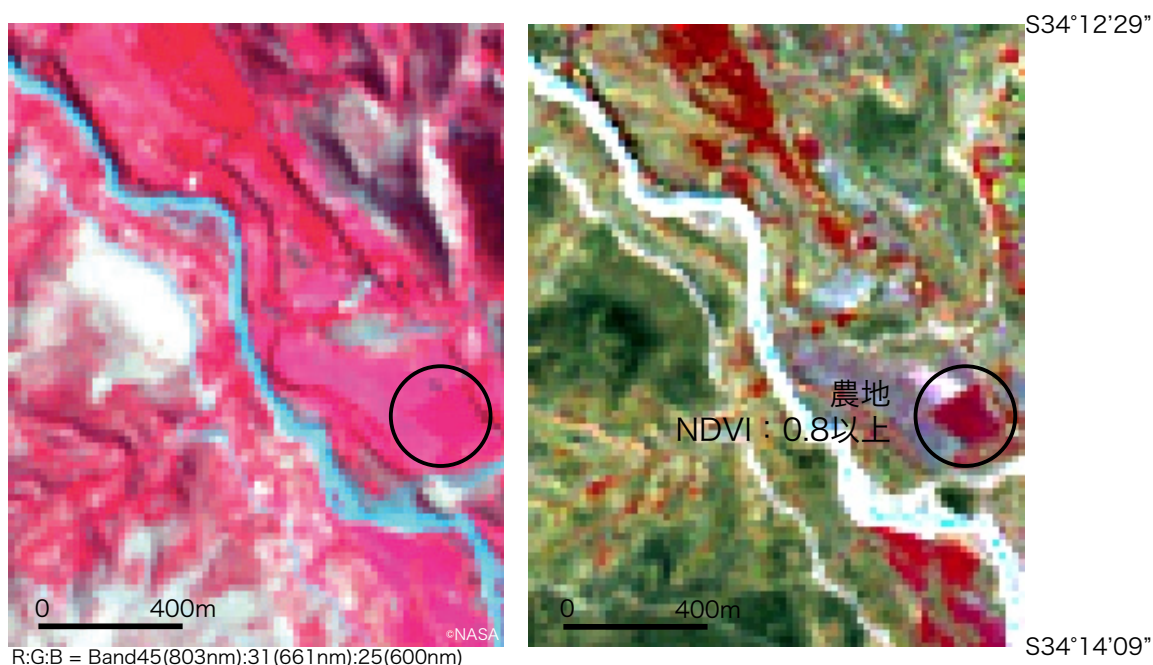


図 3.18 植生が多い地区における植生影響低減手法の適用限界

3.6 樹種分類における単位ベクトル化分光反射係数の適用

単位ベクトル化分光反射係数が樹種分類精度に与える影響を評価するために、多摩森林科学園において取得した CASI-3 データの AR と UVR を用いて樹種分類を試みた。フローチャートを図 3.19 に示す。

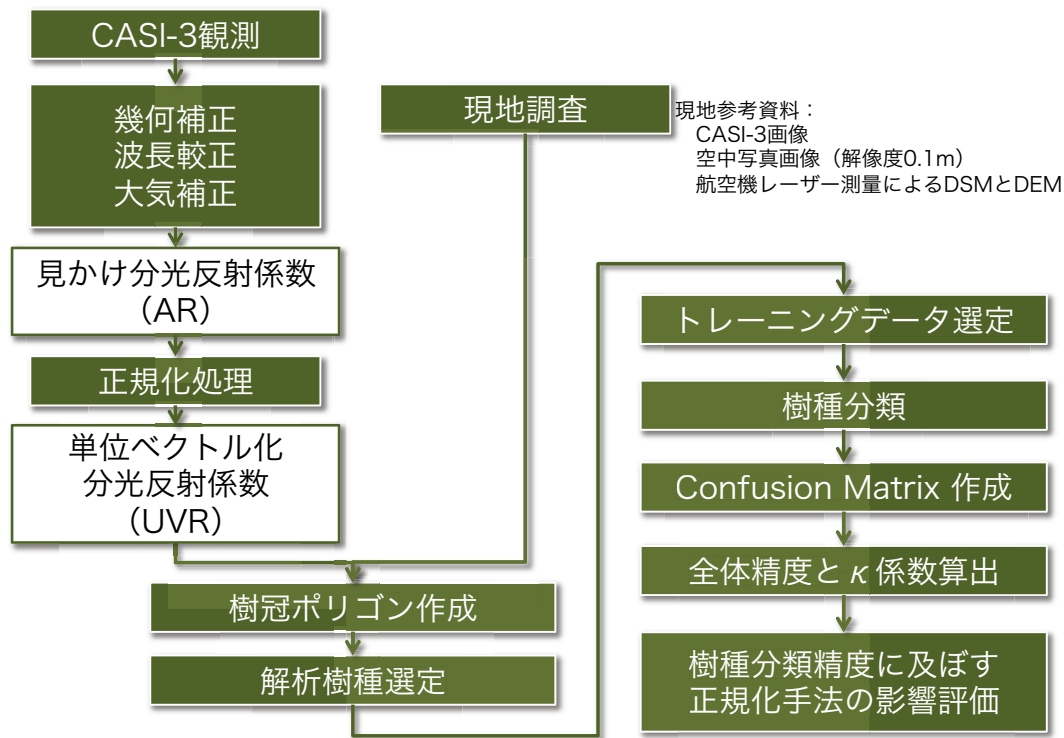


図 3.19 樹種分類のフローチャート

3.7 樹種分類調査方法

(1) 航空機観測

使用したセンサは、第2章で述べた航空機ハイパースペクトルセンサ CASI-3 である。観測地域を図 3.20 に示す。観測波長帯は 403.5 ~ 1061.0 nm、バンド数 72、空間分解能約 1 m 四方、平均波長分解能 9 nm である。観測日時は 2009 年 9 月 10 日 10 時 20 分であり、撮影時の天候は晴れであった。

CASI-3 データは、幾何補正および波長較正した後、ENVI の大気補正機能 FLAASH を用いて地表面の AR に変換した。大気モデルは中緯度夏モデル、エアロゾルモデルは Rural である。UVR は式(3.2)を用いて AR から算出した。



図 3.20 樹種分類対象地域

(2) 現地調査

解析範囲において樹冠調査を実施した。調査期間は 2009 年 7 月 17 日～11 月 30 日である。CASI-3 画像、および CASI-3 観測と同時期に取得された空間分解能 0.1m の航空写真および航空レーザ測量によって作成した 1m グリッドの Digital Surface Model (DSM) を参考に、CASI-3 画像において判別可能な単木の樹種確認と樹冠投影図を作成した。現地調査の様子を図 3.21 に、樹冠投影図のポリゴンを CASI-3 画像に重ねた図を図 3.22 に示す。



図 3.21 樹冠調査の様子



図 3.22 樹冠分布図

(3) 分類方法

本研究において使用した樹種分類の解析手法は、Parallel Pipe (PP) 法¹⁶⁾、Minimum Distance (MD) 法¹⁷⁾、Spectral Angle Mapper (SAM) 法¹⁸⁾、Spectral Information Divergence (SID) 法¹⁹⁾、Neural Net (NN) 法²⁰⁾および Support Vector Machine (SVM) 法²¹⁾である。NN 法では、Layered Feedforward Neural Network (FFNN)

Classification を用いた。SVM 法のカーネルは、Radial Basis Function である。すべて教師付き分類であることから、樹種ごとにトレーニングデータを選択した。トレーニングデータは、各樹種において面積が大きい樹冠ポリゴンを選択し、その樹冠全体の平均スペクトルとした。分類手法の精度の評価には、各分類手法の Confusion Matrix (判別行列) を作成し、その全体精度 (Overall Accuracy: OA) とカッパ係数 (κ) を用いた。全体精度およびカッパ係数の式を式(3.6)および式(3.7)にそれぞれ示す²²⁾。

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^r x_{ii}}{N} \quad \dots \quad (3.6)$$

$$\kappa = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})} \quad \dots \quad (3.7)$$

ここで、 r は行列の列数、 x_{ii} は行 i 列 i の観測数、 x_{i+} は行 i の総和、 x_{+i} は列 i の総和、 N は観測総数である。

3.8 樹種分類結果

(1) 現地調査

現地調査の結果、樹冠が充分にあり、群落を形成している樹種は、ラクウショウ (樹冠数 14)、ヒマラヤスギ (同 14)、スギ (同 38)、ヒノキ (同 47) であった。本研究では、この 4 樹種の樹冠を対象に分類した。4 樹種の分布および各樹種のトレーニングデータの樹冠位置を図 3.23 に示す。ラクウショウは落葉針葉樹、スギ、ヒノキおよびヒマラヤスギは常緑針葉樹である。

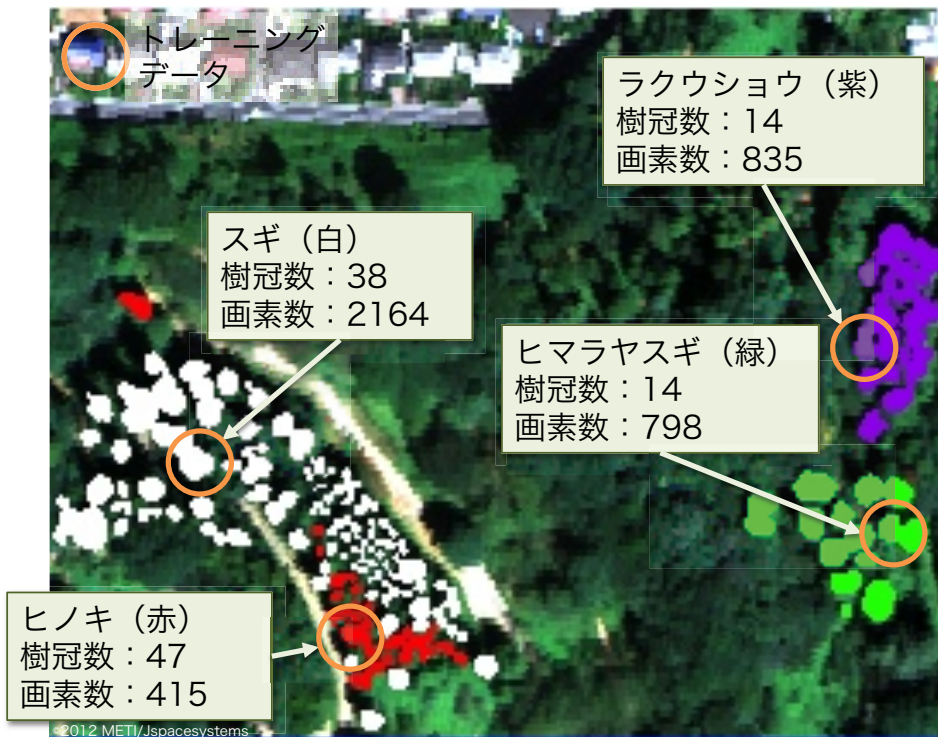


図 3.23 分類対象樹種の樹冠とトレーニングデータの位置

(2) 正規化処理の結果

CASI-3 画像を正規化処理した結果を、正規化処理前の画像とあわせて、図 3.24 に示す。図ではトルーパーカラー画像の他に、フォールスカラー画像も示す。正規化処理前の画像では、樹冠の形状に起因する陰影が認められる。その一方、正規化処理後の画像では、陰影の影響を大幅に低減することができた。

AR と UVR の分光反射係数を比較した。各樹種の平均値 AR および UVR および平均値の標準偏差を図 3.25 に示す。正規化処理前では樹種ごとに、陰影による分光反射係数の変動のため、AR は異なる。特に、植物細胞壁の反射が非常に強い近赤外域において違いが顕著となった。この結果は、樹冠形状が樹種毎に異なり、陰影の影響が樹種ごとに異なるためと考えられる。一方、正規化処理後の UVR は陰影の影響が低減されているため、全ての樹種のスペクトルはほぼ同じとなった。UVR の標準偏差は、クロロフィルの吸収と細胞壁の反射によって分光反射係数が大きく変動する 700nm 付近のレッドエッジにおいて大きいものの、その他の波長帯では小さくなった。

(i) トルーカラー画像

(a) 正規化処理前



(b) 正規化処理後



(ii) フォールスカラー画像

(a) 正規化処理前



(b) 正規化処理後

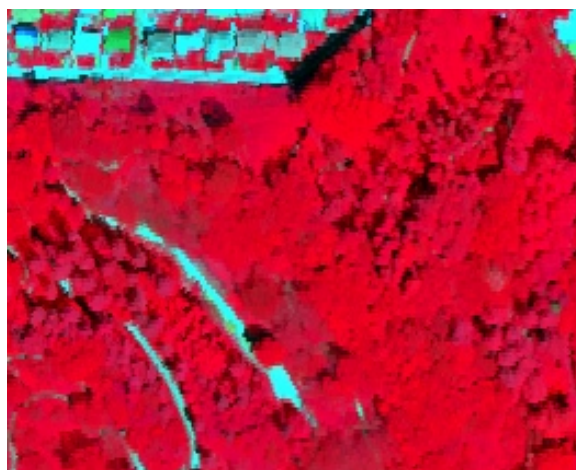
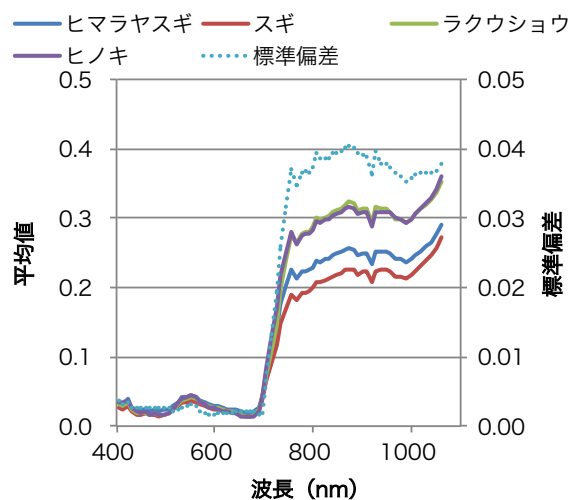


図 3.24 樹種分類における UVR 画像

a) 正規化処理前



b) 正規化処理後

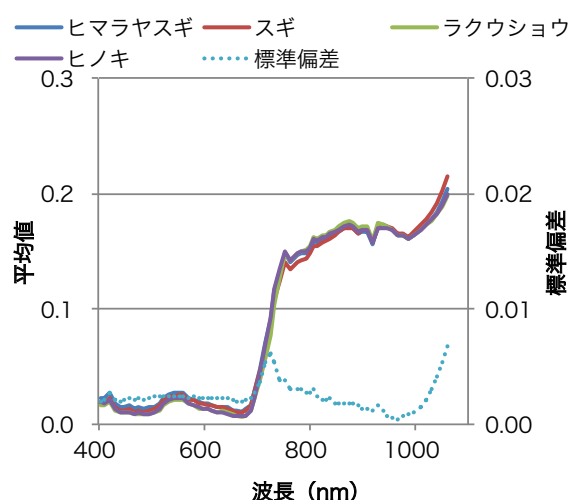
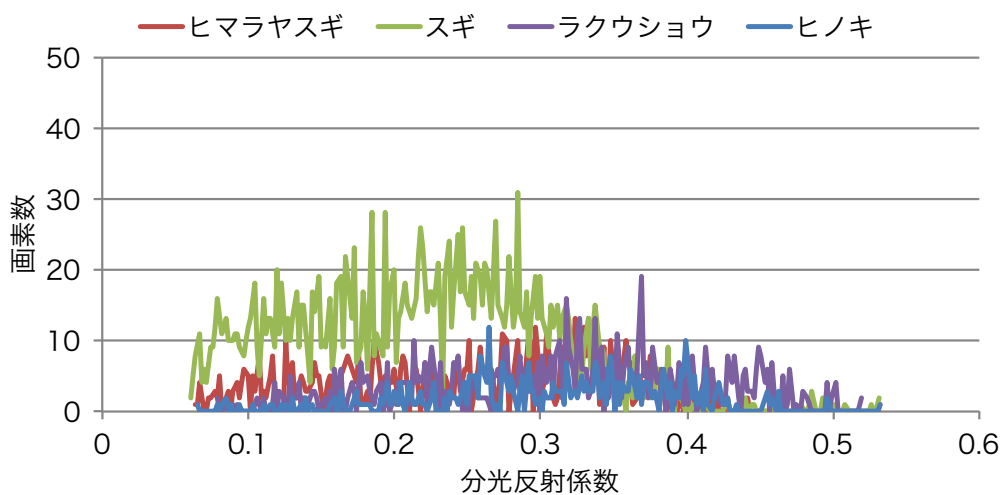


図 3.25 各樹種の分光反射係数の平均値

次に、絶対値だけでなく、分類の精度に影響する波長帯ごとの分光反射特性を表す分光反射係数のヒストグラムを評価した。ここでは、正規化処理において最も変動幅が抑制された近赤外域における中心波長 856.34 nm のバンド 51 を検討した。樹種ごとの画素を集計した AR と UVR のヒストグラムを図 3.26 に示す。AR における各樹種のヒストグラムは、尖度が低く、スギを除きほとんどその分布は重なっている。一方、UVR では、陰影の影響が低減されているため、UVR のレンジは AR より狭くなっている (図 3.26(b) 上段)。しかし、UVR のレンジを 1400 ~ 1800 nm の範囲で拡大すると (同図下段)、各樹種のヒストグラムの尖度は上がり、その分布の中心位置が明瞭となった。ヒマラヤスギ、ラクウショウおよびヒノキの UVR ヒストグラムは AR と同様、そのヒストグラムの分布はほぼ重なっている。一方、スギの UVR ヒストグラムの分布は、正規化処理によって、他の 3 樹種のヒストグラムの分布と異なるようになった。

(a) 正規化処理前



(b) 正規化処理後

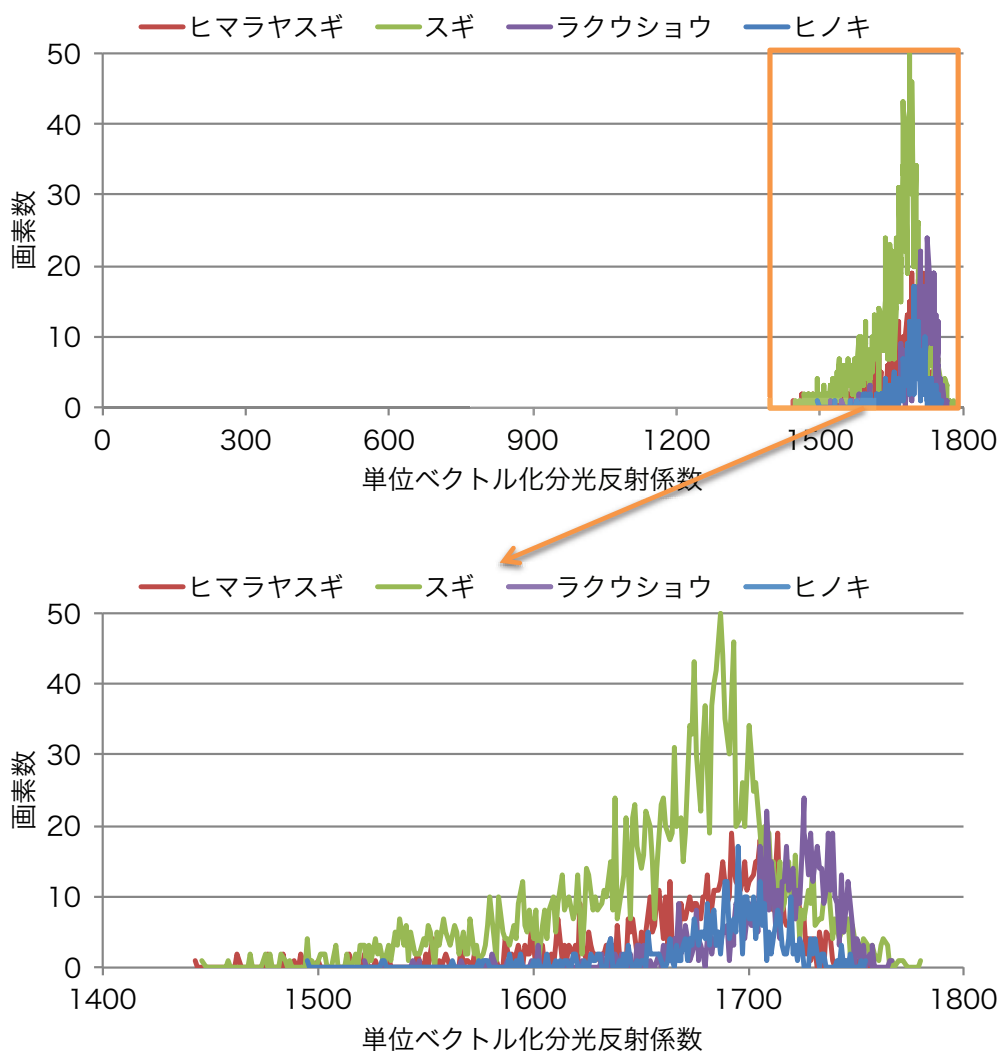


図 3.26 各樹種の分光反射係数のヒストグラム (近赤外域 : 856.34nm)

(3) 分類結果

AR と UVR における、各分類手法の精度を表 3.3 に示す。その結果、ほとんどの分類手法において、正規化処理によって全体精度およびカッパ係数は上がった。次に、分類精度の向上に関する詳細を検討するために、判別表を評価した。最も分類精度が高い NN 法における AR と UVR における判別表を表 3.4 に示す。その結果、スギの正答率は正規化処理によって大幅に増加していた。一方、その他の樹種においては、わずかに正答率が減少した。図 3.23 のヒストグラムを検討すると、正規化処理によって、尖度が上がり、特にスギのヒストグラムの分布が他の樹種の分布と異なるようになったことによって、スギの正答率が増加したと考えられる。

次に、正規化処理による分類結果の変化を、分類図を用いて評価した。AR と UVR における NN 法の樹種分類図を図 3.27 に示す。この結果、AR ではヒマラヤスギと誤分類されていたスギの多くの画素は、UVR によって正しく分類されるようになった。他の樹種では、樹冠端の画素の一部が、正規化処理によって誤分類されるようになったことが判明した。

以上より、正規化処理によって、陰影の影響が低減されるため、分光反射係数のレンジは大幅に狭くなるものの、分類の精度に影響する波長帯ごとの UVR ヒストグラムの尖度は上がり、その中心位置が明瞭となった。その結果、樹種によって若干正答率は下がるものの、大幅に正答率が上昇する樹種があるために、正規化処理によって、樹種分類精度は大幅に上がるのが分かった。

表 3.3 AR と UVR の分類精度

精度評価法	κ 係数			全体精度 (%)		
	正規化処理	前	後	前	後	
PP		0.046 <	0.217	23.5 <	34.9	
MD		0.073 <	0.435	25.3 <	59.4	
SAM		0.404 >	0.217	56.4 >	43.3	
SID		0.383 >	0.313	55.7 >	52.3	
NN		0.489 <	0.592	61.3 <	72.3	
SVM (RBF)		0.513 <	0.563	67.4 <	69.6	

PP : Parallel Pipe法 MM : Minimum Distance法
 SAM : Spectral Angle Mapper法 SID : Spectral Information Divergence法
 NN : Neural Net法 SVM : Support Vector Machine法 (RBF : Radial Basis Function)

表 3.4 AR と UVR における判別表 (NN 法)

a) 正規化処理前

	ラクウショウ	ヒマラヤスギ	スギ	ヒノキ	合計
ラクウショウ	720 (83.4)	16 (2.0)	217 (9.8)	2 (0.5)	955
ヒマラヤスギ	37 (4.3)	725 (90.7)	993 (44.9)	47 (11.0)	1802
スギ	27 (3.1)	34 (4.3)	818 (37.0)	4 (0.9)	883
ヒノキ	79 (9.2)	24 (3.0)	184 (8.3)	376 (87.7)	663
合計	863	799	2212	429	4303
全体精度					61.3%
κ 係数					0.489

b) 正規化処理後

	ラクウショウ	ヒマラヤスギ	スギ	ヒノキ	合計
ラクウショウ	645 (74.7)	5 (0.6)	210 (9.5)	0 (0)	860
ヒマラヤスギ	14 (1.6)	652 (81.6)	400 (18.1)	48 (11.2)	1114
スギ	161 (18.7)	130 (16.3)	1511 (68.3)	76 (17.7)	1878
ヒノキ	43 (5.0)	12 (1.5)	91 (4.1)	305 (71.1)	451
合計	863	799	2212	429	4303
全体精度					72.3%
κ 係数					0.592

(a) 正規化処理前 (全体精度: 61.3 %, κ 係数: 0.489)



(b) 正規化処理後 (全体精度: 72.3 %, κ 係数: 0.592)

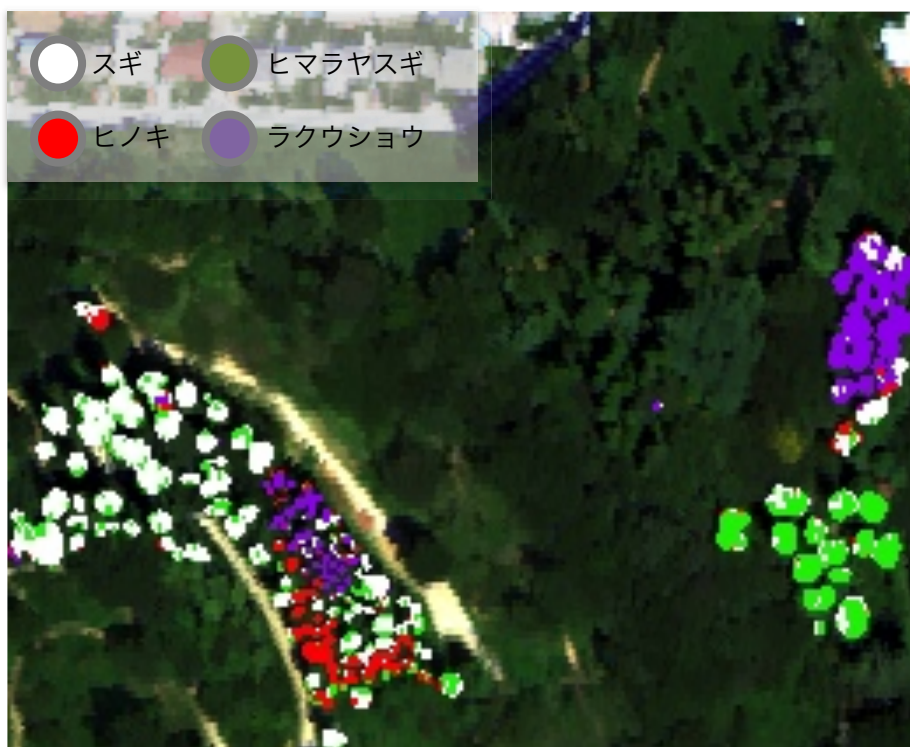


図 3.27 AR と UVR による樹種分類図

3.9 考察

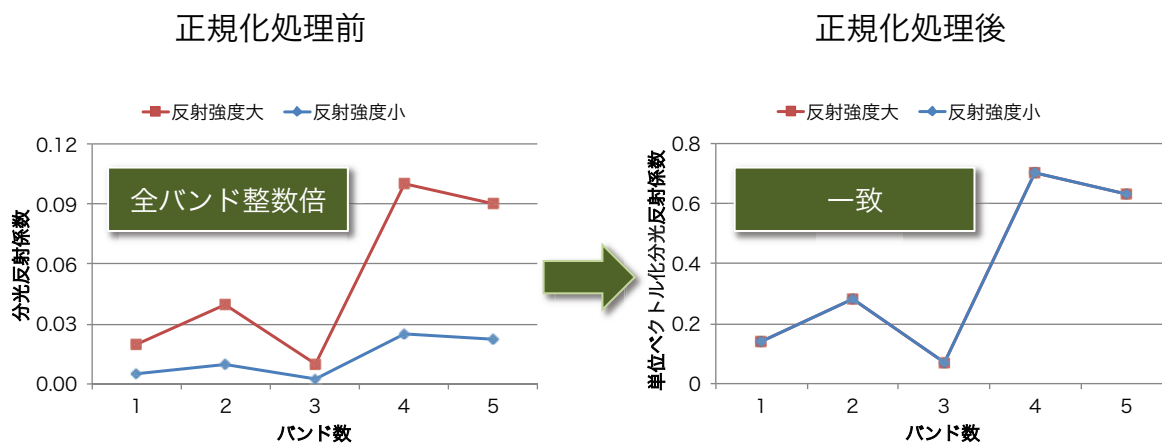
植生影響低減手法においては推定モデルの精度に影響しなかったものの、正規化処理後の樹種分類では、SAM 法や SID 法のように、手法自体に正規化処理が施された分類手法において精度が低下した。この原因として、本提案手法の適用前提である、陰影の影響によるスペクトルの変動における波長依存性が考えられる。すなわち、手法自体に正規化処理が考慮されているならば、正規化処理に波長依存性がなければ、全く同じ分類結果になるからである。波長依存性がある場合、正規化処理によるスペクトルの変化を模式的に示したグラフを図 3.28 に示す。同図では 5 バンドに簡略化した植物スペクトルを示す。図に示すように、波長依存性によってバンド 5 のみ異なる倍率で変化させた場合、正規化処理後の UVR は一致しない。波長依存性によって、相対的に特定のバンドの値が大きくなる場合は、全体的に低い UVR となる。

正規化手法における波長依存性の問題点を考察するために、研究地域に隣接する施設にある、ある程度の面積において均一であり、比較的単調な分光反射特性を持つ砂利が敷き詰められた場所において、その日向と日陰のスペクトルを比較した。波長依存性の検討地点を図 3.29 に示す。陰影は、検討地点の南側にある樹木によるものである。

日照部と陰影部のスペクトルを図 3.30 に示す。その結果、青色～緑色域および近赤外域において、陰影部の分光反射係数が相対的に大きいことが判明した。この原因として、大気の散乱と隣接する樹冠の透過光の影響が考えられる。大気の散乱には波長依存性のあるレイリー散乱があり、青色域で強く、長波長側で弱くなる。図に示した結果はレイリー散乱の特徴と調和的である。近赤外域は植生の散乱が非常に強い。本検討地点は、樹木に隣接しているため、近赤外域における植物の散乱の影響を受けていることは十分考えられる。解析地域における UVR 画像では、陰影の影響が強い画素の一部では陰影の影響が低減されなかった。この原因として、これらの波長依存性が起因しているものと考えられる。そこで、図 3.30 に示した正規化処理後における UVR の不一致を補正する係数をバンドごとに算出し、波長依存性を検討した場所とは異なる位置にある解析地域において、波長依存性を考慮した UVR 画像を作成した。係数は、陰影部のスペクトルが日照部のスペクトルになるよう、調整した。UVR 画像と波長依存性を考慮した UVR 画像を図 3.31 に示す。その結果、波長依存性補

正済UVRでは陰影の影響が少なくなっており、波長依存性を考慮することによって、陰影の影響をさらに低減することができた。

(a) 波長依存性なし



(b) 波長依存性あり

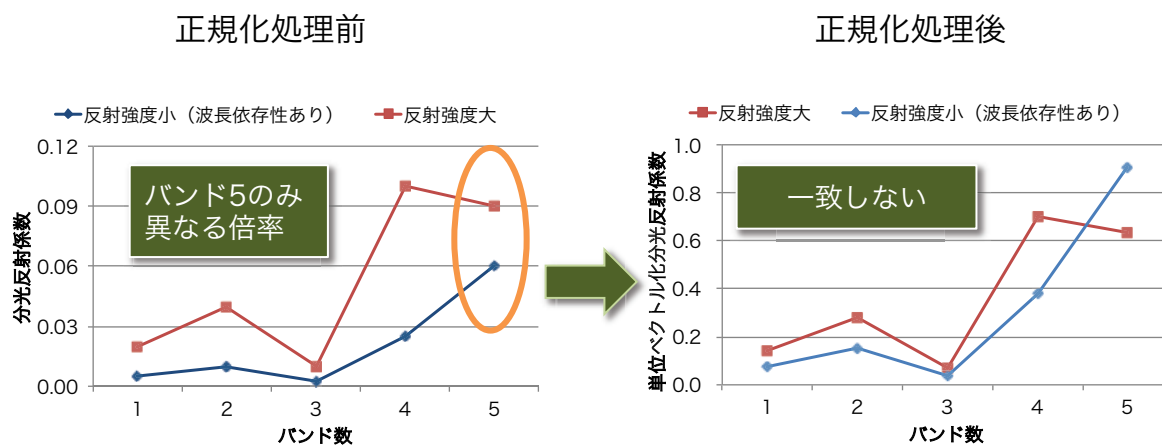


図 3.28 バンド数を簡略したスペクトルにおける波長依存性を考慮した正規化処理の比較

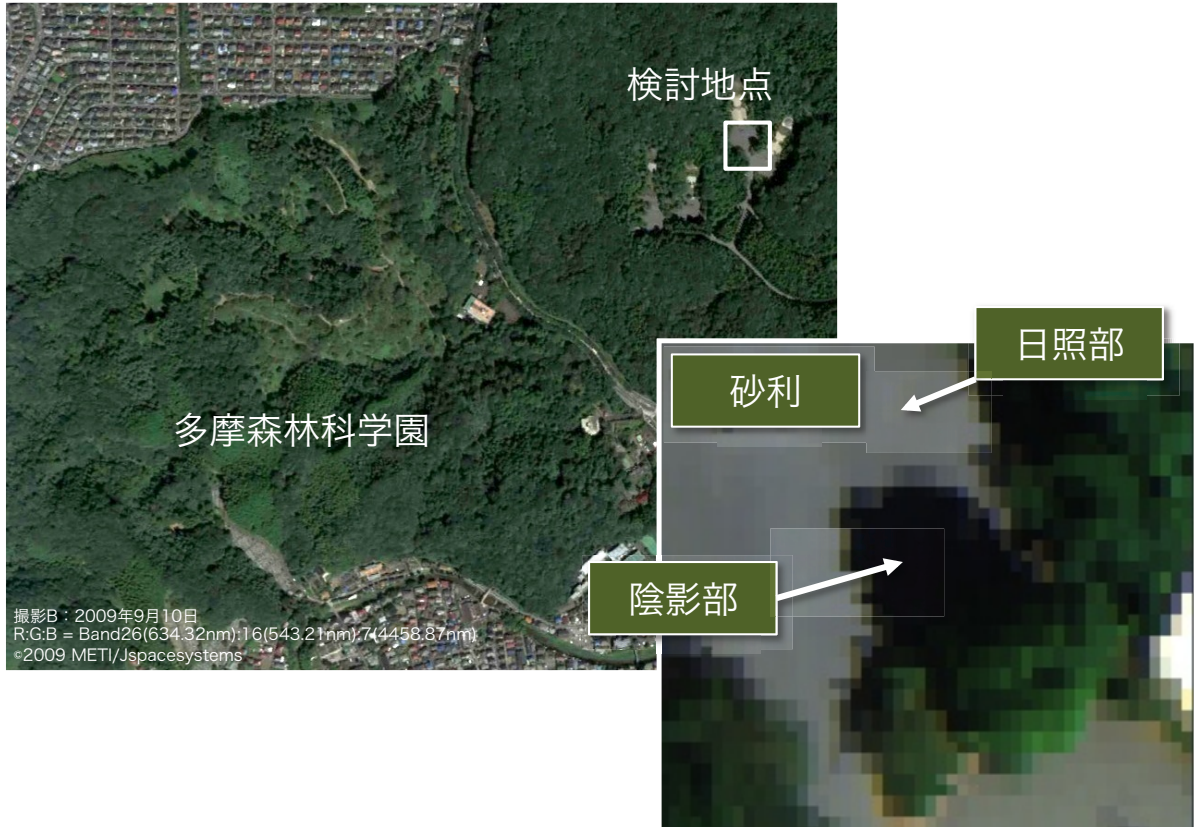


図 3.29 波長依存性検討地点

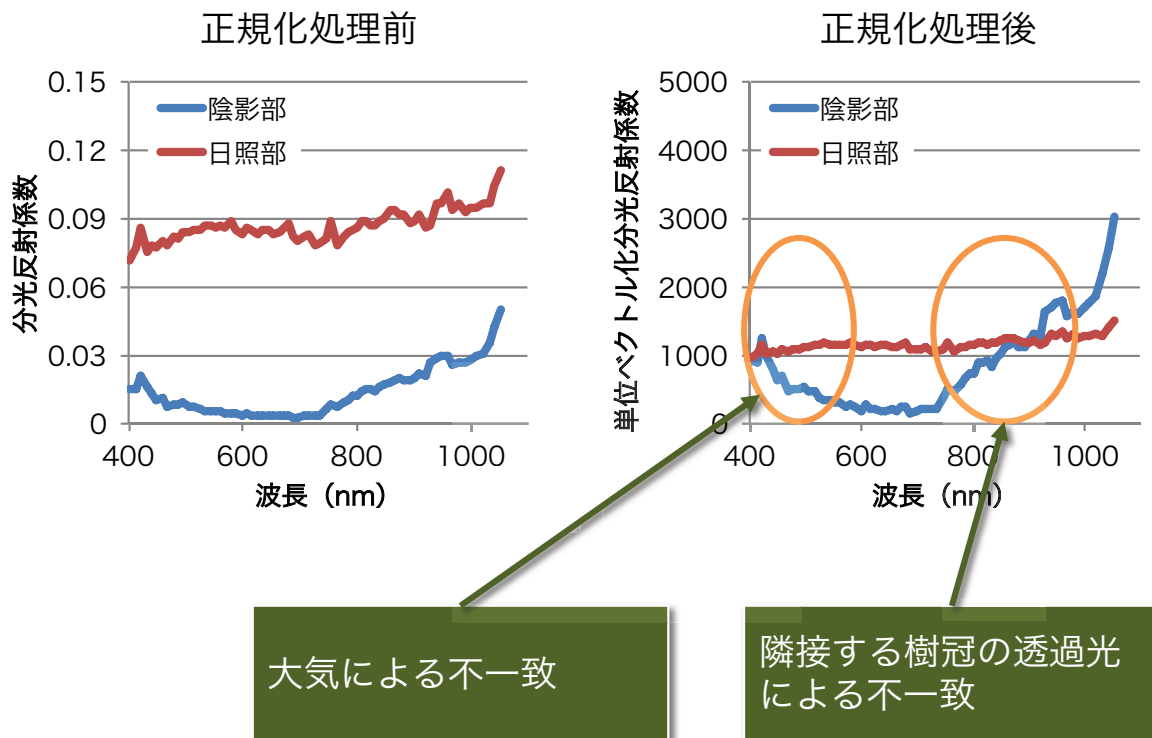


図 3.30 波長依存性検討地点における日照部と陰影部の AR と UVR

(i) トルーパーカラー画像

(a) UVR

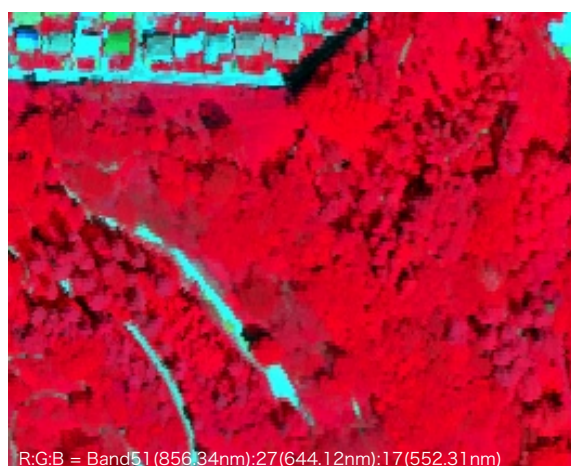


(b) 波長依存性補正済 UVR



(ii) フォールスカラー画像

(a) UVR



(b) 波長依存性補正済 UVR



図 3.31 波長依存性を考慮した UVR

3.10 まとめ

分光反射係数を単位ベクトル化する正規化処理によって、地形や対象物の形状に起因する分光反射係数の変化を極力低減した単位ベクトル化分光反射係数を提案した。この正規化手法によって、これまで相関モデルを構築することが困難であった植生被覆率に応じた NDVI と混合スペクトルの相関を求めることができるようになり、混合画素と土壌の UVR から求めた分光反射係数比と NDVI による回帰曲線である植生影響低減曲線から、植生の影響を極力低減した UVR を推定する手法を提案した。本

手法を ASTER および Hyperion に適用した結果、植生の影響を低減した UVR 画像を得ることができた。UVR 画像は正規化されているため地形効果による陰影の影響も低減することができた。現地調査で取得した岩石試料のスペクトルと比較した結果、植生の影響を低減した UVR の作成、および鉱物によると考えられる吸収スペクトルの強調を確認できた。樹種分類においては、樹冠構造による陰影の影響を単位ベクトル化処理によって低減することによって、分類精度を向上させることができた。また、陰影部におけるスペクトルを詳細に検討することによって、単位ベクトル化処理における波長依存性を評価することができ、さらに陰影の影響を低減した単位ベクトル化分光反射係数画像を作成することができた。

一方、単位ベクトル化によってわずかに分類精度が低下した樹種もあった。単位ベクトル化は分光反射係数の絶対値の変動を低減しているが、樹種の分類においては、絶対値の変動も樹種の分類において重要であるためと考えられる。このことから、正規化処理は、物性が全く異なる対象物による混合スペクトルに対して、観測の幾何学的条件によるスペクトルの変動特性を分離するには非常に有効であるが、分光反射係数の絶対値も対象物の推定に利用する場合は、逆に精度を低下させてしまう場合があると考えられる。しかし、ハイパースペクトルデータは、マルチスペクトルデータよりもはるかに多いスペクトル情報を有しており、分光反射係数の絶対値から得られる特徴量よりも多くの情報を含んでいることから、正規化処理による分類精度向上への影響は非常に大きく、ハイパースペクトルデータの前処理として重要であると考えられる。

第 4 章 ハイパースペクトルデータにおける適応的平滑化と情報量基準を利用した Lasso 回帰による推定モデル構築

4.1 はじめに

本章では、マルチスペクトルセンサのみならず、ハイパースペクトルセンサを用いても高い精度の推定モデルを構築することが困難な対象物の一つであった水稻を対象に、適応的な平滑化処理と、重回帰分析に正則化を考慮した Lasso 回帰に情報量基準を利用した評価基準を適用することによって、高い推定精度を有する汎用的な回帰モデルを構築する手法を提案する。

農作物の生産管理において、広域を効率的にモニタリングする方法としてリモートセンシングが利用されており、水稻のタンパク含有率の推定¹⁾など、マルチスペクトルセンサを用いて実用化されている対象がある。その一方で、目標精度が得られずに利用を検討中の対象もある²⁾。この理由として、従来のマルチスペクトルセンサでは、収量等を目的変数とし、各バンドのデータを説明変数とした重回帰分析を利用しているが、観測波長帯やバンド数が対象物の情報抽出に適切でない可能性が挙げられる。ハイパースペクトルセンサによって、これらの問題を検討できるようになったが、ハイパースペクトルセンサを用いても、高い精度の回帰モデルを得ることができなかった。その理由として、ハイパースペクトルデータの百数十バンドを全て用いると、現地調査データからなる目的変数より説明変数が多くなるため、一般的な変数選択法に基づく重回帰分析の適用が困難であることが挙げられる^{3) 4)}。このため、ハイパースペクトルデータを利用した回帰モデル構築においては、限られた現地調査データから推定に有効な少数のバンドを選択し、汎用性の高い回帰モデルを構築する必要がある。

既存の研究では、少数のバンドを選択する手法として、予め室内試験などにおいて対象物の物理量を把握できる波長帯を選択し、それらのバンドを組み合わせ一つの指数を構築し、指数と物理量を単回帰分析する手法がある。本研究では多数ある指数のうち、主に植生指数を対象とする。この植生指数を利用する方法は、数バンドのみ利用していることから、多バンドを有するハイパースペクトルデータの利点を活用しておらず、かつ高波長分解能のために狭帯域で取得される SN 比の低いデータを利用することから、高い精度の推定モデル構築は困難であった^{2) 5)}。また、植生指数とハ

ハイパースペクトルの両方の利点を利用した手法として、植生指数の一つである正規化植生指数 (Normalized Difference Vegetation Index: NDVI) に用いるバンドに、ハイパースペクトルデータの全バンドを組み合わせ、最も相関係数が高くなるバンドの組み合わせを探索し、そのバンド組み合わせによる植生指数である正規化分光反射指数 (Normalized Difference Spectral Index: NDSI) と物理量を単回帰分析する手法がある⁶⁾。この手法では多バンドを活用しているが、多重共線性によって生じる高い相関係数を持つ回帰モデルを排除できない。重回帰分析においては、波長選択法を改良した Maximum R2 Improvement (MAXR)⁷⁾や Phased Regression with a Bootstrap procedure (PHR-BS)^{8) 9)}など、ハイパースペクトルデータを利用したモデル構築に適切な波長帯の選択と対象物の物理量の推定が試みられている。他方、バンド選択とは異なる手法として次元圧縮がある。説明変数の共分散を最大化することによって特徴量を把握する主成分分析や、説明変数と目的変数の両方の共分散を最大化する PLS など、ハイパースペクトルデータを少数の潜在変数に変換することによって推定モデルを構築する手法がある⁶⁾。しかし、次元圧縮された潜在変数は、対象物の分光反射特性を表していないことから、得られた回帰モデルの汎用性の評価が、バンド選択の手法と比較して困難であると考えられる。バンド選択によって、複数の観測データから、物理量の推定において共通の波長帯が選択できれば、その波長帯は物理量の推定において汎用的に用いることができると考えられる。この波長帯を異なる観測データに用いても、検証データを必要とせずに、ある程度の精度で推定することが可能となる。これは、広域を対象とする調査における効率化や、到達不能地を含む調査において、リモートセンシングに期待される大きな利点である。

このことから、第4章では、重回帰分析に正則化項 (Regularization Term) を付加することによって、回帰に有効な少数のバンドを選択することができる Lasso (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) 回帰^{10) 11)}の利用とその性能改善について検討した。第4章のフローチャートを図4.1に示す。Lasso回帰では、正則化パラメータの大きさに対応して選択バンドの数が変化し、離散的なバンド選択と各バンドの回帰係数の決定を同時に行うことができる。これまでのLasso回帰では、それぞれのバンド数における回帰モデルの精度は二乗平均誤差 (Mean Squared Error: MSE) で評価されていたが、このMSEを最終的な回帰モデルの評価基準とすると、MSEの最小点が明瞭でない場合に回帰モデルを決定できないこと、およびバ

ンド数を多く選択する傾向がある。

そこで本研究では、最適なバンド数によって得られた回帰モデルを構築するために、Lasso 回帰の評価基準に赤池情報量基準 (Akaike's Information Criterion: AIC)¹²⁾ を適用する方法を提案する。ハイパースペクトルセンサの観測データにはノイズが含まれており、第 2 章で述べた波長較正を行ってもノイズが残る可能性が高い。このノイズによりモデル構築において最適なバンド選択ができないこと、および得られた回帰モデルの精度が低くなるが考えられる。そこで平滑化手法として適応的な移動平均を利用してノイズを低減したハイパースペクトルデータに Lasso 回帰を適用し、AIC を用いて評価することによって、適切なバンド選択と高い汎用性のある回帰モデルを構築する手法を提案した。次に、従来手法と対比するために、植生指数および NDSI を取り上げ、本提案手法による回帰モデルの精度が高いことを示すと共に、植生の分光反射特性の特徴が弱く、これまで回帰モデルの構築が困難であった生育初期の段階において、回帰モデルが構築できたことを示す。また、ハイパースペクトルデータをマルチスペクトルデータにリサンプリングしたデータによる重回帰モデルと比較することによって、回帰モデル構築におけるハイパースペクトルデータの優位性を示す。最後に、適応的な移動平均による平滑化による結果を評価し、SN 比が低いハイパースペクトルセンサにおいても高い精度の回帰モデルが構築できることを示す。

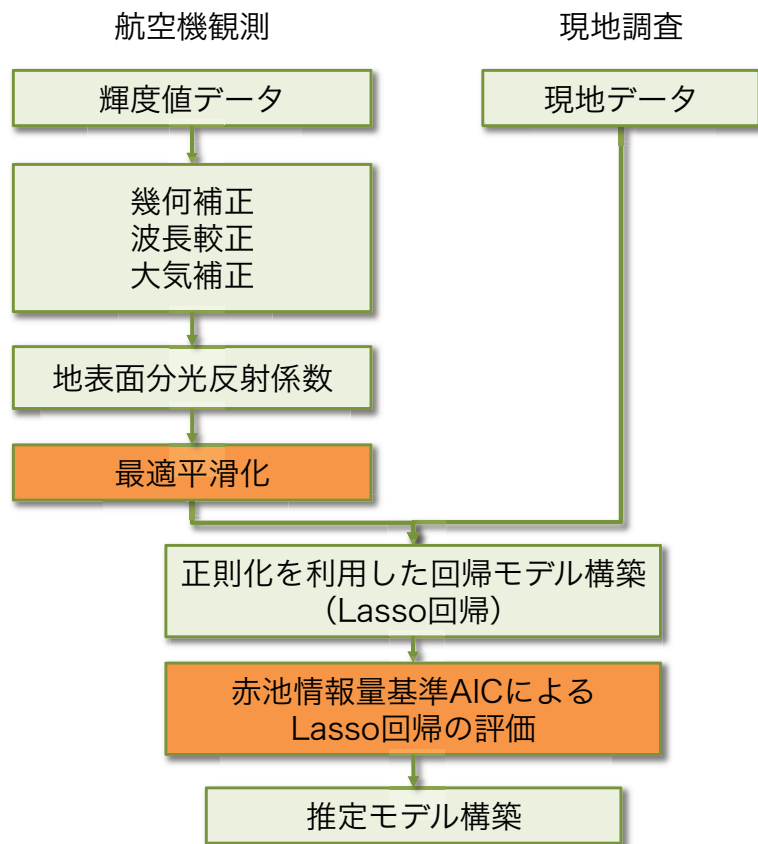


図 4.1 第 4 章のフローチャート

4.2 解析方法

(1) Lasso 回帰

Lasso 回帰は、最小二乗法による重回帰分析に正則化項を加えた判定基準を用いた回帰モデルである^{10) 11)}。Lasso 回帰の判定基準 E を式(4.1)に示す。

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - (\beta_0 + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}))^2 + \lambda P(\boldsymbol{\beta}) \quad \dots \quad (4.1)$$

式(4.1)における第1項の $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - (\beta_0 + \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}))^2$ は MSE 項、第2項の $\lambda P(\boldsymbol{\beta})$ は正則化項である。第1項の y_i は目的変数であり、現地調査項目の値である。 \mathbf{x}_i は説明変数のベクトルであり、ハイパースペクトルデータのバンド値である。 \mathbf{x}_i は $\mathbf{x}_i = (x_{i,1}, \dots, x_{i,M})^T$ と定義され、 M はバンド数である。 $\boldsymbol{\beta}$ は各バンドの回帰係数のベクトルであり、 $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \dots, \beta_M)^T$ と定義される。 β_0 は定数であり、 T は転置行列を表す。 λ は正則化の強さを表すパラメータで非負の数、 $P(\boldsymbol{\beta})$ は回帰係数の絶対値の和で算出される。 N は現地調査データ数である。式(4.1)の演算は、 λ がある値の場合に、 E が最小となる $\boldsymbol{\beta}$ を探索することである。 λ の調整とともに選択されるバンド数の増減と各バンドの回帰係数の変化の例を図4.2に示す。同図は2009年8月25日の観測データを用いたタンパク含有率の結果である。図の下横軸は λ に対応した $P(\boldsymbol{\beta})$ であり左側の方ほど正則化パラメータが強い。上横軸はバンド数、縦軸は回帰係数である。 λ が大きな値をとると $P(\boldsymbol{\beta})$ は0となり、全てのバンドの回帰係数が0となるため、全バンドが選択されない。図4.2の左側がそれに相当する。この状態から λ を徐々に小さくして、 E を最も小さくする $\boldsymbol{\beta}$ を探索すると、 $\boldsymbol{\beta}$ の一部が0でない値を持ち始め、この $\boldsymbol{\beta}$ に対応するバンドが選択される。これが、バンド選択と回帰係数を同時に求める Lasso 回帰の特徴である。 λ に対応するバンド数と回帰係数 $\boldsymbol{\beta}$ を用いて式(4.1)の第1項から MSE を算出すると、この MSE が小さいほど、説明変数を使って推定した値と目的変数の相関係数が高くなることから、この Lasso 回帰モデルの精度の指標となる。 λ を徐々に小さくし、その都度 λ ごとのバンド数、回帰係数 $\boldsymbol{\beta}$ および MSE を算出し、適切なものを Lasso 回帰による回帰モデルとして採用する。図4.2では、バンド数5において最も MSE が小さくなり、その時のバンドと各バンドの回

帰係数から回帰モデルが構築された。なお、最適化されたモデルの評価には、現地調査データの内の 1 つを検証データとし、残りの全ての現地調査データを回帰モデルの構築に用いる Leave-One-Out 交差検証法を用いた。Lasso 回帰の計算には、統計解析ソフトウェア R のパッケージ glmnet¹¹⁾を使用した。

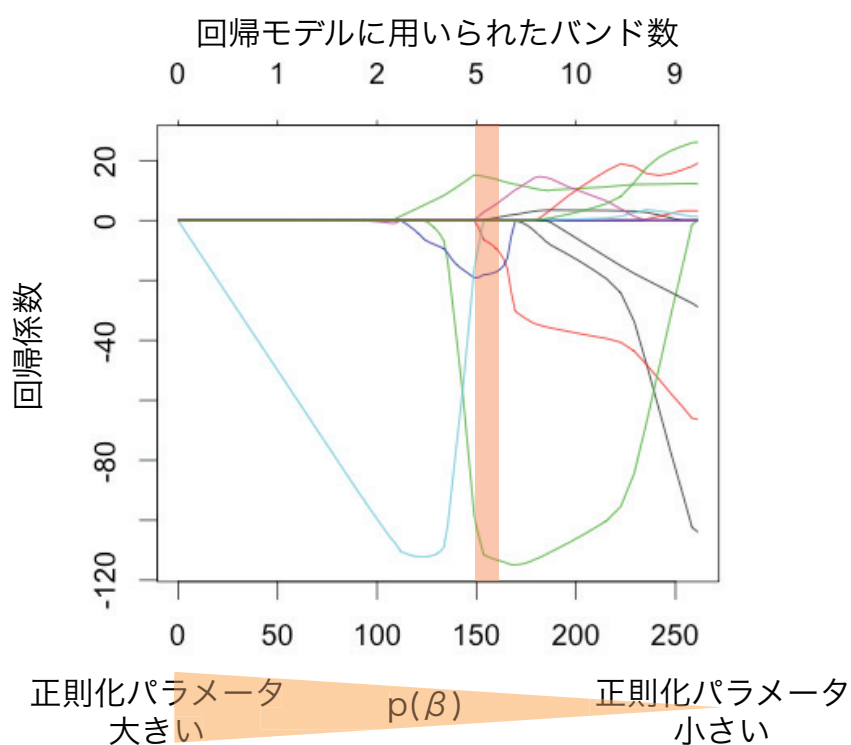


図 4.2 Lasso 回帰による回帰モデル探索の模式図

(2) 赤池情報量基準 AIC

MSE によって精度を評価した Lasso 回帰の推定モデルでは、4.4 節(2)において詳述するように、MSE の最小値が不明瞭である場合があり、回帰モデルに用いるバンド数が多く選択される場合があった。非常に多いバンド数を持つハイパースペクトルデータにおいて、高い相関係数を持つ回帰モデルを、より少数のバンドで実現するという観点から、Lasso 回帰で求めた回帰モデルの評価基準として、AIC を本研究において適用した。一般に、回帰モデルを構築するにあたり、必要以上にパラメータ数が多いと過適合が起こり、回帰モデルの相関係数は高くなるものの、汎用性は低下する¹²⁾。AIC は、適切なパラメータ数によって、誤差が最も少ない回帰モデルを構築する

ための手法である。AIC を式(4.2)に示す。

$$AIC = (-2) \log_e(\text{最大尤度}) + 2(\text{パラメータ数}) \cdots (4.2)$$

AIC は、その値が小さいほど適正という指標であり、最大尤度が大きくなると小さくなり、パラメータ数が少ないと小さくなる。式(4.2)に示すように、最大尤度とパラメータ数の両方を考慮しているため、パラメータ数を多くして最大尤度を大きくしても、パラメータ数により AIC は大きくなる。また、パラメータ数が少ないと最大尤度は小さくなるため、AIC は大きくなる。このことから、適切なパラメータ数において AIC は最小となり、過適合を考慮した回帰モデルとなる。回帰モデルの精度を判断する基準として最大尤度の代わりに MSE を用いると、MSE が小さいほど最大尤度は大きくなるため式(2)の第 1 項の負符号は逆転し正となり、式(4.3)となる¹²⁾。

$$AIC = N \log_e(MSE) + 2(h + 1) \cdots \text{式(4.3)}$$

本研究におけるハイパースペクトルデータを対象とした Lasso 回帰において、 λ の値を変化させ β を探索した内容を式(4.3)に適用することによって、AIC を用いた評価とした。ここで、 N は現地調査データ数、 h は λ に対応する 0 ではない回帰係数を持ったバンド数である。式(4.1)の Lasso 回帰によって得られた様々な λ に対応する MSE と h を式(4.3)に代入することにより、各 λ に対応する AIC を算出し、AIC が最小となる λ に対応するバンド数と回帰係数による回帰モデルを、AIC を評価基準とした Lasso 回帰による回帰モデルとした。以上の提案法の効果については、4.4 節(2)において詳説する。

(3) 正規分布による適応的な移動平均

ハイパースペクトルデータは高波長分解能で観測するため、各バンドの観測波長帯は数 nm と狭帯域となるため、マルチスペクトルセンサのように、各バンドの観測波長帯が数十 nm と広帯域であるデータより相対的に大きなノイズが含まれると考えられる。特に、大気による吸収帯、特に水蒸気吸収帯の影響を受けやすいバンドでは、

局所的に SN 比が低下するため、全体のデータ処理の信頼性を低下させる一因となっている。そこで本章では、前処理として、バンドごとに異なる SN 比を考慮した適応的な移動平均法 (Adaptive Moving Average) を導入し、データ処理の信頼性向上を目指す。

図 4.3 に本研究で調査した水稻圃場 AR-3 における 16 区画の分光反射係数の平均と標準偏差を示す。可視域の標準偏差は小さいが、700 nm 付近のレッドエッジより長波長側の標準偏差はやや大きくなる。また、940 nm 付近などの水蒸気吸収帯の標準偏差はさらに大きくなり、この様なノイズが回帰モデルの精度を低下させている可能性がある。このため、スペクトルにおけるバンド毎のノイズが Lasso 回帰に与える影響を考察するために、バンド数を単位とした様々な標準偏差を有する正規分布を荷重とした移動平均を用いてノイズを低減したハイパースペクトルデータを作成し、Lasso 回帰に適用した。加重移動平均の方法を式(4.4)から式(4.6)に示す。

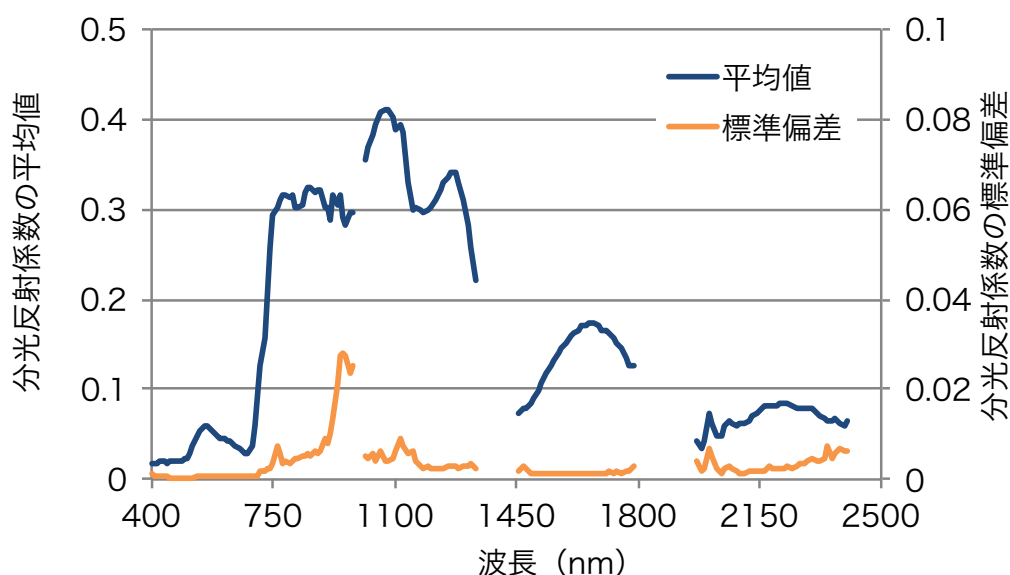


図 4.3 分光反射係数の平均と標準偏差

加重移動平均したバンド j の値 \bar{x}_j は、バンド j とその近傍のバンド集合 $N(j)$ に関して式(4.4)として表すことができる。

$$\bar{x}_j = \frac{\sum_{k \in N(j)} w_{j,k} x_k}{\sum_{k \in N(j)} w_{j,k}} \quad \dots \quad (4.4)$$

ここで、 x_k はバンド k の値、 $k \in N(j)$ はバンド j の近傍バンド、 $w_{j,k}$ はバンド j に対するバンド k の荷重である。本研究では $w_{j,k}$ を正規分布により生成した。 $w_{j,k}$ を式(4.5)に示す。

$$w_{j,k} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(k-j)^2}{2\sigma^2}\right) \cdots (4.5)$$

本研究では、標準偏差 σ を 0.5、1、2、4 および 8 の 5 段階に変化させた。また、移動平均は、中心バンド j とその前後 5 バンド、計 11 バンドを対象とした。この場合、バンド j の近傍バンド $N(j)$ は式(4.6)で表される。

$$N(j) = \{j \in \mathbb{B} | j+n \geq 1, j+n \leq M, -5 \leq n \leq 5\} \cdots (4.6)$$

ここで、 $\mathbb{B} = \{i \in \mathbb{Z} | 1 \leq i \leq M\}$ はバンド全体の集合、 \mathbb{Z} は整数全体の集合、 M はハイパースペクトルデータのバンド数である。このことから、標準偏差 0.5 では移動平均中心バンドの荷重が約 0.8、両隣のバンドの荷重が 0.1 となり、標準偏差 8 では 11 バンドの相加平均とほぼ同じになる。各標準偏差による移動平均の荷重を図 4.4 に示す。ハイパースペクトルデータの波長分解能が 9 nm とすると、11 バンドの波長幅は、Landsat などに搭載されている可視近赤外域におけるマルチスペクトルセンサの各バンドの波長幅とほぼ同じになる。各標準偏差を有する正規分布を荷重とした移動平均処理により、ノイズを段階的に抑制したハイパースペクトルデータを作成し、このデータに AIC を評価基準とした Lasso 回帰に適用し、回帰モデルを構築して、その選択バンド数と精度を評価することにより、ノイズを含むハイパースペクトルデータに対して適切な移動平均の荷重を検討した。

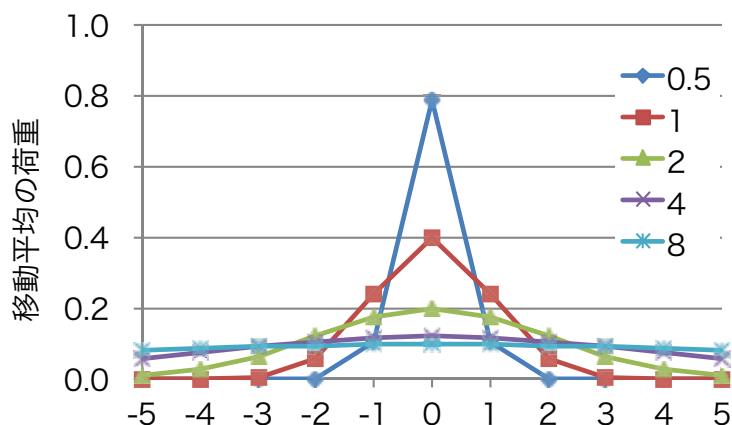


図 4.4 各標準偏差の正規分布による移動平均の荷重

(4) 植生指数

前項において提案した手法による回帰モデルの精度が、既存の手法によるモデルと比較して、どの程度高いかを評価するために、既存の研究において提案されている植生指数を適用した。本研究において検討した植生指数、植生指数の名称、算出式および算出の目的項目を表 4.1 に示す。植生指数は主に、植生量もしくは植物活性度を表す指数 (Greenness)^{13)~15)}、光利用効率を表す指数 (Light Use Efficiency)^{16)~18)}、葉面の窒素量を表す指数 (Canopy Nitrogen)¹⁹⁾、葉面の炭素量を表す指数 (Dry and Senescent Carbon)^{19)~21)}、葉面の色素を表す指数 (Leaf Pigments)^{22)~23)}、葉面の水分量を表す指数 (Leaf Water)^{24)~27)}がある。植生指数において指定された波長帯に最も近いバンドの地表面分光反射係数から算出した植生指数と調査データを線形回帰し、相関係数 R^2 を算出した。

表 4.1 植生指数一覧

区分	指数	式
Greenness	SRI (Simple Ratio Index) ¹³⁾	R845/R665
	NDVI (Normalized Differenced Vegetation Index) ¹³⁾	$(R845-R665)/(R845+R665)$
	RENDVI (Red Edge NDVI) ¹⁴⁾	$(R750-R705)/(R750+R705)$
	mRESRI (Modified Red Edge SRI) ¹⁴⁾	$(R750-R445)/(R750+R445)$
	mRENDVI (Modified Red Edge NDVI) ¹⁴⁾	$(R750-R705)/(R750+R705-2R445)$
	VREI1 (Vogelmann Red Edge Index 1) ¹⁵⁾	R740/R720
	VREI2 (Vogelmann Red Edge Index 2) ¹⁵⁾	$(R734-R747)/(R715+R726)$
	VREI3 (Vogelmann Red Edge Index 3) ¹⁵⁾	$(R734-R747)/(R715+R720)$
Light Use Efficiency	PRI (Photochemical Reflectance Index) ¹⁶⁾	$(R531-R570)/(R531+R570)$
	SIPI (Structure Insensitive Pigment Index) ¹⁷⁾	$(R800-R445)/(R800-R680)$
	RGR (Red Green Ratio Index) ¹⁸⁾	$\frac{[(R600+\dots+R699)/n]}{[(R500+\dots+R599)/n]}$
Canopy Nitrogen	NDNI (Normalized Difference Nitrogen Index) ¹⁹⁾	$\frac{(\log(1/R1510)-\log(1/R1680))}{(\log(1/R1510)+\log(1/R1680))}$
Carbon	NDLI (Normalized Difference Lignin Index) ¹⁹⁾	$\frac{(\log(1/R1754)-\log(1/R1680))}{(\log(1/R1754)+\log(1/R1680))}$
	CAI (Cellulose Absorption Index) ²⁰⁾	$0.5(R2000+R2200)-R2100$
	PSRI (Plant Secescence Reflectance Index) ²¹⁾	$(R680-R500)/R750$
Leaf Pigments	CRI1 (Carotenoid Reflectance Index 1) ²²⁾	$1/R510-1/R550$
	CRI2 (Carotenoid Reflectance Index 2) ²²⁾	$1/R510-1/R700$
	ARI1 (Anthocyanin Reflectance Index 1) ²³⁾	$1/R550-1/R700$
	ARI2 (Anthocyanin Reflectance Index 2) ²³⁾	$R800(1/R550-1/R700)$
Leaf Water	NDWI (Normalized Difference Water Index) ²⁴⁾	$(R860-R1240)/(R860+R1240)$
	WBI (Water Band Index) ²⁵⁾	R900/R970
	MSI (Moisture Stress Index) ²⁶⁾	R1599/R819
	NDII (Normalized Difference Infrared Index) ²⁷⁾	$(R819-R1649)/(R819+R1649)$

(5) 正規化植生反射指数 NDSI

本研究において提案した手法が既存の手法と比較して優位であることを評価するために、多バンドを持つハイパースペクトルデータの性質と、既存の植生指数を組み合わせた正規化分光反射指数 NDSI を適用した。NDSI は、赤色域と近赤外域の 2 バンドを利用した正規化植生指数 NDVI の式に対して、ハイパースペクトルデータの全バンドを組み合わせて算出した植生指数である⁶⁾。NDSI の式を式(4.7)に示す。

$$NDSI_{i,j} = \frac{R_i - R_j}{R_i + R_j} \cdot \cdot \cdot \quad (4.7)$$

ここで、 R_i はバンド i の分光反射係数、 R_j はバンド j の分光反射係数、 $NDSI_{i,j}$ はバンド i とバンド j の組み合わせによって得られる NDSI である。組み合わせごとの NDSI と物理量の線形回帰から得られた相関係数を求め、最も高い相関係数が得られたバンド組み合わせの NDSI を、最適な回帰モデルとした。

4.3 航空機観測と現地調査

4.2 節において提案した、Lasso 回帰の評価基準に AIC を導入し、前処理として適応的な移動平均を用いた手法の効果を検証するために、これまでマルチスペクトルセンサのみならず、ハイパースペクトルセンサを用いても回帰モデルを構築することが困難であった地表対象物の一つである水稻を対象に、航空機ハイパースペクトルセンサによる観測と、地上検証データの取得を行った。

(1) 観測地域

観測地域は山形県酒田市広野地区である。観測地域を図 4.5 に示す。地形は標高約 30 m のほぼ平坦地であり、主な土地利用は水田であり、南北約 90 m、東西約 40 m に区画された水稻の圃場からなる。本地域の水稻は、5 月上中旬に苗を移植し、5 月下旬から分けつ期となり、7 月上旬に最高分けつ期、幼穂形成期となり、8 月上旬に出穂・開花し、登熟期に入り、9 月下旬から 10 月上旬に収穫される。東北地方における水稻の生育段階と生育量のモデルを図 4.6 に示す²⁸⁾。

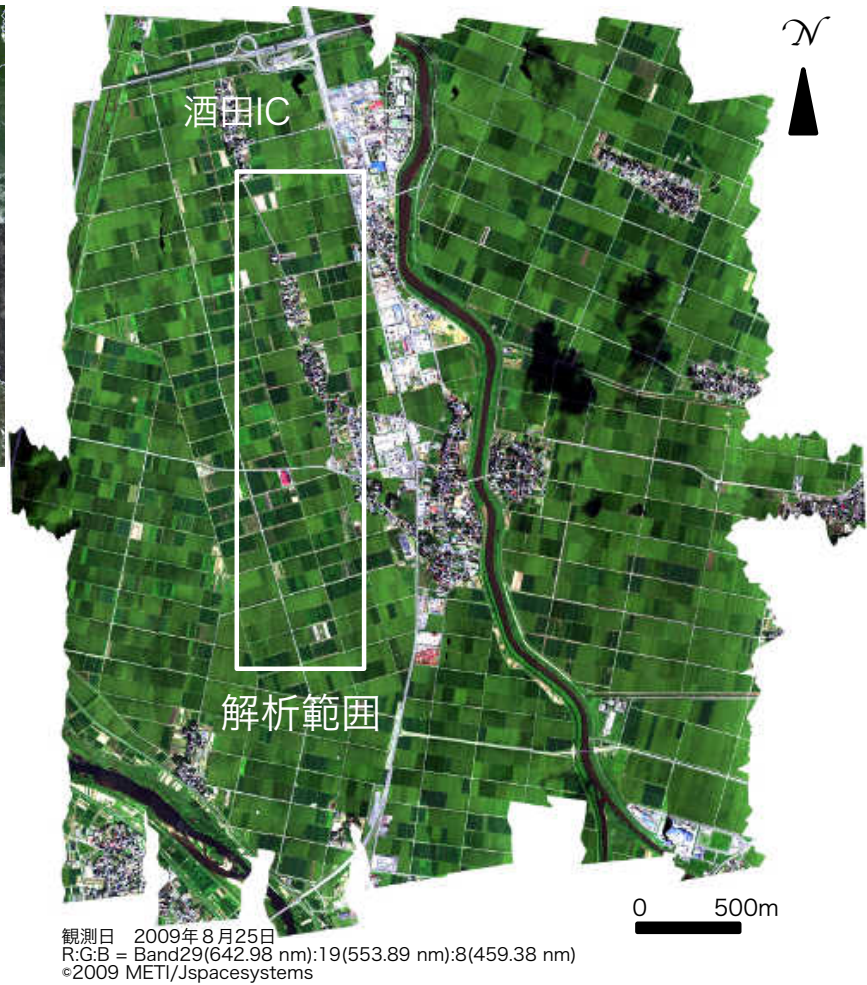


図 4.5 観測地域

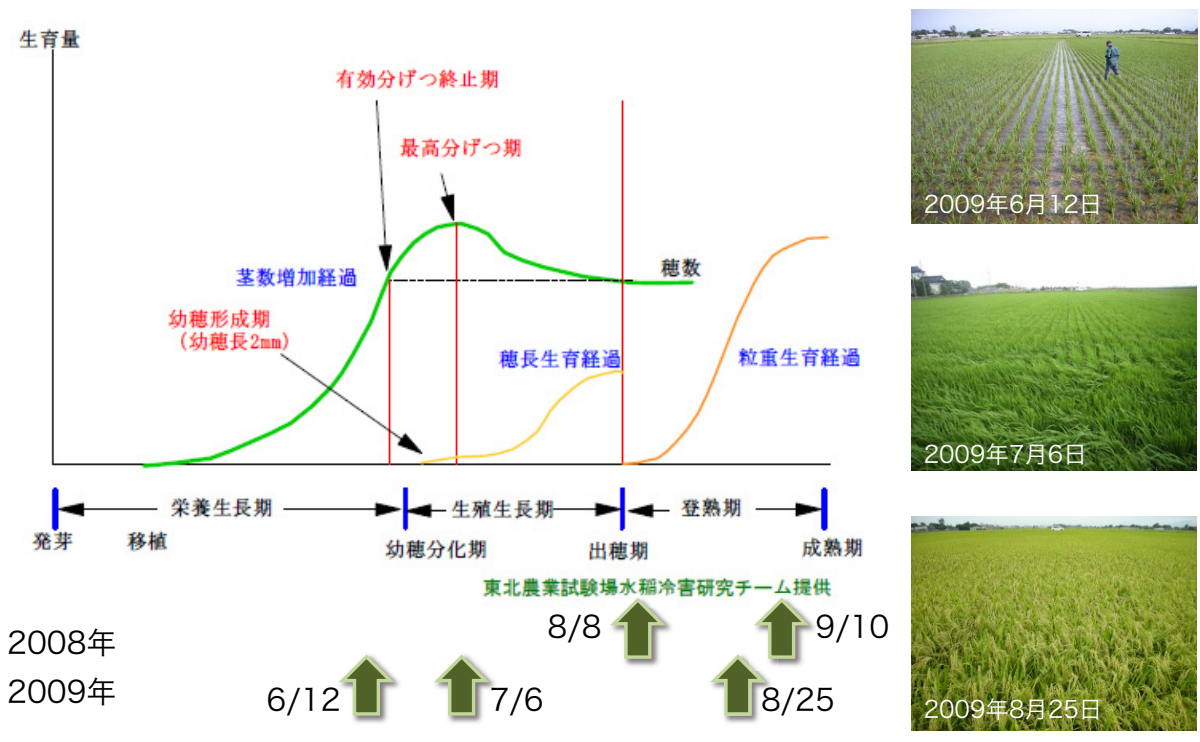


図 4.6 水稻生育段階²⁸⁾と観測日

(2) 航空機ハイパースペクトルセンサによる観測とデータ処理

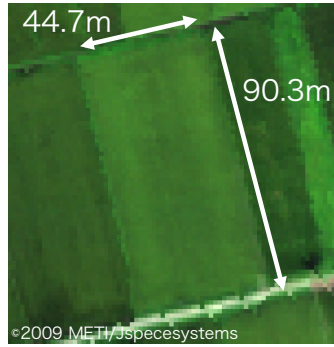
使用したセンサは、フィンランドの Specim 社が製造した航空機ハイパースペクトルセンサ AISA である。観測日時（日本標準時）は 2008 年 8 月 8 日 13 時 10 分～13 時 18 分（出穂期）、2008 年 9 月 10 日 10 時 08 分～10 時 15 分（登熟期）、および 2009 年 6 月 12 日 12 時 38 分～12 時 47 分（分けつ期）、2009 年 7 月 6 日 11 時 19 分～11 時 28 分（最高分けつ期・幼穂形成期）、2009 年 8 月 25 日 13 時 00 分～13 時 12 分（登熟期）である。天候は、2009 年 6 月 12 日は薄曇り、それ以外の観測日は快晴であった。AISA はプッシュブルーム型センサであり、観測波長帯は 403.02 ～ 2455.87 nm、平均波長分解能は可視近赤外域で約 9 nm、短波長赤外域で約 11 nm、バンド数は 195 である。本観測では対地高度約 1100 m で飛行し、地上分解能は 1.5 × 1.5 m であった。

幾何補正済 AISA 観測輝度データを波長校正²⁹⁾した後、放射伝達モデル MODTRAN4^{30) 31)}を用いた ENVI の大気補正プログラム FLAASH によって地表面分光反射係数を算出し、これを各バンドの値とした。6 月の大気モデルは亜北極帯夏モデル、7 月と 8 月の大気モデルは中緯度夏モデル、エアロゾルモデルは全て Rural である。調査区画の分光反射係数は、面積約 5 m 四方に相当する 3×3 画素の平均値とした。

(3) 現地調査

研究地域において 4 圃場（圃場番号 AR-3、AR-4、AR-5 および AR-6）を選択し、各圃場を 16 に等分割し、計 64 区画を設けた。2009 年 8 月 25 日に撮影した AISA 画像に各圃場の位置と圃場を 16 に等分割した模式図を図 4.7 に示す。水稻の品種は圃場番号 AR-3、AR-5 および AR-6 が「はえぬぎ」、AR-4 が「コシヒカリ」である。各区画において航空機観測と同時期に、草丈、葉緑素含量を反映した SPAD 値、茎数、葉面積指数（Leaf Area Index: LAI）を調査した。2008 年では AR-6 は調査していない。草丈と茎数は 2009 年のみ調査した。LAI は Li-Cor 製 LAI-2000（図 4.8 参照）を用い、2008 年 8 月を除き調査した。SPAD 値はコニカミノルタ製 SPAD-502 を用い全ての観測日で調査した。草丈、SPAD 値、茎数は、各区画中心にある 1 条の

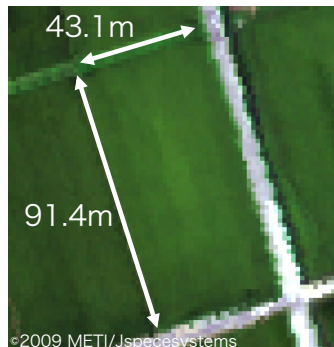
連続する 10 株を調査し、その平均値を各区画の値とした。株間は約 18 cm であることから 1.8 m の区間のデータとなる。草丈、LAI および SPAD 値の計測の様子を図 4.8 に示す。LAI は各区画において 4 箇所調査し、その平均値を各区画のデータとした。また、AISA 観測後の収穫時に玄米の収量とタンパク含有率を測定した。収量測定のための試料は、各区画の中心における 2 条で各々 10 株採取し、合計 20 株を使用した。この試料を乾燥後に脱穀・籾摺し、水分 15 % に調整し、全試料の精玄米重 (g) を求め、植裁密度から各区画の 1 平方メートルあたりの収量 (g/m^2) を算出した。玄米のタンパク含有率 (%) は、静岡製機株式会社製食味分析計 GS-1000J を用いて測定し、全試料の平均値を各区画のデータとした。収量とタンパク含有率の計測フローを図 4.9 に示す。



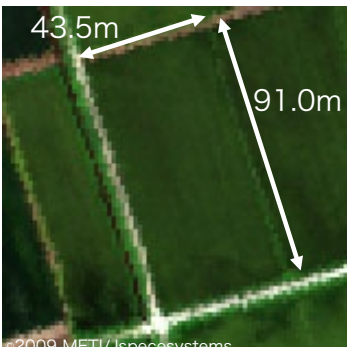
AR-4(コシヒカリ)



AR-3(はえぬぎ)



AR-5(はえぬぎ)



AR-6(はえぬぎ)

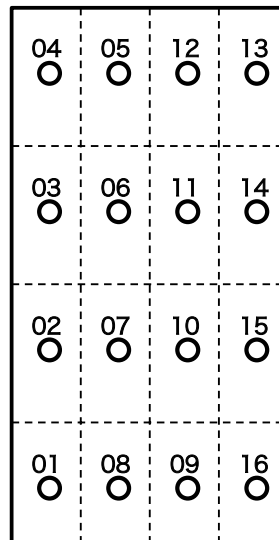


図 4.7 現地調査圃場と区画模式図



図 4.8 現地計測方法

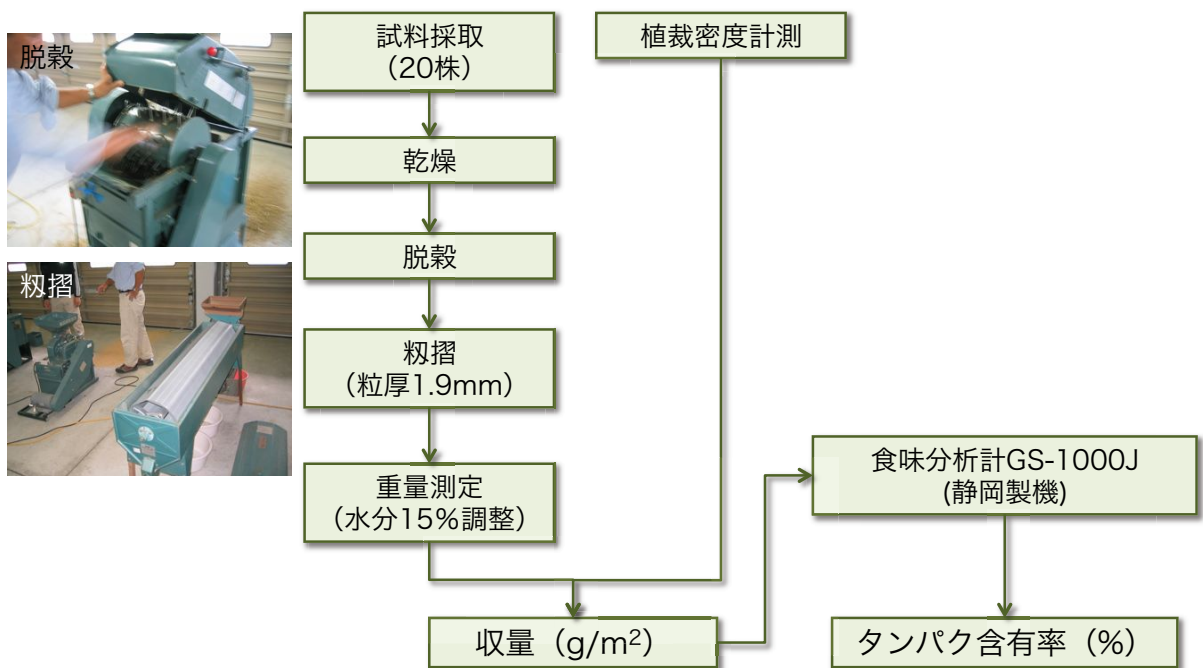


図 4.9 収量およびタンパク含有率の測定方法

4.4 結果

(1) 現地調査

現地調査によって得られた計測結果を図 4.10(a)～(f)に、最大値と最小値を表 4.2 にそれぞれ示す。草丈は、2009 年 6 月と 7 月では全圃場ほぼ同じであったが、2009 年 8 月では AR-3 の圃場がやや高くなった。LAI は、2008 年 9 月と 2009 年 6 月において AR-3 で大きい傾向があり、2009 年 7 月では AR-6 で小さい傾向となったが、2009 年 8 月では全圃場ほぼ同じとなった。SPAD 値は、2008 年 8 月と 9 月において AR-4 でやや小さい傾向があり、2009 年 6 月では AR-4 においてわずかに大きい傾向であったが、2009 年 7 月では全圃場ほぼ同じとなり、2009 年 8 月では AR-6 において大きい傾向となった。茎数は、2009 年 6 月では AR-3 と AR-4 において多く、AR-5 と AR-6 において少ない傾向であったが、2009 年 7 月と 8 月では全圃場ほぼ同じとなった。収量は 2008 年および 2009 年共に、コシヒカリである AR-4 において多い傾向となり、タンパク含有率は小さい傾向となった。また、2009 年のタンパク含有率は AR-6 において大きい傾向となった。このことから、草丈などの生育データには品種に依存した傾向は見られなかったが、収量とタンパク含有率には品種に依存した傾向が見られた。

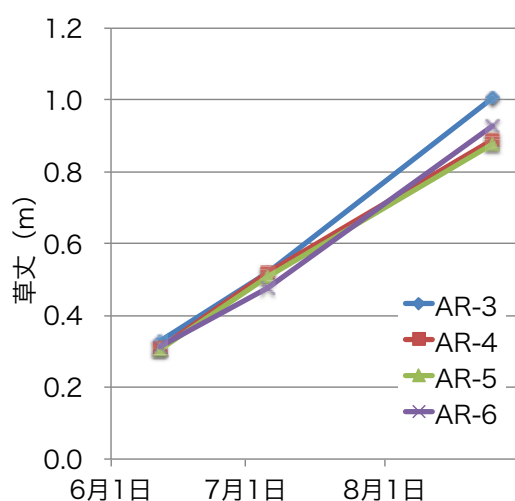


図 4.10(a) 現地調査結果 (草丈)

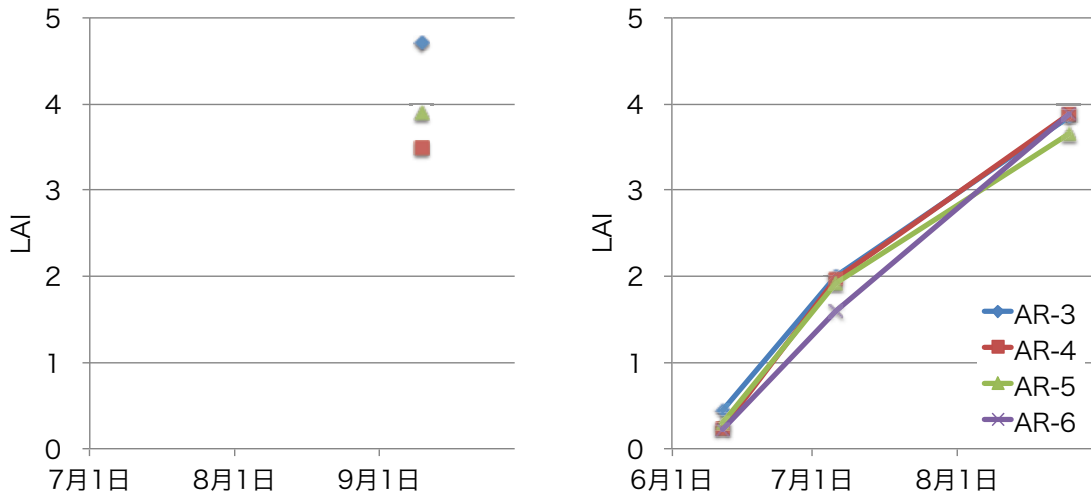


図 4.10(b) 現地調査結果 (LAI)

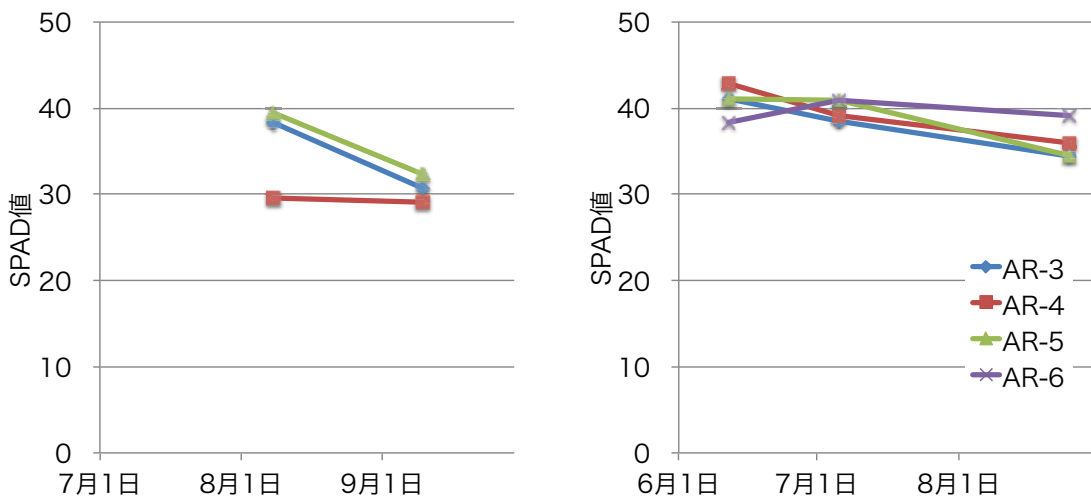


図 4.10(c) 現地調査結果 (SPAD 値)

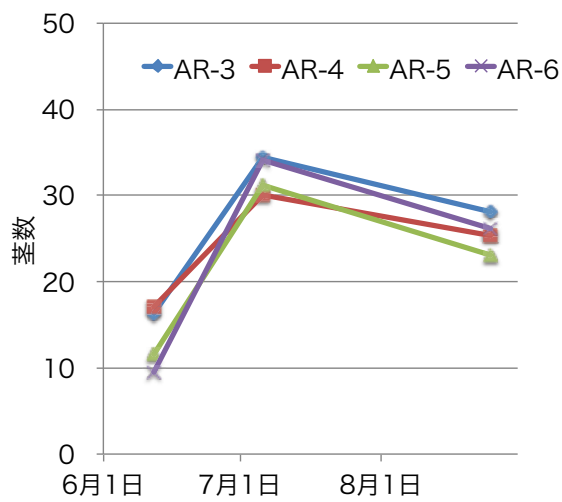
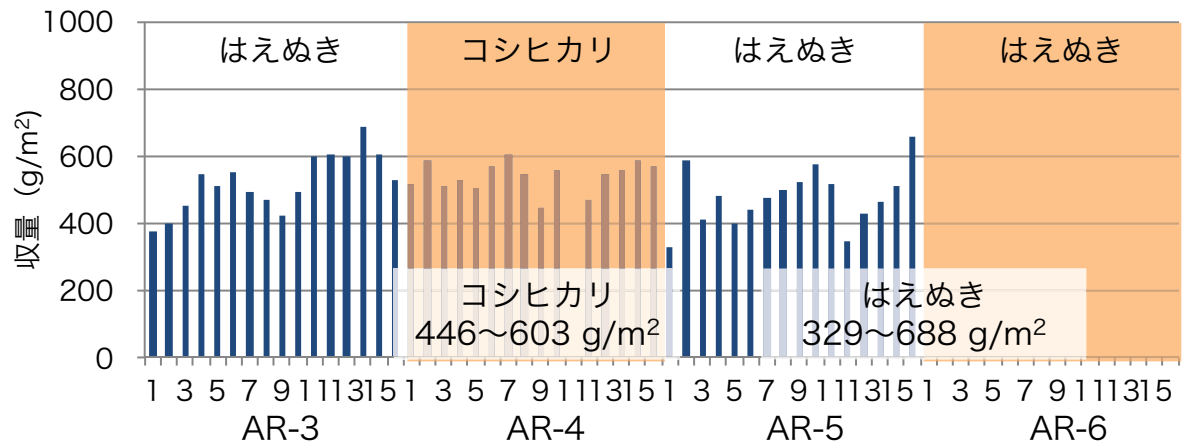


図 4.10(d) 現地調査結果 (茎数)

a) 2008 年



b) 2009 年

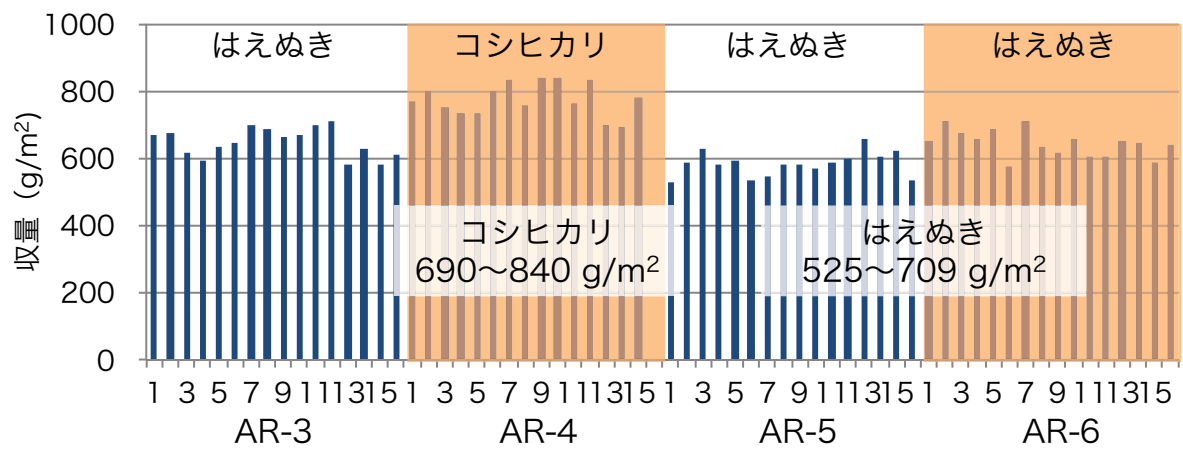
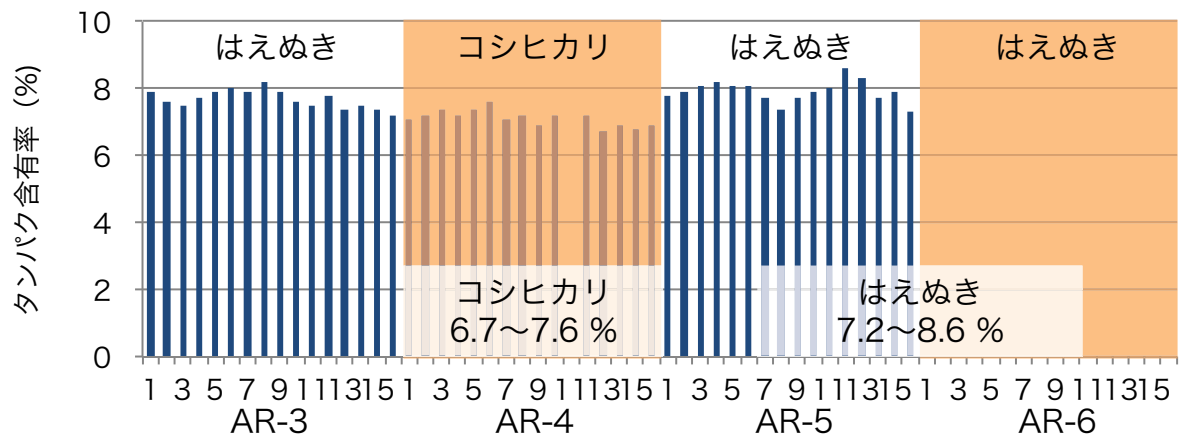


図 4.10(e) 現地調査結果 (収量)

a) 2008 年



b) 2009 年

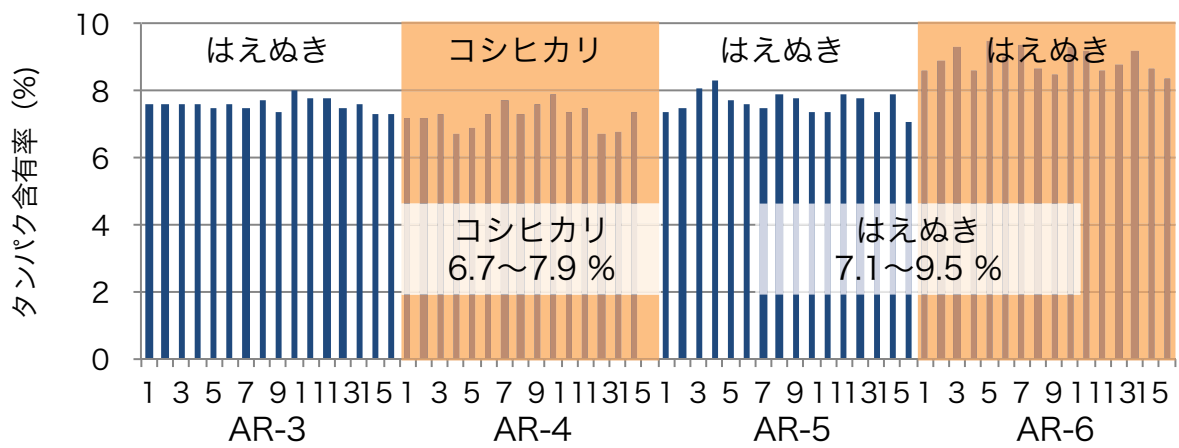


図 4.10(f) 現地調査結果 (タンパク含有率)

表 4.2 現地調査データ

(a) 生育状況

圃場番号	2008年8月8日	2008年9月10日	2009年6月12日	2009年7月6日	2009年8月25日
	(出穂期)	(登熟期)	(分けつ期)	(最高分けつ期)	(登熟期)
草丈 (m)					
AR-3	—	—	0.29 ~ 0.35 (16)	0.48 ~ 0.55 (16)	0.94 ~ 1.05 (16)
AR-4	—	—	0.29 ~ 0.33 (16)	0.50 ~ 0.56 (16)	0.85 ~ 0.92 (16)
AR-5	—	—	0.28 ~ 0.33 (16)	0.47 ~ 0.55 (16)	0.83 ~ 0.93 (16)
AR-6	—	—	0.27 ~ 0.34 (16)	0.45 ~ 0.51 (16)	0.88 ~ 0.96 (16)
LAI					
AR-3	—	4.33 ~ 5.06 (16)	0.38 ~ 0.56 (16)	1.73 ~ 2.31 (16)	3.38 ~ 4.49 (16)
AR-4	—	2.62 ~ 4.26 (16)	0.13 ~ 0.31 (16)	1.62 ~ 2.49 (16)	3.54 ~ 4.10 (16)
AR-5	—	2.65 ~ 4.69 (16)	0.19 ~ 0.39 (16)	1.47 ~ 2.40 (16)	3.04 ~ 4.23 (16)
AR-6	—	—	0.19 ~ 0.28 (5)	1.09 ~ 1.99 (16)	3.37 ~ 4.56 (16)
SPAD値					
AR-3	36.3 ~ 40.6 (16)	28.4 ~ 34.6 (16)	38.5 ~ 43.6 (16)	37.1 ~ 40.6 (16)	30.7 ~ 37.5 (16)
AR-4	25.4 ~ 31.7 (16)	27.6 ~ 31.4 (16)	40.9 ~ 45.4 (16)	37.2 ~ 41.4 (16)	33.7 ~ 38.3 (16)
AR-5	36.5 ~ 44.7 (16)	29.5 ~ 35.8 (16)	38.4 ~ 42.7 (16)	37.7 ~ 45.1 (16)	32.9 ~ 37.5 (16)
AR-6	—	—	35.7 ~ 41.5 (16)	36.9 ~ 43.2 (16)	36.5 ~ 41.7 (16)
茎数					
AR-3	—	—	12.4 ~ 19.3 (8)	29.4 ~ 42.9 (8)	25.3 ~ 31.5 (8)
AR-4	—	—	14.0 ~ 21.7 (8)	26.6 ~ 36.0 (8)	23.4 ~ 27.2 (8)
AR-5	—	—	8.0 ~ 15.1 (8)	25.5 ~ 36.1 (8)	19.5 ~ 28.1 (8)
AR-6	—	—	7.1 ~ 12.1 (8)	26.8 ~ 42.5 (8)	22.5 ~ 33.2 (8)

(b) 収量、タンパク含有率

圃場番号	収量 (g/m ²)		タンパク含有率 (%)	
	2008年	2009年	2008年	2009年
AR-3	373 ~ 688 (16)	578 ~ 709 (16)	7.2 ~ 8.2 (16)	7.3 ~ 8.0 (16)
AR-4	446 ~ 603 (15)	690 ~ 840 (15)	6.7 ~ 7.6 (15)	6.7 ~ 7.9 (15)
AR-5	329 ~ 659 (16)	525 ~ 654 (16)	7.3 ~ 8.6 (16)	7.1 ~ 8.3 (16)
AR-6	—	575 ~ 707 (16)	—	8.4 ~ 9.5 (16)

(2) Lasso 回帰と AIC

Lasso 回帰に AIC を適用する有用性を示すため、MSE と AIC を比較した。2008 年 9 月におけるタンパク含有率についての正則化パラメータ λ と MSE および AIC の関係を図 4.11 に示す。横軸は λ の自然対数値であり、横軸右側ほど λ が大きい。右側縦軸は MSE、左側縦軸は AIC である。上部の横軸には、 λ によって選択されたバンド数を示す。MSE では、最も横軸右側の λ のバンド数が 2 であるため、十分な相関が得られずに MSE は大きくなり、横軸左側の λ では過剰に有効でないバンドも採用されているためほぼ一定値となっている。利用バンド数が増える横軸左側に行くほど MSE が低下する場合があります、この場合は最小値が求められない。この様に Lasso 回帰のモデルを MSE で判断する場合、最小値を求めることが難しい。一方、AIC では、図 4.4 に示すように、バンド数の増加を反映して横軸左側においても AIC が増加するため、AIC が最小値を明瞭に表現していることが分かる。図 4.4 の場合、MSE の最小値が求まり、 $\text{Log}_e \lambda$ が -4.54 でそのバンド数は 11 であったが明白なものではなかった。AIC では最小値が明白に求まり、図 4.11 では、 $\text{Log}_e \lambda$ が -3.56 でそのバンド数は 4 であった。

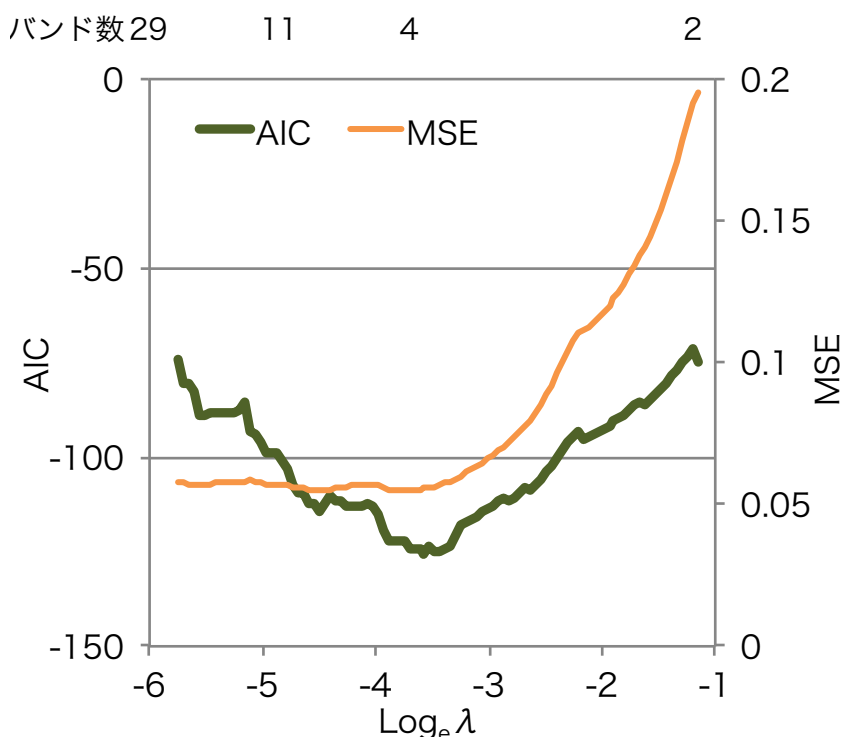


図 4.11 Lasso 回帰における正則化パラメータ λ と MSE および AIC

MSE と AIC を用いて評価した回帰モデルによって得られた推定値と、現地調査によって得られた計測値の相関係数とバンド数を表 4.3 の第 1 項目および第 2 項目にそれぞれ示す。多くの対象で、ほぼ同じ相関係数である条件において、MSE の評価よりも、AIC で評価したバンド数のほうが少なかった。また、2008 年 9 月のデータによる収量の推定では、MSE によって 0.297 という相関係数が算出されているが、AIC による評価では相関が得られなかった。2009 年 7 月および 2009 年 8 月のデータによる茎数の回帰モデルでは、MSE による評価ではそれぞれ 0.672 および 0.888 の相関係数であったが、AIC による評価では相関が得られなかった。これらの結果は、MSE による評価では、過適合によって相関係数が得られている場合でも、AIC によって評価することにより、過適合が発生している回帰モデルを排除することができることを示している。以上より、MSE よりも AIC による評価のほうが、過適合を抑制したより汎用性の高い回帰モデルを構築できると考えられる。

表 4.3 の第 2 項目に示した AIC を評価基準とした Lasso 回帰の結果を用いて、観測日ごとに、回帰モデルによって得られた推定値と、現地調査によって得られた計測値の相関係数を評価した。収量は 2008 年 8 月の観測では相関係数が 0.250 となり、2008 年 9 月の観測では回帰モデルを得ることができなかったが、2009 年の観測では、収穫前の 8 月だけでなく、6 月や 7 月においても回帰モデルが得られた。タンパク含有率は、2008 年および 2009 年の観測において、2009 年 7 月を除き、全生育段階で高い相関係数が得られている。草丈は、低い相関係数が得られているか、もしくは高い相関係数が得られていてもバンド数が多いことから、AIC を評価基準とした Lasso 回帰では回帰モデルが構築できなかったと考えられる。LAI は、生育初期であり圃場において水面が多くを占める 2009 年 6 月において高い相関係数であるもののバンド数も多いことから、この時期は適切な回帰モデルが得られていないと考えられる。生育後期の 2009 年 8 月では相関が得られていない。SPAD 値は 2008 年 8 月のみ非常に高い相関係数 (0.914) が 4 バンドで得られている。2009 年 7 月ではやや相関係数が小さい (0.528) が、その他の時期は相関係数約 0.6 が得られている。茎数は、生育初期である 2009 年 6 月において高い相関係数 (0.682) が得られているものの、その他の時期では回帰モデルを得ることはできなかった。

表 4.3 現地調査と航空機ハイパースペクトルデータおよび Landsat/ETM+リサンプリングデータとの推定モデルの相関係数と選択バンド数

項目および観測日	収量	タンパク含有率	草丈	LAI	SPAD値	莖数
MSEの評価によるLasso回帰（移動平均前）						
2008年8月8日	0.306 (5)	0.847 (14)	— —	— —	0.916 (6)	— —
2008年9月10日	0.297 (6)	0.854 (11)	— —	0.520 (3)	0.736 (11)	— —
2009年6月12日	0.756 (11)	0.879 (14)	0.559 (10)	0.926 (24)	0.622 (7)	0.696 (6)
2009年7月6日	0.709 (11)	0.421 (2)	0.835 (26)	0.857 (28)	0.952 (46)	0.672 (9)
2009年8月25日	0.750 (10)	0.892 (10)	0.981 (46)	0.756 (24)	0.669 (10)	0.888 (14)
AICの評価によるLasso回帰（移動平均前）						
2008年8月8日	0.250 (1)	0.759 (4)	— —	— —	0.914 (4)	— —
2008年9月10日	NA (0)	0.792 (4)	— —	0.520 (3)	0.600 (2)	— —
2009年6月12日	0.720 (7)	0.870 (11)	0.298 (1)	0.877 (15)	0.617 (6)	0.682 (5)
2009年7月6日	0.664 (6)	0.421 (2)	0.524 (6)	0.611 (9)	0.528 (6)	NA (0)
2009年8月25日	0.750 (10)	0.870 (6)	0.741 (11)	NA (0)	0.665 (9)	NA (0)
AICの評価によるLasso回帰（移動平均後、[]は移動平均の係数に用いた標準偏差）						
2008年8月8日	0.442 (4) [1]	0.795 (5) [8]	— —	— —	0.911 (3) [2]	— —
2008年9月10日	NA (0)	0.798 (3) [0.5]	— —	0.507 (2) [4]	0.619 (3) [1]	— —
2009年6月12日	0.726 (5) [0.5]	0.853 (7) [0.5]	0.446 (3) [4]	0.785 (8) [0.5]	0.607 (4) [0.5]	0.675 (4) [1]
2009年7月6日	0.668 (6) [0.5]	0.695 (12) [4]	0.497 (5) [8]	0.648 (6) [8]	0.625 (8) [1]	NA (0)
2009年8月25日	0.791 (9) [4]	0.875 (5) [2]	0.875 (14) [8]	0.224 (3) [8]	0.611 (4) [4]	NA (0)
Landsat/ETM+リサンプリングデータによる重回帰分析						
2008年8月8日	0.456	0.770	—	—	0.914	—
2008年9月10日	0.142	0.706	—	0.558	0.549	—
2009年6月12日	0.542	0.726	0.428	0.507	0.493	0.523
2009年7月6日	0.621	0.505	0.519	0.629	0.509	0.381
2009年8月25日	0.692	0.889	0.778	0.273	0.609	0.377

NA：回帰なし、—：現地調査データなし

(3) 移動平均

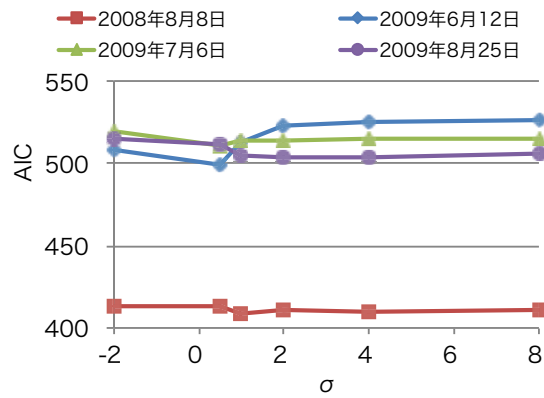
移動平均したハイパースペクトルデータに対して Lasso 回帰を施し、AIC を用いて評価した回帰モデルの AIC を図 4.12 に、回帰モデルによって得られた推定値と現地調査によって得られた計測値の相関係数を図 4.13 に、選択バンド数を図 4.14 に示す。各図には、移動平均していないデータの結果も示した。その結果、相関係数は一部の項目において移動平均していないデータの方が高いものの、AIC は全ての項目において移動平均していないデータより移動平均したデータの方が小さくなり、多くの項目において移動平均したデータを用いて構築した回帰モデルから得られた相関係数の方が高くなった。このことは、移動平均によって、より適切な回帰モデルが構築できたことを表している。

移動平均したデータにおいて AIC が最小の場合における、回帰モデルによって得られた推定値と現地調査によって得られた計測値の相関係数とバンド数および移動

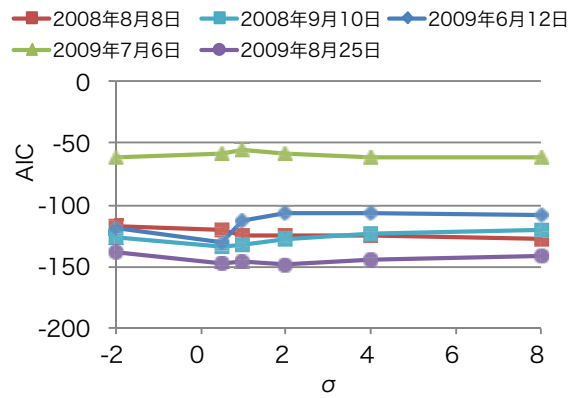
平均に用いた標準偏差を表 2 の第 3 項目に示す。収穫時に最も近い 2008 年 9 月のタンパク含有率では、標準偏差 0.5 の移動平均において AIC が最も小さく、相関係数 (0.798) は最も高くなった。2009 年 8 月のタンパク含有率では、標準偏差 1 の移動平均による相関係数 (0.878) が最も高いものの、標準偏差 2 の移動平均において AIC は最も小さく、この時の相関係数 (0.875) はほぼ同じであった。2009 年 7 月の LAI では、移動平均前の相関係数と比較すると、標準偏差 1 による移動平均だけでなく、標準偏差 2 から 8 の移動平均によっても相関係数は高く、AIC は標準偏差 8 の移動平均において最も低くなった。移動平均していないデータにおいて相関が得られていない 2008 年 9 月の収量などでは、移動平均を用いても回帰モデルを得ることはできなかった。

以上より、ハイパースペクトルデータに正規分布を荷重とした移動平均を施し、Lasso 回帰を適用し、AIC で評価する本提案手法によって、回帰モデルに用いるバンド数をより詳細に選択でき、最も AIC が小さく、相関係数が高い回帰モデルを構築することができた。また、回帰モデルには 2 つの傾向があり、標準偏差 0.5、1 ないし 2 による移動平均のように、移動平均中心付近のバンドの荷重が大きい移動平均データによって適切な回帰モデルが構築できたもののほか、相加平均とほぼ同じとなる標準偏差 8 による移動平均により適切な回帰モデルを構築できたものもあった。

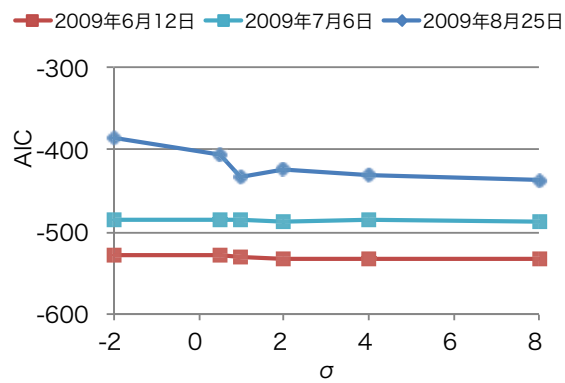
(a) 収量



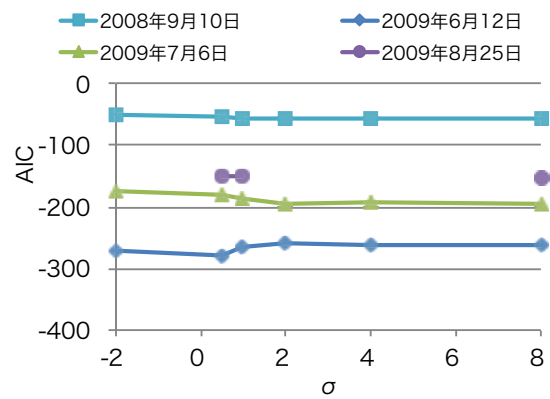
(b) タンパク含有率



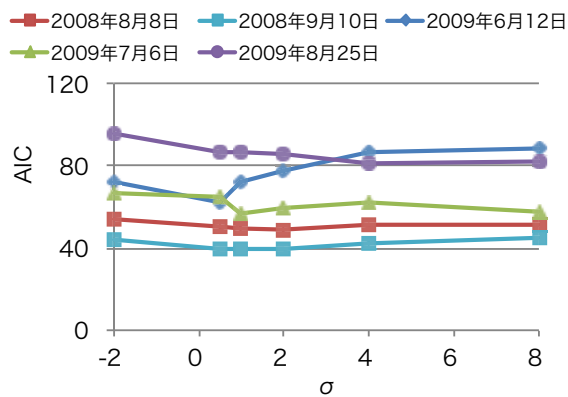
(c) 草丈



(d) LAI



(e) SPAD 値



(f) 茎数

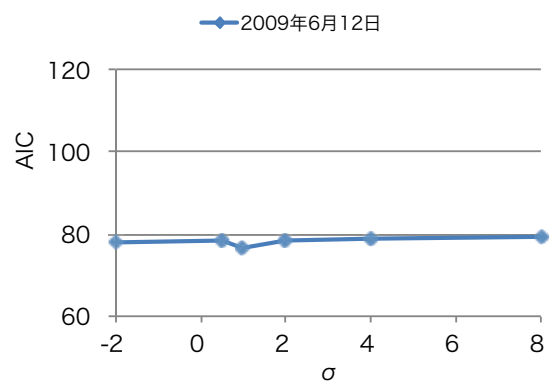
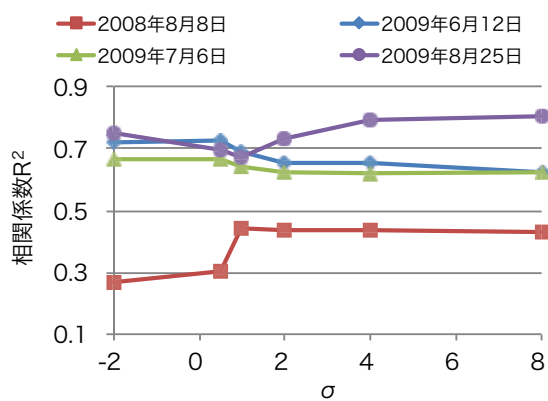
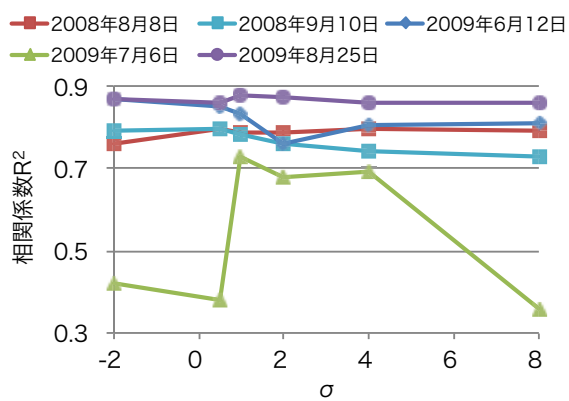


図 4.12 AIC を用いて評価した Lasso 回帰における AIC

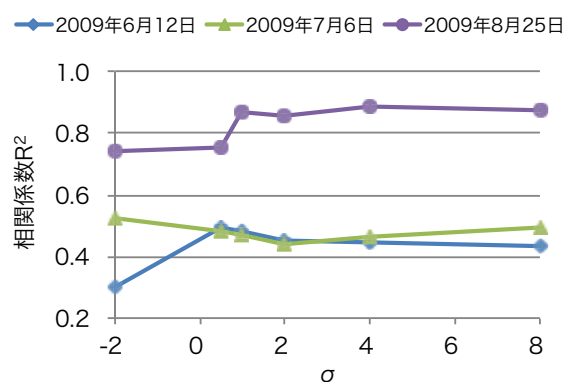
(a) 収量



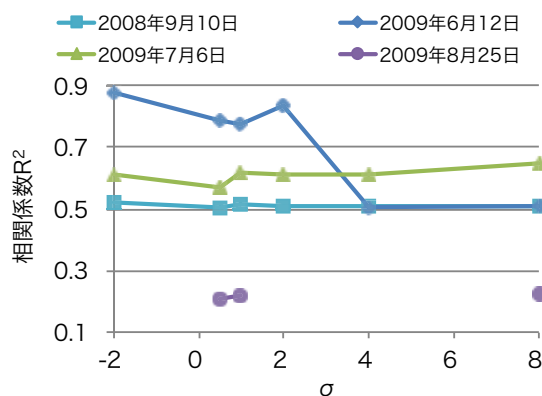
(b) タンパク含有率



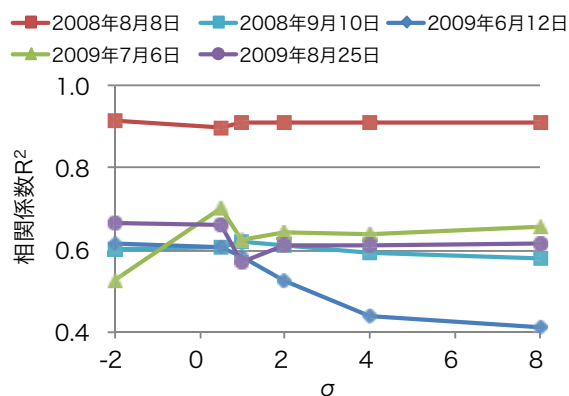
(c) 草丈



(d) LAI



(e) SPAD 値



(f) 茎数

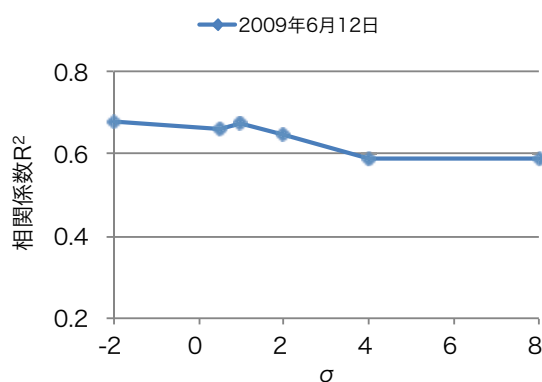
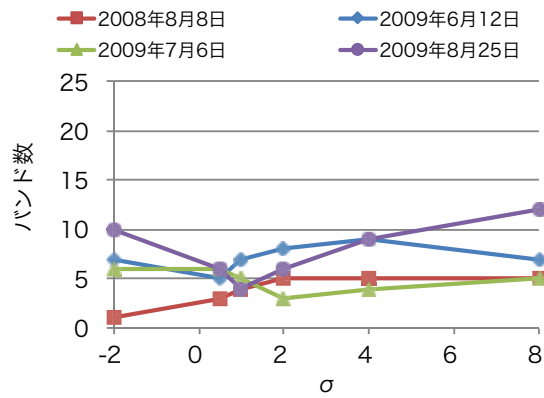
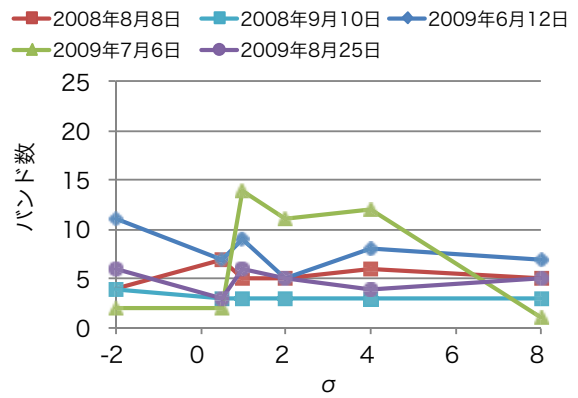


図 4.13 AIC を用いて評価した Lasso 回帰から得られた相関係数 R^2

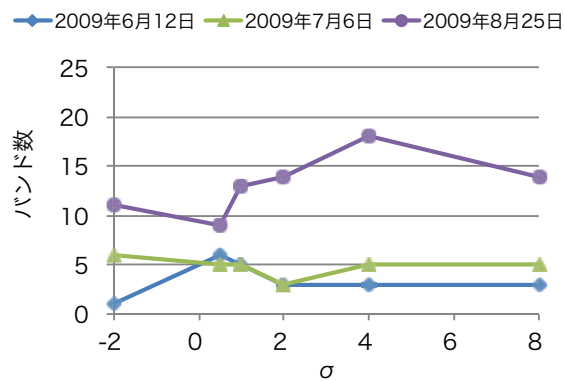
(a) 収量



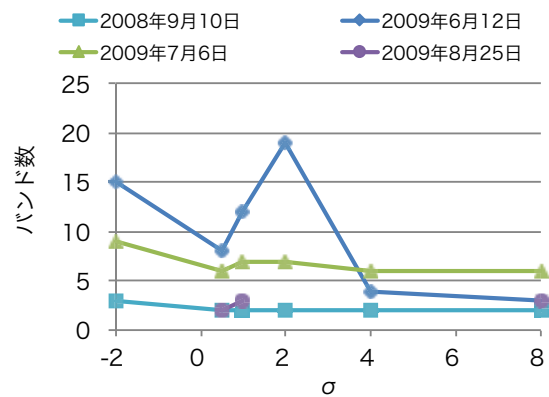
(b) タンパク含有率



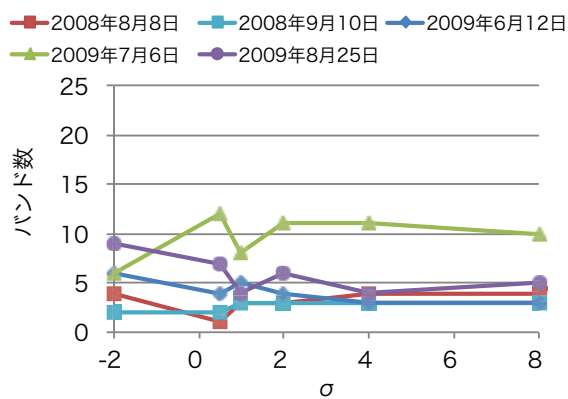
(c) 草丈



(d) LAI



(e) SPAD 値



(f) 茎数

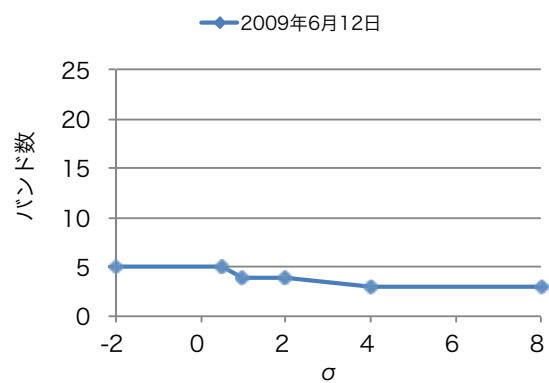
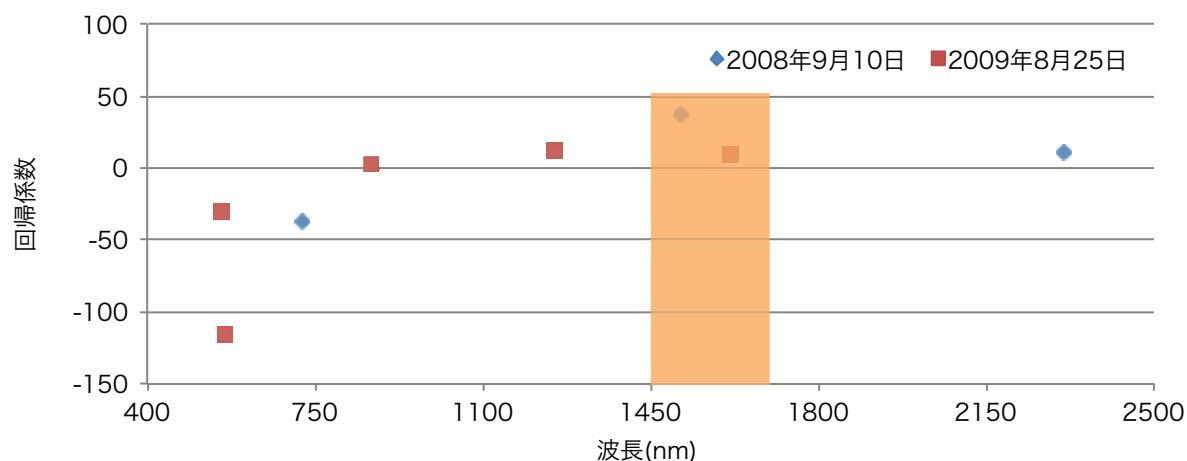


図 4.14 AIC を用いて評価した Lasso 回帰から得られた選択バンド数

(4) 選択バンドの特徴

2年間の観測において継続的に測定し、同様の生育ステージであり、かつ回帰モデルによって得られた推定値と現地調査によって得られた計測値の相関係数が求められたデータは、2008年9月と2009年8月におけるタンパク含有率とSPAD値であった。そこで、タンパク含有率とSPAD値のデータにおいてAICの評価を用いたLasso回帰から得られた選択バンドを比較した。その結果を図4.15にそれぞれ示す。2008年9月のタンパク含有率は、標準偏差0.5の移動平均から得られたデータを用い、2009年8月では標準偏差2のデータを用いた。バンド数はそれぞれ3および5、相関係数はそれぞれ0.798および0.875である。2008年9月のSPAD値は、標準偏差1の移動平均から求めたデータを用い、2009年8月では標準偏差4の移動平均から求めたデータを用いた。バンド数はそれぞれ3および4、相関係数はそれぞれ0.619および0.611であった。選択バンドを比較した結果、タンパク含有率では約1570 nmに共通の波長帯が選択された。SPAD値でも約1570 nmにおいて共通の波長帯が選択された。しかし、その他の選択バンドの波長帯は異なっていた。この2年間の観測では多年次に渡る回帰モデル構築に重要となる特徴的な波長帯の特定には至らなかったものの、タンパク含有率とSPAD値に共通する特徴的な波長帯の存在が認められた。

(a) タンパク質



(b) SPAD 値

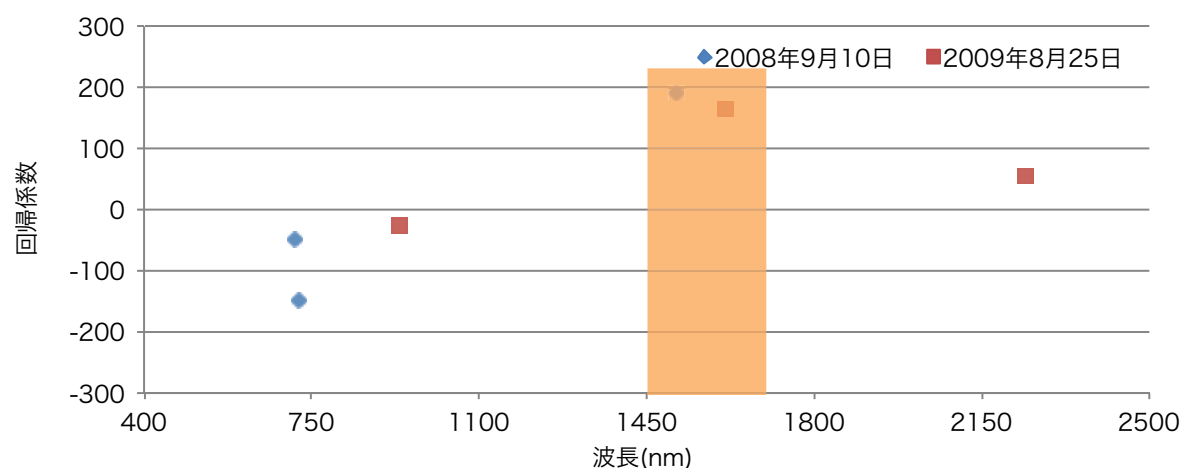


図 4.15 2008 年と 2009 年における選択バンドの波長帯と回帰係数の比較

4.5 考察

(1) 回帰モデルの最適バンド数

移動平均によってスムージングしたデータに Lasso 回帰を適用し、AIC によって評価することによって、より少数のバンドからなる適切な回帰モデルを構築することができたが、項目によっては選択されたバンド数が数バンドから十数バンドとなった。表 2 の第 3 項目に示すように、草丈の回帰モデルでは、バンド数が 3~14 となり、相関係数は 0.446 ~ 0.875 となり、バンド数が少なく相関係数が小さい回帰モデルと、バンド数が多く相関係数が大きい回帰モデルに分かれた。図 4.12(c)に示した草

丈では、選択バンド数が多い 2009 年 8 月の AIC は、他の観測日のデータよりも大きくなり、AIC の観点では低い評価の回帰モデルとなった。既存の研究では、主成分分析やエントロピー法など幾つかの方法によって、回帰モデルに用いるバンド数と誤差の関係を、サンプルデータと均一であるが異なる検証データを用意して検討した結果、選択バンド数が 5~10 程度で誤差が最小となり、それより少ないバンド数や多いバンド数では誤差が多くなることを示している³²⁾。本研究におけるタンパク含有率や SPAD 値の推定においても、バンド数が 3~9 程度で AIC が小さい回帰モデルが得られていることから、回帰モデルの構築に最適なバンド数は 3~9 程度と考えられる。このことから、2009 年 8 月における草丈の回帰モデルを利用することは適切ではないと考えられる。

(2) 回帰モデル構築におけるハイパースペクトルデータの優位性

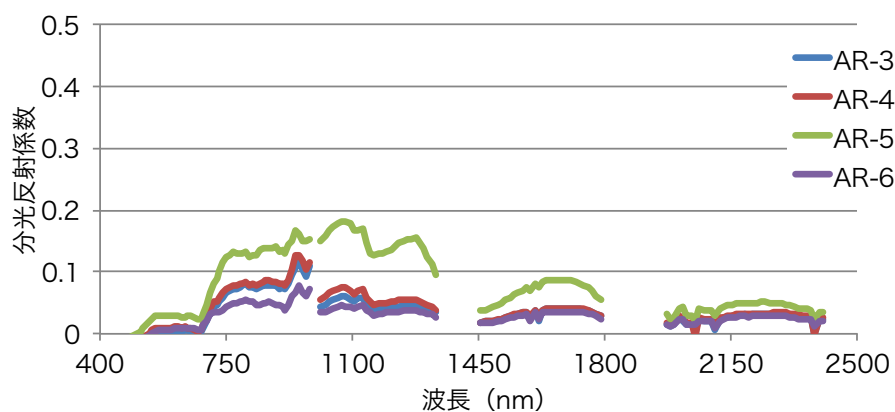
回帰モデルには、図 4.13(d)に示した 2009 年 7 月の LAI の様に、移動平均していないデータから構築した回帰モデルを用いて得られた相関係数と、標準偏差 8 の正規分布を荷重とした移動平均から構築した回帰モデルを用いて得られた相関係数がほぼ同じ場合があった。移動平均した 11 バンドの波長幅は約 90 nm となり、Landsat などのマルチスペクトルセンサの可視近赤外域におけるバンド幅とほぼ同じとなる。このことは、目的とする対象物によってはマルチスペクトルセンサのような低い波長分解能を用いても同様の相関係数が得られる対象もあることを示している。そこで、ハイパースペクトルデータとマルチスペクトルデータを用いた回帰モデル構築の優位性を比較するため、ハイパースペクトルデータを Landsat7/ETM+のバンド 1~5 および 7 にリサンプリングしたデータに重回帰分析を適用した結果と、移動平均したハイパースペクトルデータに Lasso 回帰を施し、AIC で評価した本研究の提案方法によって得られた結果を比較した。リサンプリングデータに対する重回帰分析の結果を表 4.3 の第 4 項目に示す。Lasso 回帰において高い相関係数が得られた 2009 年の収量を比較すると、ハイパースペクトルデータの方がリサンプリングデータより高い相関係数を得ることができた。2008 年 9 月のタンパク含有率ではハイパースペクトルデータの方が高い相関係数が得られたが、2009 年 8 月ではほぼ同じとなった。LAI では、2009 年 6 月のデータにおいてハイパースペクトルデータのほうが高い相

関係数を得られているが、2008年9月のデータではリサンプリングデータの方が高い相関係数となった。SPAD値では、2008年8月の観測を除き、ハイパースペクトルデータの方が高い相関係数であった。莖数においても、回帰モデルが得られている2009年6月において、ハイパースペクトルデータの方が高い相関係数であった。以上より、ハイパースペクトルデータの方が、より多くの項目に対して高い相関係数を持つ回帰モデルの構築に適していると考えられる。

2009年6月観測時の水田は稲が小さく、ほとんど水面が見えている状態であった。そのため6月におけるハイパースペクトルデータは、他の観測日のデータに比べて、赤色域におけるクロロフィルの吸収やレッドエッジなどの植物スペクトルの特徴が少ないスペクトル特性であった（図4.16(a)参照）。一方、2009年8月の圃場は水稲に覆われ、植物の分光反射特性が顕著に現れている（図4.16(b)参照）。これらのデータにおいてタンパク含有率を対象に、植生指数のうち良い相関係数が得られたNDVIを利用した線形回帰とLasso回帰による相関係数を比較した結果を図4.17に、NDVIを利用した推定モデルによる推定値と実測値の相関係数 R^2 を表4.4に示す。その結果、植物の分光反射特性がよく現れている2009年8月のデータではNDVIによっても比較的高い相関係数(0.583)が得られているが、特性がよく現れていない2009年6月のデータでは低い相関係数(0.461)しか得られなかった。一方、Lasso回帰では、植物の分光反射特性がよく現れていない2009年6月のデータにおいても高い相関係数(0.853)が得られている。また、NDSIを利用した推定モデルによる推定値と実測値の最も高い相関係数 R^2 とその時に用いられたバンドの波長帯を表4.5に示す。NDSIにおいては、2009年8月25日のタンパク含有率のように、本提案手法と同程度の精度を持つバンド組み合わせがあるが、ほとんどの相関係数は本提案手法より小さかった。2009年6月の観測日のデータは、他の観測日のデータよりも顕著に、ハイパースペクトルデータを用いて構築した回帰モデルから得られた相関係数の方がLandsat7/ETM+リサンプリングデータより高くなった。ハイパースペクトルデータの回帰モデルでは、Landsatの1バンドの観測波長帯の中に複数のバンドを選択して回帰モデルを作成していた。表4.3~4.5や図4.17に示した結果は、植物スペクトルの特徴が明瞭に現れているデータにおいては、マルチスペクトルセンサの波長分解能とバンド数でも、重回帰分析によって回帰モデルが構築できることを示している。その一方、植物が一画素に占める割合が非常に少なく、植物スペクトルの特

徴が明瞭に現れていない場合においては、マルチスペクトルデータよりもハイパースペクトルデータの方が回帰モデル構築に有効であった。このことから、背景の条件に対するハイパースペクトルデータの適応力は、マルチスペクトルデータより大きいと考えられる。

(a) 2009年6月12日



(b) 2009年8月25日

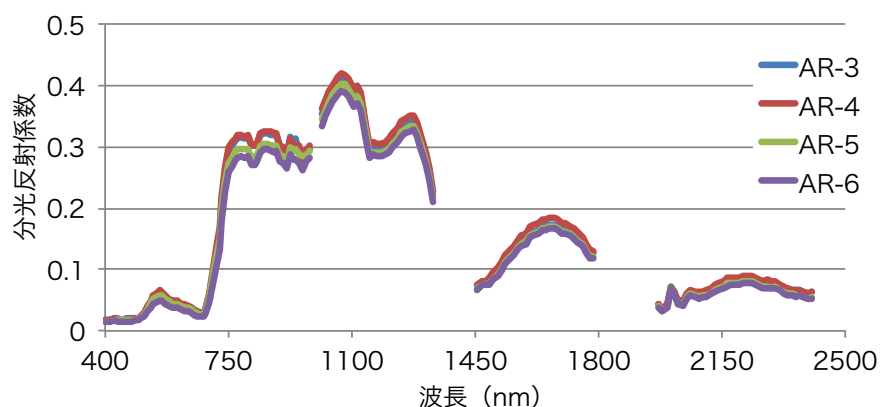


図 4.16 観測日ごとの各観測圃場の平均分光反射係数

表 4.4 NDVI を利用した推定モデルの相関係数 R^2

観測日	収量	タンパク含有率	草丈	LAI	SPAD値	莖数
2008年8月8日	0.034	0.416	-	-	0.414	-
2008年9月10日	0.058	0.331	-	0.151	0.182	-
2009年6月12日	0.021	0.461	0.013	0.114	0.224	0.195
2009年7月6日	0.025	0.009	0.232	0.430	0.000	0.082
2009年8月25日	0.015	0.583	0.000	0.040	0.398	0.036

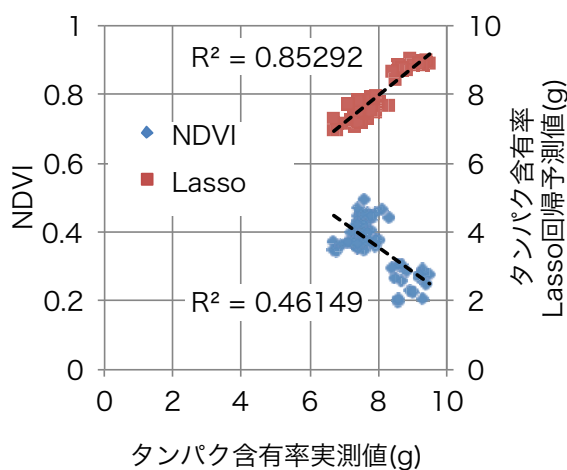
表 4.5 NDSI を利用した推定モデルの相関係数 R^2 とモデルに選択された波長帯

観測日	収量			タンパク含有率			草丈		
	相関係数 R^2	バンドi	バンドj	相関係数 R^2	バンドi	バンドj	相関係数 R^2	バンドi	バンドj
2008年8月8日	0.265	2003.7	2015.2	0.698	732.1	1012.9	-	-	-
2008年9月10日	0.243	1115.1	1149.2	0.762	723.0	1490.5	-	-	-
2009年6月12日	0.588	2049.4	2369.7	0.655	914.5	1775.4	0.504	696.1	2232.4
2009年7月6日	0.555	1251.5	1297.0	0.383	1604.4	1729.8	0.468	1137.8	1467.7
2009年8月25日	0.562	1319.7	1558.8	0.883	714.0	1262.9	0.684	485.1	527.9

観測日	LAI			SPAD値			茎数		
	相関係数 R^2	バンドi	バンドj	相関係数 R^2	バンドi	バンドj	相関係数 R^2	バンドi	バンドj
2008年8月8日	-	-	-	0.905	425.6	616.3	-	-	-
2008年9月10日	0.600	1729.8	2049.4	0.558	714.0	1490.5	-	-	-
2009年6月12日	0.576	527.9	2049.4	0.571	759.2	1775.4	0.607	1593.0	1615.8
2009年7月6日	0.507	1058.3	1467.7	0.351	2015.2	2323.9	0.327	1206.0	1262.9
2009年8月25日	0.215	485.1	493.6	0.637	519.3	2243.8	0.381	2278.1	2404.1

バンド単位：nm

(a) 2009年6月12日



(b) 2009年8月25日

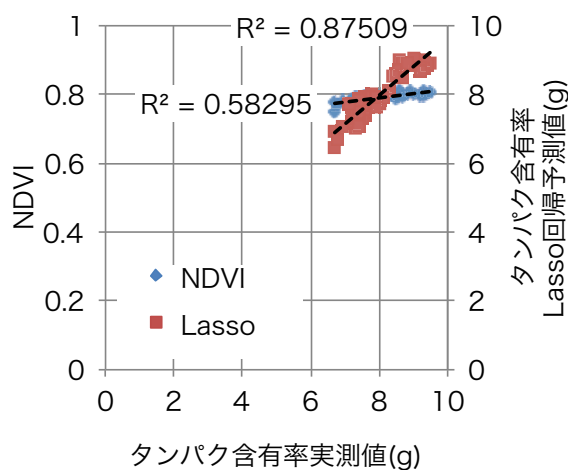


図 4.17 タンパク含有率の実測値と Laaso 回帰の予測値および NDVI の相関グラフと回帰係数

(3) ノイズを考慮した回帰モデル構築における適応的な移動平均

本研究では、スムージングの手法として、正規分布の係数を荷重とした適応的な移動平均を用いた。この方法は、移動平均することにより、SN 比が低下している局所的なバンドに起因する高周波成分のノイズが回帰モデルの精度に与える影響を低減している。このため、ハイパースペクトルデータを連続量とみなしてフーリエ級数展開し、ノイズ部分と考えられる高周波成分を除去した後、逆展開して高周波成分のノ

イズを低減したハイパースペクトルデータとするフーリエ展開によるノイズ除去法の簡便法とも言える。本研究では、正規分布の係数を荷重とした移動平均によって良好な結果を得ているが、その他の係数を用いた場合の検討を行った。検討する加重法として、二項定理の係数および Savitzky-Golay の多項式³³⁾の 2 つを用いて行った。

図 4.18(a)に、二項係数から求めた荷重を示す。荷重は、スムージングの対象バンドを中心とする 3、5、7、9 および 11 バンドを対象とし、バンド数を組み合わせ数とした二項係数である。各バンド数の二項係数は、合計が 1 になるように調整した。二項係数から求めた荷重を用いて移動平均を算出したデータによって得られた結果は、標準偏差 1 の正規分布を用いた荷重の結果と類似しており、なおかつ移動平均の条件を変えても結果はほとんど同じとなった。以上より、二項係数を用いた移動平均は、中心付近のバンドを主に用いる移動平均や、11 バンド全体を均等に用いる移動平均など、様々なスムージングに対応した荷重ではない。

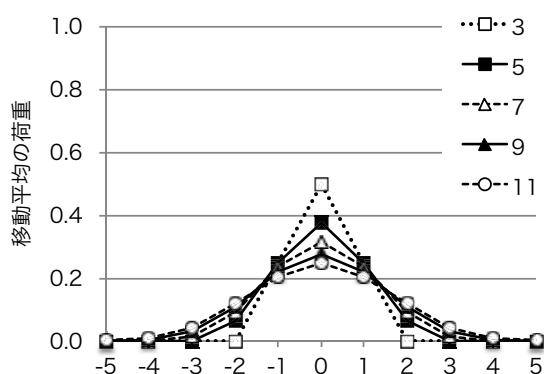
図 4.18(b)に、Savitzky-Golay の二次多項式から求めた荷重を示す。荷重は、スムージングの対象バンドを中心とするバンド数 3、5、7、9 および 11 を項数として算出した。Savitzky-Golay の荷重は、統計ソフト R のパッケージ signal を使用して求めた³⁴⁾。図に示すように Savitzky-Golay の二次多項式から求めた荷重は、図 4.2 に示した正規分布を利用した移動平均の荷重と類似している。Savitzky-Golay では、二次より高次の多項式から荷重を求めることも可能である。しかし、Savitzky-Golay では、中心以外のバンドの荷重がマイナスになることがあり、高次の多項式では、中心付近のバンドを除き、荷重の分布がプラスとマイナスの間を変動するようになることから、今回は検討の対象外とした。図 4.18(b)に示した二次多項式から求めた荷重では、バンド数 3 を用いると、ほとんど中心バンドのデータとなり、バンド数 11 を用いると、多くのバンドを均等に使用する移動平均となる。二次多項式から求めた荷重においても、荷重がマイナスになるものもあるが、その絶対値は小さかった。

Savitzky-Golay から求めた荷重を用いて移動平均したデータから構築した回帰モデルを用いて得られた相関係数と、正規分布から求めた荷重を用いて移動平均したデータから得られた相関係数は、おおよそ同じになった。これは、Savitzky-Golay と正規分布から求めた荷重の分布が類似していること、および Savitzky-Golay の荷重の一部がマイナスになるものの、その係数の絶対値が全体に占める割合が少なかったためと考えられる。二項係数から求めた荷重を用いて移動平均を算出したデータによ

って得られた結果は、標準偏差 1 の正規分布を用いた荷重の結果と類似しており、なおかつ移動平均の条件を変えても、結果はほとんど同じとなった。以上より、正規分布を用いた移動平均は、中心付近のバンドを主に用いる移動平均から、11 バンドを均等に用いる移動平均まで検討するのに適した手法であると考えられる。

マルチスペクトルデータとハイパースペクトルデータにおける回帰モデルの比較によって、回帰モデル構築における高波長分解能の優位性を示すことができた。その一方で、本研究における多くの項目において、移動平均を適用したハイパースペクトルデータによって、相関係数が最も高い回帰モデルを構築することができた。本研究の結果、多くの対象において標準偏差 0.5、1 ないし 2 の正規分布を荷重とした移動平均において、相関係数が高い回帰モデルを得ることができたことから、ノイズを含むハイパースペクトルデータにおいては、2 ～ 3 バンド分に相当する波長幅 15 ～ 27 nm にスムージングしてノイズの影響を低減したハイパースペクトルデータの方が、回帰モデルの構築に適していると考えられる。SN 比が高いハイパースペクトルセンサが開発されれば、このようなスムージングは不要になる可能性もあるが、現状のセンサを利用する場合は有効な方法であると考えられる。

(a) 二項係数



(b) Savitzky-Golay

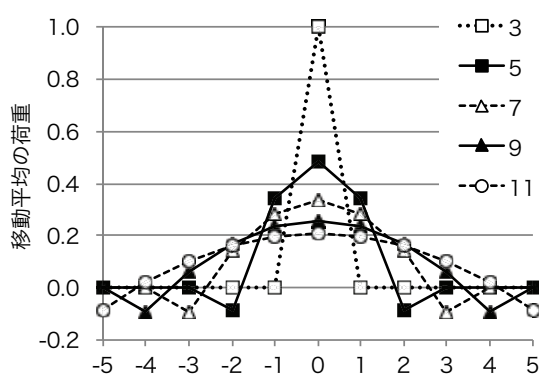


図 4.18 二項係数と Savitzky-Golay の二項多項式から求めた移動平均の荷重

4.6 まとめ

航空機ハイパースペクトルデータを用いて、水稻の生育・収量・タンパク含有率を推定する手法として、Lasso 回帰を検討した。その結果、Lasso 回帰における MSE の評価基準では、明瞭に回帰モデルの精度を評価できず、選択されるバンド数が多いことがあった。評価基準として赤池情報量基準 (AIC) を導入した結果、最適な回帰モデルを明瞭に得ることができ、少数のバンドで回帰モデルを構築できたことから、その有効性を示すことができた。また、本研究において提案したハイパースペクトルデータに正規分布を荷重とした適応的な移動平均 (Adaptive Moving Average) を適用したスムージングを施し、Lasso 回帰の評価に AIC を導入する方法によって、高い相関係数をもつ過適合が生じている回帰モデルを除外し、適切な回帰モデルを構築することができた。また、多くの項目において移動平均していないデータより、移動平均したデータを用いた Lasso 回帰の相関係数が最も大きくなったことから、ノイズを含むハイパースペクトルデータにおける回帰モデルの作成においては、移動平均によってノイズを低減したハイパースペクトルデータが回帰モデルの構築に適していることが分かった。本研究において、移動平均によってノイズを低減したハイパースペクトルデータに AIC を評価基準とした Lasso 回帰を適用することによって、生育初期から後期にかけて、収量、タンパク含有率、LAI、SPAD 値および莖数に対して、有効な回帰モデルを作成することができた。

5. 結論

5.1 本論文の結論

本研究の目的は、ハイパースペクトルデータの解析精度を低下させている要因を追求し、それらの要因を回避もしくは低減することによって、ハイパースペクトルデータの特徴量を抽出し、ハイパースペクトルデータと地表対象物の物理量を結びつける高い精度を持つ汎用的な推定モデルを構築することによって、ハイパースペクトルデータ利用技術の信頼性を向上することである。はじめに、ハイパースペクトルデータの一般的な処理方法を、センサの内部較正、データの前処理および推定モデル構築の3段階に整理し、各段階に内在する阻害要因を整理した。その結果、新たな波長較正手法の提案、新たな前処理方法の適用、および正則化を考慮した回帰モデルにおける評価手法の改良によって、高い精度と汎用性を持つ推定モデルを構築することができた。

第2章「ハイパースペクトルデータにおける波長較正手法の提案」において、センサ本体に内在する阻害要因としてバンド中心波長のシフトがあることを明らかにし、波長較正手法の提案および手法の精度を評価した。既存研究において、定期的なメンテナンスが出来ない衛星ハイパースペクトルデータだけでなく、定期的なメンテナンスが施されている航空機ハイパースペクトルデータにおいても、温度や振動など、センサにかかる負荷の変化によって機器の特性が変化し、各バンドの中心波長のシフトがクロストラック方向に対し、ある傾向を持って発生することによって、ハイパースペクトルデータにアーティファクトが含まれることが知られていた。既存の研究は、センサを較正するという観点から、地上検証データと比較してアーティファクトの発生と波長較正量を推定していた。しかし、一般的なハイパースペクトルセンサによる観測において、地上検証データを取得することは必ずしも可能ではない。既存の研究では、アーティファクトをノイズとみなして平滑化などによって低減していた。しかし、本来であればアーティファクトは較正によって低減されるべきものであり、低いSN比によって発生するノイズの処理とは異なる処理をすることによって、より高い精度の推定モデルを構築できると考えた。そこで本研究において、地上検証データを必要としない波長較正量の評価方法として差分二乗法を提案し、その精度を検証した。その結果、本提案手法によってアーティファクトを大幅に低減することができ、0.1 nmの精度で波長較正量を評価することができた。一般的なハイパースペクトルセンサの波長分解能が約10 nmであることから、本提案手法は十分な精度でハイパースペクトルセンサにおける各バンドの中心波長を較正できると考えられる。

第3章「ハイパースペクトルデータにおける正規化手法の適用」において、地形

や対象物の形状による陰影の増減によって変化する分光反射係数の変動を低減するための新たな正規化手法を提案し、その適用性を評価した。既存の研究においても様々な正規化手法が提案されていたが、多様な対象物を含む広域を対象とするには課題があった。そこで本研究では、スペクトルの単位ベクトル化を新たにリモートセンシングデータに応用した。単位ベクトル化分光反射係数を、形状や分光反射特性が全く異なる植生と土壌の混合スペクトルに適用した結果、正規化前のデータでは得ることができなかったハイパースペクトルデータと植生被覆率の相関モデルを構築することができ、土壌調査において必要となる土壌スペクトルを、混合スペクトルから復元することができた。一方、形状や分光反射係数が類似する樹種分類において、単位ベクトル化分光反射係数を適用した結果、樹冠形状に起因する陰影の影響を低減することができた。また分類精度の指標となる樹種ごとの分光反射係数のヒストグラムの尖度を上げることができたため、樹種分類の精度を上げることができた。しかし、単位ベクトル化によってわずかに分類精度が低下した樹種もあった。単位ベクトル化は分光反射係数の絶対値の変動を低減しているが、樹種の分類においては、絶対値の変動も樹種の分類において重要であるためと考えられる。この様に、正規化処理は、物性が全く異なる対象物による混合スペクトルに対して、観測時の幾何学的条件によるスペクトルの変動特性の分離には非常に有効であるが、分光反射係数の絶対値も対象物の推定に利用する場合は、逆に精度を低下させてしまう場合があると考えられる。この様に正規化処理が推定モデル構築に有効でない場合もあるが、ハイパースペクトルデータは、マルチスペクトルデータよりもはるかに多いスペクトル情報を有しており、分光反射係数の絶対値から得られる特徴量よりもモデル構築に有効な多くの情報を含んでいることから、正規化処理による分類精度向上への影響は大きく、前処理として重要な手段であると考えられる。

第4章「ハイパースペクトルデータにおける適応的平滑化と情報量基準を利用した Lasso 回帰による推定モデル構築」では、重回帰分析に正則化項を考慮することによって回帰モデルに有効なバンド選択ができる Lasso 回帰を、航空機ハイパースペクトルデータを利用した水稻の収量・タンパク含有率・生育モニタリングの推定に適用した。ハイパースペクトルは多バンドであるため説明変数が非常に多く、重回帰分析を適用できるほど現地データを取得することは非常に困難である。そこで、回帰モデルに有効なバンド選択法が必要となる。Lasso 回帰は、重回帰分析に正則化項を考慮することによって回帰モデルに有効なバンドを選択し、回帰モデルを構築できる手法である。しかし、従来の Lasso 回帰の評価基準では、選択された回帰モデルの評価が明瞭でない場合があり、回帰モデルのバンド数を多く選択する傾向があった。そこで本研究において評価基準に赤池情報量基準を適用した結果、高い回帰係数を持つより少数のバンドからなる回帰モデルを構築することができた。また、ハイパースペ

クトルセンサは、反射光を多数のバンドに分光して観測データとして取得するため、各バンドのSN比は低くなり、マルチスペクトルデータと比較してノイズを多く含む。アーティファクトを低減したハイパースペクトルデータにおいても、低いSN比によるノイズが認められ、これは構築モデルの精度を低下させている阻害要因と考えられる。波長校正済ハイパースペクトルデータに、標準偏差を可変にした正規分布を荷重とする適応的な移動平均による平滑化を適用した結果、平滑化したデータの方が、平滑化していないデータよりも高い相関係数を得ることができた。このことは、SN比が小さいハイパースペクトルセンサにおいては平滑化が有効であり、対象物によっては適応的に変化させて最適な移動平均を探索することが必要であることを示している。

本研究によって、ハイパースペクトルセンサの内部校正、正規化や平滑化などの前処理方法の構築、評価基準を改良した Lasso 回帰によるモデル構築を実施し、一般的なハイパースペクトルデータ処理における推定モデルの精度を低下させる要因を包括的に明確にし、その低減手法を提案することによって、汎用性があり、高い推定精度を持った回帰モデルを構築することができ、ハイパースペクトルデータ利用技術の信頼性を向上させることができた。

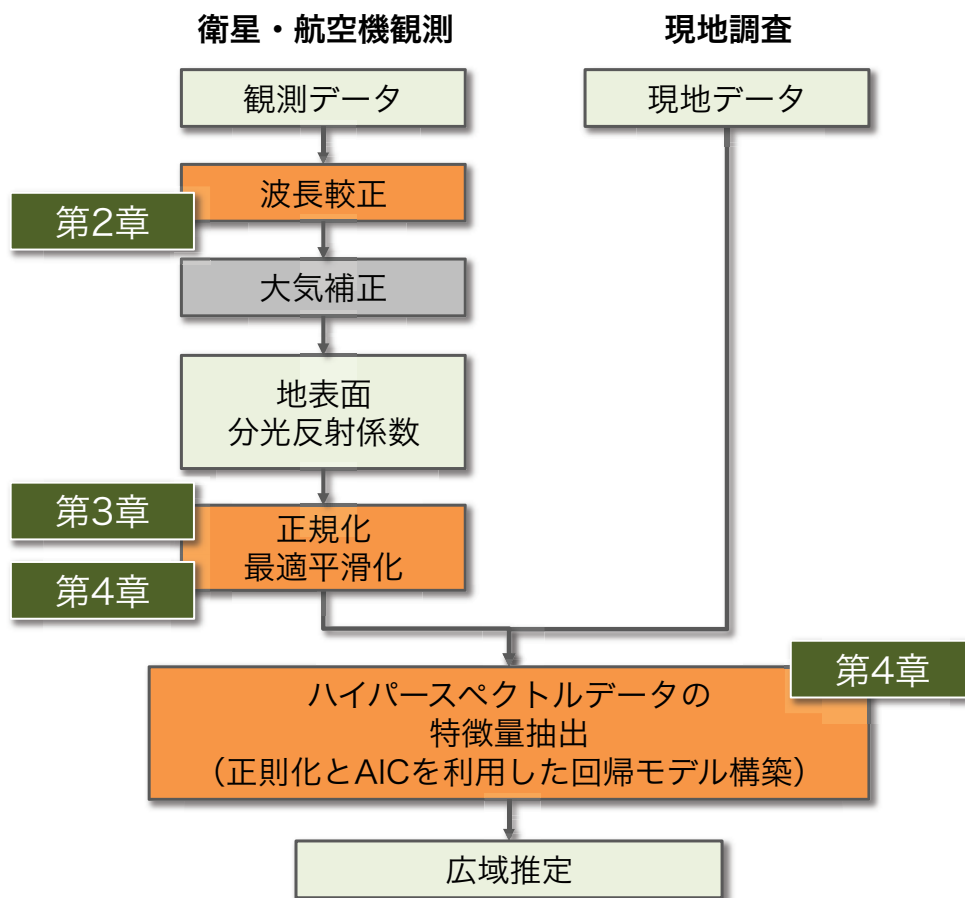


図 5.1 本研究によって改善された処理・解析方法

5.2 今後の展望

今後、衛星ハイパースペクトルセンサの打ち上げが、各国で予定されている。経済産業省は、衛星マルチスペクトルセンサ JERS-1/OPS や Terra/ASTER で培ってきたエネルギー・鉱物資源、農業、森林、環境分野におけるデータ利用に対して、より精密な同定や分析をするための次世代センサとして、衛星ハイパースペクトルセンサ翡翠 (HISUI: Hyperspectral Imager SUite) の打ち上げを予定している (図 5.2 参照)¹²⁾。またドイツでは、詳細な対象物の分析を継続的にモニタリングする必要がある環境管理を主な目的とした衛星ハイパースペクトルセンサ EnMAP (Environmental MAPPING) の打ち上げが予定されている³⁾。アメリカでは、全球規模の環境モニタリングのために、地上解像度を下げた衛星ハイパースペクトルセンサ HypsIRI (Hyperspectral InfraRed Imager) の打ち上げが計画されている⁴⁾。

これらのハイパースペクトルセンサ搭載衛星の打ち上げ目的は様々であるが、データ利用の方向性として挙げられることとして、既存のマルチスペクトルセンサでは困難であった詳細な分類や、精密な分析をリモートセンシングによって達成することにある。現在運用されているハイパースペクトルセンサは、運用コストが非常に高く、様々な利用事例への対応や、繰り返し観測が困難な航空機センサか、実験的な衛星センサに限定されている。衛星ハイパースペクトルセンサが定常運用され、これまでのように政府主導の衛星センサのデータが、社会基盤の重要な部分を担うものとして、国民に対し容易かつ安価に提供されることにより、様々な分野の対象物に対して、リモートセンシングによる詳細な同定や分析が適用可能となる。本研究の成果は、衛星ハイパースペクトルセンサ打ち上げ前の事前研究としても活用でき、衛星および航空機ハイパースペクトルセンサを用い、データ利用における阻害要因を整理し、低減する手法、およびその評価方法を提案した。これらの成果は、今後打ち上げが予定されている衛星ハイパースペクトルセンサにも応用できる基礎的な研究である。今後、本提案手法を衛星ハイパースペクトルセンサによって取得されたデータに適用することによって、様々な分野の対象物の詳細な同定や分析をするための基本的な手法になると考えられる。

本研究において、多くの地上対象物の特徴量を推定するために有効な汎用の波長帯を特定するという目標は達成できていない。これは、運用面においてコストがかかる航空機ハイパースペクトルセンサでは、波長帯の特定に十分な繰り返し観測は不可能であったからである。今後、衛星ハイパースペクトルセンサが定常運用され、対象物が繰り返し観測可能となり、データが蓄積されれば、本提案手法を活用し、これらの問題を解決できると考えられる。特定波長が推定できれば、地上検証データがなくとも、衛星ハイパースペクトルデータから、ある程度の精度で対象物の同定や物性の把

握ができる。これまで衛星データの利用が促進されなかった理由として、推定モデルの精度や汎用性が実用に達していないこと、画像データが高価であること、解析方法が複雑であること、推定モデルの解釈が困難であること等の問題があった。本研究においてハイパースペクトルデータの高い波長分解能により高い推定精度と汎用性を得ることができた。また計画されている衛星ハイパースペクトルセンサは政府主導のセンサであり、社会基盤の重要な施設として、無料もしくは安価にデータが国民に提供されることが期待できる。本研究による解析手法はオープンソースの統計解析ソフトウェアを応用しているため、研究者や技術者にとどまらず、広く一般のユーザにおいても本提案手法を様々な対象物に応用できる。また地表対象物の推定に用いられるバンドが分かるため、推定モデルから対象物の特性を解釈することも可能である。以上より、ハイパースペクトルデータの利用促進を阻害していた要因を大幅に低減することができるため、衛星ハイパースペクトルデータの定常運用後においては、データ利用のさらなる促進が期待できる。

HISUI (Hyperspectral Imager SUlte) 日本



http://www.meti.go.jp/medi_lib/report/2012fy/E002135.pdf

観測波長帯：400 ~ 2500 nm
 バンド数：57 (可視近赤外域) + 128 (短波長赤外域)
 波長分解能：10 nm (可視近赤外域) + 12.5 nm (短波長赤外域)
 空間解像度：30 m
 観測幅：30 km

EnMAP (Environmental MAPping) 独



http://www.enmap.org/sites/default/files/styles/thumbnail/public/field/image/enmap_Juli10_100_0.jpg

観測波長帯：420 ~ 2450 nm
 バンド数：94 (可視近赤外域) + 155 (短波長赤外域)
 波長分解能：6 nm (可視近赤外域) + 10 nm (短波長赤外域)
 空間解像度：30 m
 観測幅：30 km

HyspIRI (Hyperspectral InfraRed Imager) 米



<http://hyspiri.jpl.nasa.gov/hyspiriinspace.jpg>

観測波長帯：380 ~ 2500 nm
 バンド数：213 (可視近赤外域 + 短波長赤外域)
 波長分解能：10 nm (可視近赤外域) + 10 nm (短波長赤外域)
 空間解像度：60 m
 観測幅：150 km以上

図 5.2 将来打ち上げ予定の衛星ハイパースペクトルセンサ

参考文献

第1章

- 1) 秋山 侃, 石塚直樹, 小川茂男, 岡本勝男, 斎藤元也, 内田 諭 (編著). 農業リモートセンシング・ハンドブック, システム農学会, つくば市, 2006.
- 2) 加藤正人 (編著). 森林リモートセンシング, 株式会社日本林業調査会, 東京, 2004.
- 3) 宇都有昭, 小杉幸夫, 尾方俊成, 小田川信哉, 2010. 可視/近赤外ハイパースペクトルデータに基づくナラ枯れ指標 NWI に関する研究, 写真測量とリモートセンシング, 49(5), pp.294-309.
- 4) 矢島太郎, 山本邦仁, 山本和広, 林 歳彦, 2007. ポーフイリーカップー鉱床探査のための ASTER データによる熱水変質帯識別, 日本リモートセンシング学会誌, 27(2), pp.117-128.
- 5) 安積大治, 志賀弘行, 2003. 水稲成熟期の SPOT/HRV データによる米粒蛋白含有率の推定, 日本リモートセンシング学会誌, 23(5), pp.451-457.
- 6) G. R. Hunt, J. W. Salisbury and C. J. Lenhoff, 1973. Visible and Near-Infrared spectra of minerals and rocks: VI. Additional Silicates, Modern Geology, 4, pp.85-106.
- 7) 秋山 侃, 福原道一, 斎藤元也, 深山一弥, 1996. 農業リモートセンシング—環境と資源の定量的解析—, pp.1-3. 農林水産省農業環境技術研究所, つくば市.
- 8) 日本リモートセンシング学会, 2011. 基礎からわかるリモートセンシング, pp.4-5. 日本リモートセンシング学会, 東京.
- 9) L. C. Rowan, P. H. Wetlaufer, A. F. H. Goetz, F. C. Billingsley and J. H. Stewart, 1974. Discrimination of rock types and detection of hydrothermally altered areas in south-central Nevada by the use of computer-enhanced ERTS images, Technical Report, U.S. Geological Survey, Professional Paper 883.
- 10) 資源・環境観測解析センター, 1993. 資源・環境リモートセンシング実用シリーズ4 地球観測データの利用 (1), pp.255-256, 財団法人資源・環境観測解析センター, 東京.

- 11) K. Lewotsky, 1994. Hyperspectral imaging: evolution of imaging spectrometry, SPIE OE Reports, November 1994 Issue.
- 12) J. R. Irons, K. J. Ranson, D. L. Williams, R. R. Irish and F. G. Huegel, 1991. An off-nadir-pointing imaging spectroradiometer for terrestrial ecosystem studies, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 29(1), pp.66–74.
- 13) G. Vane and A. F. H. Goetz, 1988. Terrestrial imaging spectroscopy, Remote Sensing of Environment, 24(1), pp.1-29.
- 14) R. O. Green, M. L. Eastwood, C. M. Sarture, T. C. Chrien, M. Aronsson, B. J. Chippendale, J. A. Faust, B. E. Pavri, C. J. Chovit, M. Solis, M. R. Olah and O. Williams, 1998. Imaging spectroscopy and the Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS), Remote Sensing of Environment, 65(3), pp. 227-248.
- 15) R. W. Basedow, D. C. Carmer and M. E. Anderson, 1995. HYDICE implementation and performance, Proceedings of SPIE on Imaging Spectrometry, 2480, pp.258-267.
- 16) J. Pearlman, C. Segal, L. Lushalan, S. Carman, M. Folkman, B. Brown, L. Ong and S. Ungar, 2000. Development and operations of the EO-1 Hyperion imaging spectrometer, Proceedings of SPIE on Earth Observing Systems V, 4135, pp.243-253.
- 17) 斎藤元也, 國井大輔, 石塚直樹, 2007. ハイパースペクトルセンサーの現状と展望, 写真測量とリモートセンシング, 46(5), pp.37-42.
- 18) 井上吉雄, ミアギャッシュディン, 堺谷栄治, 中野憲司, 川村健介, 2008. ハイパースペクトル計測に基づく正規化分光反射指数 NDSI マップおよび波長選択型 PLS による植物・生態系変量の評価-米粒タンパク含有率・クロロフィル濃度・バイオマス評価を事例として-, 日本リモートセンシング学会誌, 28(4), pp.317-330.
- 19) Tibshirani, R. 1996. Regression shrinkage and selection via the lasso, J. Roy. Statist. Soc. Ser. B, 58, pp.267–288.

第 2 章

- 1) A. Berk, L. S. Bernstein and D. C. Robertson, 1989. MODTRAN: A Moderate Resolution Model for LOWTRAN 7 Final Report. AFGL Hanscom AFB, Maryland,

38pp.

2) A. Berk, G. P. Anderson, P. K. Acharya, J. H. Chetwynd, L. S. Bernstein, E. P. Shettle, M. W. Matthew and S. M. Adler-Golden, 1999. MODTRAN4 User's Manual. AFRL Hanscom AFB, Maryland, 94pp.

3) L. Guanter, R. Richter and J. Moreno, 2006. Spectral calibration of hyperspectral imagery using atmospheric absorption features. *Applied Optics*, 45(10), pp.2360-2370.

4) R. O. Green 1998. Spectral calibration requirement for earth-looking imaging spectrometers in the solar-reflected spectrum. *Applied Optics*, 37(4), pp.683-690.

5) B. Gao, M. J. Montes and C. O. Davis, 2004. Refinement of wavelength calibration of hyperspectral imaging data using a spectrum-matching technique. *Remote Sensing of Environment*, 90(4), pp.424-433.

6) F. A. Kruse, A. B. Lefkoff, J. B. Boardman, K. B. Heidebrecht, A. T. Shapiro, P. J. Barloon and A. F. H. Goetz 1993. The Spectral Image Processing System (SIPS) - Interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data, *Remote Sensing of Environment*, 44(2-3), pp.145-163.

7) 財団法人資源・環境観測解析センター（編著），2003. 資源・環境リモートセンシング実用シリーズ1 宇宙からの地球観測, pp.51-52, 財団法人資源・環境観測解析センター，東京.

8) 財団法人資源・環境観測解析センター（編著），2003. 資源・環境リモートセンシング実用シリーズ3 地球観測データからの情報抽出, pp.32-39, 財団法人資源・環境観測解析センター，東京.

9) 財団法人資源・環境観測解析センター（編著），2003. 資源・環境リモートセンシング実用シリーズ1 宇宙からの地球観測, pp.37-43, 財団法人資源・環境観測解析センター，東京.

10) S. M. Adler-Golden, M. W. Matthew, L. S. Bernstein, R. Y. Levine, A. Berk, S. C. Richtsmeier, P. K. Acharya, G. P. Anderson, G. Felde, J. Gardner, M. Hoke, L. S. Jeong, B. Pukall, A. Ratkowski and H. H. Burke, 1999. Atmospheric correction for short-wave spectral imagery based on MODTRAN4. *SPIE Proceedings on*

Imaging Spectrometry, 3753, pp.61-69.

11) 財団法人資源・環境観測解析センター（編著），2003. 資源・環境リモートセンシング実用シリーズ1 宇宙からの地球観測, pp.31-32, 財団法人資源・環境観測解析センター，東京.

12) D. Schlöpfer, 1998. Differential absorption methodology for imaging spectroscopy of atmospheric water vapor, 131pp, University of Zürich, Zürich.

第3章

1) 財団法人資源・環境観測解析センター（編著），1996. 新編リモートセンシング用語辞典, p.101, 財団法人資源・環境観測解析センター，東京.

2) 永沼浩一，土田聡，小田島高之，新井康平，松本雅雄，山口靖，1991. 植生除去画像の作成 鉱物資源探査に向けて，日本写真測量学会学術講演会発表論文集，pp.155-158.

3) 通商産業省資源エネルギー庁，2000. 平成11年度鉱物資源探査技術開発調査報告書リモートセンシングによる探査技術開発.

4) 美濃伸之，斎藤元也，秋山侃，1995. 草地とリモートセンシング 4 土壌の環境モニタリング，日草誌，40(4), pp.488-496.

5) 斎藤元也，境 忍，秋元文重，山本 博，1985. ランドサット MSS データからの土壌情報の抽出によるカラー合成と土壌水分変化の把握，写真測量とリモートセンシング，24(1), pp.4-12.

6) T. N. Carlson and D. A. Ripley, 1997. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index, Remote Sensing of Environment, 62(3), pp.241-252.

7) 沖 一雄，船越祐哉，稲村 實，2000. ハイパースペクトルデータによる画素内特定被覆率推定に関する研究-植生被覆率の推定-，日本リモートセンシング学会誌，20(3), pp.17-33.

8) M. Shoshany, 1993. Roughness-reflectance relationship of bare desert terrain: an empirical study, Remote Sensing of Environment, 45(1), pp.15-27.

9) A. A. Green and M. D. Craig, 1985. Analysis of aircraft spectrometer data with logarithmic residuals, Proceedings of the Airborne Imaging Spectrometer Data

Analysis Workshop, JPL Publication 85-41, pp.111-119.

- 10) 小野朗子, 藤原 昇, 小野厚夫, 2002. Landsat/TM スペクトル値の正規化による地形効果と大気効果の抑制, 日本リモートセンシング学会誌, 22(3), pp.318-327.
- 11) 財団法人資源・環境観測解析センター (編著), 2003. 資源・環境リモートセンシング実用シリーズ 3, p.37, 財団法人資源・環境観測解析センター, 東京.
- 12) J. I. Peltoniemia, S. Kaasalainen, J. Näränen, M. Rautiainen, P. Stenberg, H. Smolander, S. Smolander and P. Voipio, 2005. BRDF measurement of understory vegetation in pine forests: dwarf shrubs, lichen, and moss, Remote Sensing of Environment, 94, pp.343-354.
- 13) G. T. Georgieva and J. J. Butler, 2008. BRDF study of gray-scale spectralon, Proceedings of SPIE, 7081, 708107-1.
- 14) J. R. Dymond, P. R. Stephens, P. F. Newsome and R. H. Wilde, 1992. Percentage vegetation cover of a degrading rangeland from SPOT, International Journal of Remote Sensing, 13(11), pp. 1999-2007.
- 15) 伊藤健吾, 大槻恭一, 神近牧男, 1996. 分光反射特性を用いた植生の植被率と活性度の分離, 日本リモートセンシング学会誌, 16(4), pp.41-49.
- 16) T. M. Lillesand and R. W. Kiefer, 2000. Remote Sensing and Image Interpretation 4th edition, pp.539-540, John Wiley and Sons, Inc. New York.
- 17) T. M. Lillesand and R. W. Kiefer, 2000. Remote Sensing and Image Interpretation 4th edition, pp.538-539, John Wiley and Sons, Inc. New York.
- 18) F. A. Kruse, A. B. Lefkoff, J. B. Boardman, K. B. Heidebrecht, A. T. Shapiro, P. J. Barloon and A. F. H. Goetz 1993. The Spectral Image Processing System (SIPS) - Interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data, Remote Sensing of Environment, 44(2-3), pp.145-163.
- 19) Y. Du, C. I. Chang, H. Ren, C. C. Chang and J. O. Jensen, 2004, New hyperspectral discrimination for spectral characterization, Optical Engineering, 43(8), pp.1777-1786.
- 20) T. M. Lillesand and R. W. Kiefer, 2000. Remote Sensing and Image Interpretation 4th edition, pp.589-592, John Wiley and Sons, Inc. New York.
- 21) T. F. Wu and R. C. Weng, 2004. Probability estimates for multi-class

classification by pairwise coupling, *Journal of Machine Learning Research*, 5, pp.974-1005.

22) 加藤正人 (編著), 2004. 森林リモートセンシング, p.117, 株式会社日本林業調査会, 東京.

第4章

1) 安積大治, 志賀弘行, 2003. 水稻成熟期の SPOT/HRV データによる蛋白含有率の推定, *日本リモートセンシング学会誌*, 23(5), pp.451-457.

2) 秋山 侃, 石塚直樹, 小川茂男, 岡本勝男, 斎藤元也, 内田 諭, 2007. 農業リモートセンシング・ハンドブック, 511pp, システム農学会, 東京.

3) P. S. Thenkabail, R. B. Smith and E. D. Pauw, 2000. Hyperspectral Vegetation Indices and Their Relationships with Agricultural Crop Characteristics, *Remote Sensing of Environment*, 71, pp.158-182.

4) K. S. Lee, W. B. Cohen, R. E. Kennedy, T. K. Maiersperger and S. T. Gower, 2004. Hyperspectral versus Multispectral Data for Estimating Leaf Area Index in Four Different Biomes, *Remote Sensing of Environment*, 91, pp.508-520.

5) S. Odagawa, K. Uto, Y. Kosugi, G. Saito, Y. Sasaki, K. Oda and M. Kato: Evaluation of Paddy Yield and Protein Estimation Methods Based on Various Vegetation Indices, NDSI and PLS using An Airborne Hyperspectral Sensor AISA in Shonai Plain, Yamagata, Japan, IGARSS2011, Vancouver, Canada, TUP-K.6, pp.1926-1929, Jul. 2011.

6) 井上吉雄, G. Miah, 境谷栄二, 中野憲司, 川村健介, 2008. ハイパースペクトルデータに基づく正規化分光反射指数 NDSI マップおよび波長選択型 PLS による植物・生態系変量の評価-米粒タンパク含有率・クロロフィル濃度・バイオマス評価を事例として-, *日本リモートセンシング学会誌*, 28(4), pp.317-330.

7) D. Zhao, P. J. Starks, M. A. Brown, W. A. Phillips and S. W. Coleman, 2007. Assessment of forage biomass and quality parameters of bermudagrass using proximal sensing of pasture canopy reflectance, *Grassland Science*, 53, pp.39-49.

8) J. G. Ferwerda, A. K. Skidmore and A. Stein, 2006. A bootstrap procedure to

select hyperspectral wavebands related to tannin content, *International Journal of Remote Sensing*, 27(7), pp.1413-1424.

9) K. Kawamura, N. Watanabe, S. Sakanoue, H. J. Lee and Y. Inoue, 2011.

Waveband selection using a phased regression with a bootstrap procedure for estimating legume content in a mixed sown pasture, *Grassland Science*, 57, pp.81-93.

10) Tibshirani, R. 1996. Regression shrinkage and selection via the lasso, *J. Roy. Statist. Soc. Ser. B*, 58, pp.267-288.

11) Freedman, J., Hastie, T. and Tibshirani, R., 2010. Regularization Paths for Generalized Linear Models via Coordinate Descent, *Journal of Statistical Software*, 33(1), pp.1-22.

12) 赤池弘次, 1976. 情報量規準AICとは何か その意味と将来への展望, *数理科学*, 153, pp.5-11.

13) C. J. Tucker, 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation, *Remote Sensing of Environment*, 8, pp.127-150.

14) D. A. Sims and J. A. Gamon, 2002. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages, *Remote Sensing of Environment*, 81, pp.337-354.

15) J.E. Vogelmann, B. N. Rock and D. M. Moss, 1993. Red edge spectral measurements from sugar maple leaves, *International Journal of Remote Sensing*, 14, pp.1563-1575.

16) J. A. Gamon, J. Penulas and C. B. Field, 1992. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency, *Remote Sensing of Environment*, 41, pp.35-44.

17) J. Penuelas, F. Baret and I. Filella, 1995. Semi-empirical indices to assess carotenoids/chlorophyll-a ratio from leaf spectral reflectance, *Photosynthetica*, 31, pp.221-230.

18) J. A. Gamon and J. S. Surfus, 1999. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer, *New Phytologist*, 143, pp.105-117.

19) L. Serraro, J. Penuelas and S. L. Ustin, 2002. Remote sensing of nitrogen and

lignin in mediterranean vegetation from AVIRIS data: decomposing biochemical from structural signals, *Remote Sensing of Environment*, 81, pp.355-364.

20) C. S. T. Daughtry, E. R. Hung Jr. and J. E. McMurtrey III, 2004. Assessing crop residue cover using shortwave infrared reflectance, *Remote Sensing of Environment*, 90, pp.126-134.

21) J. R. Merzlyak, A. A. Gitelson, O. B. Chivkunova and V. Y. Rakitin, 1999. Non-destructive optical detection of pigment changes during leaf senescence and fruit ripening, *Physiologia Plantarum*, 106, pp.135-141.

22) A. A. Gitelson, Y. Zur, O. B. Chivkunova and M. N. Merzlyak, 2002. Assessing carotenoid content in plant leaves with reflectance spectroscopy, *Photochemistry and Photobiology*, 75, pp.272-281.

23) A. A. Gitelson, M. N. Merzlyak and O. B. Chivkunova, 2001. Optical properties and nondestructive estimation of anthocyanin content in plant leaves, *Photochemistry and Photobiology*, 71, pp.38-45.

24) B. C. Gao, 1995. Normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space, *Proceedings of SPIE*, 2480, pp.225-236.

25) J. Penuelas, I. Filella, C. Biel, L. Serrano and R. Save, 1995. The reflectance at the 950-970 region as an indicator of plant water status, *International Journal of Remote Sensing*, 14, pp.1887-1905.

26) P. Ceccato, S. Flasse, S. Tarantola, S. Jacquemoud and J. M. Gregoire, 2001. Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain, *Remote Sensing of Environment*, 77, pp.22-33.

27) T. L. Jackson, D. Chen, M. Cosh, F. Li, M. Anderson, C. Walthall, P. Doriaswamy and E. R. Hunt, 2004. Vegetation water content mapping using landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans, *Remote Sensing of Environment*, 92, pp.475-482.

28) 独立行政法人農業・食品産業技術総合研究機構. 図説：東北の稲作と冷害.
<http://www.reigai.affrc.go.jp/zusetu.ricegrowth.html> (accessed 5th Dec. 2012)

29) 小田川信哉, 洲濱智幸, 加藤雅胤, 斎藤元也, 小杉幸夫, 2011. 波長校正による航空機ハイパースペクトラルイメージャーのアーティファクト低減, 写真測量とリモ

ートセンシング, 50(6), pp.347-360.

30) Berk, A., Bernstein, L. S. and Robertson, D. C., 1989. MODTRAN: A Moderate Resolution Model for LOWTRAN 7 Final Report, 38pp, AFGL Hanscom AFB, Maryland.

31) Berk, A., Anderson, G. P., Acharya, P. K., Chetwynd, J. H., Bernstein, L. S., Shettle, E. P., Matthew, M. W. and Adler-Golden, S. M., 1999. MODTRAN4 User's Manual, 94pp, AFRL Hanscom AFB, Maryland.

32) Bajcsy, P. and Groves, P., 2004. Methodology for Hyperspectral Band Selection, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing Journal, 70(7), pp.793-802.

33) A. Savitzky and M. J. E. Golay, 1964. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures, Analytical Chemistry, 36(8), pp.1627-1639.

34) Signal Developer, 2011. signal: Signal Processing. <http://r-forge.r-project.org/projects/signal/>

第5章

1) 松永恒雄, 土田 聡, 岩崎 晃, 大木永光, 山本 聡, 2010. 最近の衛星ハイパースペクトルリモートセンシングを巡る状況と将来の課題について, 日本リモートセンシング学会誌, 30(3), pp.166-170.

2) 立川哲史, 鹿志村修, 谷井 純, 岩崎 晃, 松永恒雄, 土田 聡, 山本浩万, 2012. HISUI の概要と将来展望, 日本リモートセンシング学会誌, 32(5), pp.280-286.

3) W. Heldens, U. Heiden, T. Esch, E. Stein and A. Müller, 2011. Can the future EnMAP mission contribute to urban applications? a literature survey, Remote Sensing, 3, pp.1817-1846.

4) National Research Council, 2007. Earth science and applications from space: National imperatives for the next decade and beyond, The National Academy Press, Washington D. C.

本研究に関する論文等

1. 査読付き論文

小田川信哉, 洲濱智幸, 加藤雅胤, 齋藤元也, 小杉幸夫: 波長較正による航空機ハイパースペクトラルイメージャのアーティファクト低減, 写真測量とリモートセンシング, 50 (6), pp.347-360, 2011.

小田川信哉, 三箇智二, 加藤雅胤: 植生地域混合スペクトルにおける単位ベクトル化と NDVI 関数を用いた植生影響低減手法の提案, 日本リモートセンシング学会誌, 32 (5), pp.320-329, 2012.

小田川信哉, 小杉幸夫, 齋藤元也, 宇都有昭, 佐々木由佳, 小田九二夫, 加藤雅胤: 航空機ハイパースペクトルデータを用いた水稻の生育・収量・タンパク含有率の推定手法の開発, 写真測量とリモートセンシング, 51 (5), pp.270-284, 2012.

2. 国際会議 (査読付き国際学会)

S. Odagawa, M. Kato, T. Suhama, J. Sasaki, K. Uto, Y. Kosugi and G. Saito: Development of Rice Field Estimation Method Based on Spaceborne Hyperspectral Data: Preliminary Study using Airborne Hyperspectral Data, IGARSS2008, Boston, USA, pp.III-716-719, Jul. 2008.

S. Odagawa, M. Kato, T. Suhama, J. Sasaki, K. Uto, Y. Kosugi and G. Saito: Evaluation of Paddy Yield and Quality Estimation Methods Based on Various Vegetation Indices, NDSI and PLS using BRDF-Corrected Airborne Hyperspectral Data, IGARSS2009, Cape Town, South Africa, WEP.J.9, pp.III-565-568, Jul. 2009.

S. Odagawa and K. Okada: Tree Species Discrimination using Continuum Removed Airborne Hyperspectral Data, Whispers2009, Grenoble, France, THU-P-B, Aug. 2009.

S. Odagawa, K. Uto, Y. Kosugi, G. Saito, Y. Sasaki, K. Oda and M. Kato: Evaluation of Paddy Yield and Protein Estimation Methods Based on Various Vegetation Indices, NDSI and PLS using An Airborne Hyperspectral Sensor AISA in Shonai Plain, Yamagata, Japan, IGARSS2011, Vancouver, Canada, TUP-K.6,

pp.1926-1929, Jul. 2011.

3. その他の論文（査読なし国際学会）

S. Odagawa, T. Onuma, K. Okada and M. Kato: Forest Measurement using Laser Scanner and Remote Sensing Data of Multispectral and Hyperspectral, GIS-IDEAS, Ho Chi Minh, Viet Nam, Nov. 2006.

4. 国内学会

小田川信哉, 河合雅己, 加藤雅胤, 洲濱智幸, 佐々木次郎: PALSAR 二偏波データを用いた水稻倒伏範囲の推定および推定範囲を考慮したハイパースペクトルデータによる水稻収量・品質推定精度向上の検討, 日本リモートセンシング学会第 45 回学術講演会, 江別市, 日本, U15, pp.141-142, Dec. 2008.

小田川信哉, 成田龍彦, 大沼 巧: 衛星搭載ハイパースペクトルセンサ Hyperion の石油探鉱への応用, 日本リモートセンシング学会第 46 回学術講演会, 東京, 日本, U09, pp.143-144, May. 2009.

小田川信哉, 立川哲史, 小沼 工: 航空機ハイパースペクトルセンサ HyMap を用いたラテライトニッケル鉱床有望地域抽出技術に関する研究, 日本リモートセンシング学会第 47 回学術講演会, 名古屋, 日本, U11, pp.179-180, Nov. 2009.

小田川信哉, 三箇智二: ASTER を用いた半植生域における地形効果および植生スペクトル影響低減手法を用いたチリ中部斑岩銅鉱床地域の鉱徴評価手法の開発, 日本リモートセンシング学会第 48 回学術講演会, つくば市, 日本, U06, pp.121-122, May. 2010.

小田川信哉, 齋藤元也, 小杉幸夫, 宇都有昭, 小田九二夫, 佐々木由佳: 航空機ハイパースペクトルセンサ AISA を用いた植生指数による大豆収量予測と雑草侵入および大気補正手法影響評価, 日本リモートセンシング学会第 49 回学術講演会, 鹿児島市, 日本, A11, Nov. 2010.

小田川信哉, 齋藤元也, 小杉幸夫, 宇都有昭, 小田九二夫, 佐々木由佳, 加藤雅胤: 山形県酒田市における航空機ハイパースペクトルセンサ AISA を用いた植生指数・NDSI および PLS による水稻収量・タンパク質含有率評価, 日本リモートセンシング学会第 50 回学術講演会, 東京, 日本, U05, pp.147-148, May, 2011.

小田川信哉, 岡田欣也, 染矢 貴, 磯田真紀, 加藤雅胤: 航空機搭載ハイパースペクトルセンサによる連続体除去法を用いた樹種分類, 日本写真測量学会平成 23 年度年次学術講演会, 東京, 日本, K-1, pp.117-118, May. 2011.

小田川信哉, 小杉幸夫, 齋藤元也, 佐々木由佳, 加藤雅胤: 航空機ハイパースペクトルデータを用いた Lasso 回帰による水稻生育状況の推定, 日本写真測量学会平成 24 年度年次学術講演会, 東京, 日本, I-1, pp.103-104, May. 2012.

小田川信哉, 齋藤元也, 小杉幸夫, 佐々木由佳, 加藤雅胤: 航空機ハイパースペクトルデータを用いた Random Forest 回帰による水稻収量とタンパク含有率の推定および赤池情報量基準によるバンド選択, 日本リモートセンシング学会第 52 回学術講演会, 東京, 日本, U3, pp.161-162, May. 2012.

小田川信哉, 宇都有昭, 小杉幸夫, 齋藤元也, 加藤雅胤: 単位ベクトル化した航空機ハイパースペクトルデータを用いた樹種分類, 日本写真測量学会平成 24 年度秋季学術講演会, 秋田, 日本, D-2, pp.47-48, Nov. 2012.

謝辞

本研究をすすめるにあたり、あらゆる場面で根気強くご教示、ご指導いただき、議論を通して研究のありかたや方向性を示していただいた小杉幸夫教授、齋藤元也特任教授に心より感謝いたします。

本論文をまとめるにあたり、有意義なご意見を賜った東京工業大学総合理工学研究科の羽鳥好律教授、像情報工学研究所の長橋 宏教授、熊澤逸夫教授、学術国際情報センターの山口雅浩教授の各先生方に感謝いたします。

航空機ハイパースペクトルデータ AISA および CASI-3、衛星マルチスペクトルセンサ ASTER のデータをご提供いただいた財団法人宇宙システム開発利用推進機構第三技術本部（旧財団法人資源・環境観測解析センター）の加藤雅胤様、並びに 2010 年に取得した CASI-3 をご提供いただいた株式会社パスコの関係者の方々に感謝いたします。

航空機ハイパースペクトルセンサ AISA の技術的な仕様についてご教示いただいた株式会社パスコの洲濱智幸様、同じく航空機ハイパースペクトルセンサ CASI-3 の技術的な仕様についてご教示いただいた中日本航空株式会社の吉田夏樹様に感謝いたします。また、ハイパースペクトルセンサ全般に関わる技術的仕様についてご教示いただき、また樹種分類調査においてご尽力いただいた株式会社地球科学総合研究所の岡田欣也様に感謝いたします。

チリ・アルゼンチンの現地調査や、正規化処理に関して有意義な議論をしていただいた JX 日鉱日石探開株式会社（旧日鉱探開株式会社）の三箇智二様に感謝いたします。

樹種分類調査において現地調査の便宜を図っていただいた多摩森林科学園の萩原茂様、樹冠分布図を作成いただいたアジア航測株式会社の染矢貴様、磯田真紀様に感謝いたします。

庄内水稻の現地調査においてご尽力頂いた、山形県庄内総合支庁の小田九二夫様、山形大学農学部の佐々木由佳助教、広野カントリーエレベータの佐藤広一様、元株式会社出羽測量設計の佐藤まゆみ様、財団法人宇宙システム開発利用推進機構第三技術本部の武田知己専門研究員、庄内農業共済組合の皆様、そして貴重な圃場を提供していただいた地権者の皆様に感謝いたします。

小杉研究室の宇都有昭助教をはじめ、研究室の皆様には、現地観測におけるご協力や、研究に関するご指導をいただき、研究を円滑かつ楽しくすすめることができました。感謝いたします。

最後に、社会人学生として本研究をすすめるにあたりご配慮いただいた財団法人宇宙システム開発利用推進機構およびアジア航測株式会社の皆様、そして精神的な支えとなってくれた家族に心から感謝いたします。