

気候変動観測衛星 GCOM-C による林野火災モニタ
リングアルゴリズムの開発

2020 年 8 月

長崎大学大学院水産・環境科学総合研究科

三浦 高史

目次

第1章	序論	1
1.1	研究の背景・目的	1
1.2	論文の構成	2
第2章	衛星リモートセンシング	3
2.1	電磁波	4
2.1.1	電磁波の性質	4
2.1.2	電磁波の波長帯域	6
2.2	波長帯域からみた衛星リモートセンシングの種別	7
2.2.1	可視・反射赤外リモートセンシング	7
2.2.2	熱赤外リモートセンシング	7
2.3	光学センサ	8
2.3.1	光学センサの特性	8
2.3.2	光学センサの機構	9
2.4	衛星プラットフォーム	12
2.4.1	軌道要素	12
2.4.2	代表的な軌道	13
2.5	実際のリモートセンシング衛星の例	14
2.5.1	Terra 衛星/MODIS センサ, ASTER センサ	14
2.5.2	Landsat 8 衛星/OLI センサ	18
2.5.3	GCOM-C 衛星/SGLI センサ	20
2.6	林野火災と衛星リモートセンシング	23
2.6.1	黒体放射	23
2.6.2	衛星リモートセンシングにおける林野火災の観測波長帯	23
2.6.3	衛星による実際の火災モニタリングシステムとその実利用例	24
第3章	GCOM-C/SGLI 向け林野火災検知アルゴリズム	27
3.1	概要	27
3.2	使用データ	27
3.2.1	大気上端放射輝度プロダクト	29
3.2.2	雲フラグプロダクト	29
3.2.3	検証用火災目視抽出データ	30
3.3	SGLI 向け林野火災検知アルゴリズム	32
3.3.1	火災の熱放射特性	32

3.3.2	火災画素の検知原理	33
3.3.3	火災検知処理詳述	42
3.4	検知結果の評価と考察	44
3.4.1	検知精度評価	44
3.4.2	誤検知画素に関する考察	45
3.4.3	見落とし画素に関する考察	47
3.5	本章のまとめ	48
第4章	GCOM-C/SGLI 向け Fire Radiative Power 推定アルゴリズム	49
4.1	概要	49
4.2	FRP 推定原理	50
4.2.1	Bi-spectral method による火災面積比率・温度の導出	51
4.2.2	提案する FRP 推定手法	53
4.3	使用データ	54
4.3.1	SGLI	54
4.3.2	Landsat8/OLI	55
4.3.3	MODIS 火災プロダクト	57
4.4	FRP 推定アルゴリズム	58
4.4.1	Step 1.1: 火災面積比率の推定	59
4.4.2	Step 1.2: 火災輝度温度の推定	64
4.4.3	Step 2: FRP 推定量の算出	64
4.5	推定精度評価と考察	65
4.6	本章のまとめ	69
第5章	高分解能光学衛星による FRP 検証データの作成手法	70
5.1	概要	70
5.2	使用した衛星データ	70
5.3	FRP 検証データ作成手法	71
5.3.1	Step 1: 高分解能火災画素の抽出	72
5.3.2	Step 2: 高分解能 FRP の推定	72
5.3.3	高分解能 FRP の積算	80
5.4	MODIS 火災プロダクトとの比較による高分解能 FRP 検証データの妥当性検証	
	80	
5.4.1	MODIS 火災プロダクト	80
5.4.2	検証方法	82
5.4.3	検証結果と考察	83
5.5	本章のまとめ	86
第6章	結論	87

参考文献.....	88
謝辭.....	90

第1章 序論

1.1 研究の背景・目的

地球環境変動観測ミッション(Global Change Observation Mission : GCOM)は、宇宙航空研究開発機構(JAXA)が中心となって進める地球の気候変動予測の精度向上に関わる水、炭素循環および放射収支の変動メカニズムを解明することを目標とする地球観測計画である。GCOM ミッションでは、国際的な地球観測プロジェクト GEOSS(Global Earth Observation System of Systems : 全球地球観測システム)の要請に沿い、水循環変動観測衛星「しずく」(GCOM-W)および気候変動観測衛星「しきさい」(GCOM-C)による、長期間に渡る安定的な地球観測の実施が期待されている。本研究で対象とする GCOM-C は 2017 年 12 月 23 日に打ち上げられ、多波長光学放射計 SGLI(Second-generation GLobal Imager)を搭載して、陸域・大気・海洋・雪氷域における様々な物理量の高精度観測を実施している。

近年、地球温暖化に対する危機感の高まりに伴って、将来の気候変動を予測する数値気候モデルの高精度化が進んできた。その流れの中において、GCOM-C は主に、大気中のエアロゾルや雲、陸域の植生や海洋の植物プランクトン、地表面温度や海面温度などを全球規模で長期間観測することにより、全球規模での放射収支・炭素収支のメカニズムを解明し、数値気候モデルの予測値の精度向上への貢献が期待されている。

林野火災の監視は、GCOM-C が観測する項目の一つである。林野火災は植生群落における植生種の分布構成に直接的に影響を与え、火災により生み出された植生の灰は栄養源となって火災後の植生回復過程において重要な役割を果たすなど、陸域生態系をコントロールする重要な攪乱因子の一つである。また、火災によって大気中に放出されたエアロゾルは雲の生成過程や地球の放射収支などに影響し、放出された CO₂ は地球の炭素循環に影響を及ぼす(Kaufman & Justice, 1998 ; Kaufman & Nakajima, 1993)。このように、森林火災は地球環境変動に影響を及ぼす一つの因子であり、全球規模での林野火災の動向をモニタリングし評価することは地球環境変動に対する知見を深める上で重要である。

SGLI 火災モニタリングプロダクトは林野火災の発生位置および放射エネルギー(Fire Radiative Power : FRP)推定量を提供する。FRP は火災からの放出物質と深く関係しており、炭素収支や放射収支メカニズムに直接的・間接的に関わる物理量である。GCOM-C の観測ミッションにおいて、林野火災モニタリングプロダクトは研究プロダクトの位置づけであるため、解析アルゴリズムの改良や精度検証を継続して、実利用に資するプロダクト品質の達成が目指される。

衛星リモートセンシングを利用した森林火災モニタリングは、現在までに多数のシステム運用の実績があり、その中で主なものは米国 NASA の太陽同期準回帰衛星 Terra, Aqua/MODIS および Suomi NPP/VIIRS による森林火災モニタリングである(Schroeder et al., 2014 ; Justice et al., 2002)。これらのモニタリングシステムでは、センサ毎に開発され

たアルゴリズムに従って衛星観測データを解析し、発生した火災の位置情報およびこれらの火災からの放射エネルギー推定量などをプロダクトとして提供している。そして、現在に至るまでアルゴリズムの改良を重ねながらデータを蓄積し無償配布しており、学際的なプロダクトとして利用されている実績がある。

SGLIによる林野火災モニタリングアルゴリズムを構築するにあたって、最も障壁となることは、SGLIには火災観測に特化した観測帯域である“火災チャンネル”が搭載されていないことである。このことにより、火災チャンネルの使用を前提として構築されている既存のモニタリングアルゴリズムを適用することができないため、SGLIに搭載される一般的な観測チャンネルのみを利用して、火災モニタリングアルゴリズムを構築する必要があった。

本研究では、GCOM-C ミッションにおける SGLI 火災モニタリングプロダクトを提供するための解析アルゴリズムを開発することを目的とし、衛星通過時における林野火災の発生位置を特定するための火災検知アルゴリズムおよび FRP 推定アルゴリズムを開発し、さらに FRP の推定精度検証のための検証手法を開発した。

1.2 論文の構成

本論文の構成を以下に示す。

第 2 章では、衛星リモートセンシングについて概観したあと、衛星リモートセンシングによる林野火災観測の基本的な原理について概説する。そして、既存の衛星リモートセンシングによる林野火災モニタリングシステムとその実利用例について、代表的なものを紹介する。

第 3 章では、GCOM-C/SGLI 向け林野火災検知アルゴリズムについて述べる。

第 4 章では、GCOM-C/SGLI 向け Fire Radiative Power(FRP)推定アルゴリズムについて述べる。

第 5 章では、高分解能光学衛星を利用した FRP 推定値の検証方法について述べる。

最後に、第 6 章にて、本論文の結びとする。

第2章 衛星リモートセンシング

リモートセンシングとは、“測定対象となる物体が放射した、あるいは反射した電磁波を、離れた位置から測定・分析することにより、非接触のうちに対象の特性を知るための技術もしくは科学”のことである。人工衛星による地球観測分野においては、地球表面および地球大気を、上空の人工衛星から、電磁波によって観測・解析する技術のことをさし、衛星リモートセンシングといわれる。

衛星リモートセンシングによる地球観測の利点は、地球の広い範囲を(広域性)、一度に(同時性)、決まった周期にて何度も(反復性)、観測できる点にある。また、衛星リモートセンシングに依れば、現地赶赴いて直接に観測することが難しい対象のデータの収集も可能となる。つまり、このような特性を持つ衛星観測データは、衛星リモートセンシング技術に依らねば入手することができないという点において利用価値が高く、ゆえに現代の地球環境に関する科学研究の多くは、衛星リモートセンシングデータに依るところが大きい。

衛星リモートセンシングシステムは大まかに以下の構成要素からなる。

① 電磁波の放射原

放射原とは、電磁波を射出する源のことであり、自然の放射原と人工的な放射原とがある。自然放射原の例としては、太陽、地球表面および地球大気などがある。また、人工放射原の例としては、レーダ送信機などがある。

② 伝播している電磁波と相互作用する物質

電磁波が伝播する際、大気中の気体分子や塵などの物質によって吸収や散乱といった作用を受ける。また、相互作用を起こした大気自身も電磁波を再放射する。

③ 衛星プラットフォームと搭載センサ

放射原から様々な相互作用を経て伝播してきた電磁波は、センサにより検知される。そして、そのセンサを搭載した人工衛星を衛星プラットフォームという。センサは、人間の目で知覚できる可視光線だけではなく、紫外線、赤外線およびマイクロ波など、より広い範囲の電磁波を観測することができる。

④ 衛星観測データ受信のための地上設備

衛星に搭載されたセンサにより検知された電磁波は、そのエネルギー強度がデジタルデータに変換され、衛星から地上のデータ受信設備へと電送される。

⑤ 受信データの処理と解析

地上設備に於いて受信された衛星観測データは各種の補正処理を施され、解析アルゴリズムに基づく計算によって、測定対象の性質を表す物理量データに変換される。

本章では、リモートセンシングシステムにおいて、情報伝達の役割を担う電磁波、利用する電磁波の波長帯域の別にみた衛星リモートセンシングの種類、対象物から伝搬してきた

電磁波を収集するセンサ、センサを搭載する衛星プラットフォームについて概説し、最後に、本研究において観測データを利用した実際のリモートセンシング衛星とその搭載センサについて述べる。

2.1 電磁波

2.1.1 電磁波の性質

電磁波とは、真空中あるいは物質中を電磁場の振動が伝搬することにより、電磁エネルギーを運ぶ波のことをいう。

電磁波には、波動的性質と粒子的性質がある。

- 波動的性質

電磁波は、電界と磁界を伴った横波である。平面波では電場・磁場の振動方向はどちらも伝搬方向と直角な面内にあり、互いに垂直である(図 1)。電磁波は真空においては光速で伝搬し、大気中においてもそれにほぼ等しい速度で伝搬する。

- 粒子的性質

粒子としての電磁波は光子と呼ばれ、そのエネルギーは $E = h\nu$ で与えられる。ここで、 h はプランク定数、 ν は振動数=周波数である。

電磁波には、波長(または周波数)、伝搬方向、振幅および偏波面(または偏光面)という4つの要素がある。振幅は振動する電界の強さを示し、その2乗は電磁波によって運ばれるエネルギーの大きさに比例する。また、対象物体から放射される電磁波エネルギーを放射エネルギーという。電界の振動方向を含む面を偏波面(偏光面)といい、偏波面の方向が一定している場合を直線偏波(直線偏光)という。

以上の4つの要素と電磁波の持つ情報との関係を図式化したものを図2に示す。波長(周波数)は、可視光域においては対象物の色に対応し、さらに人間の目に見えない赤外線領域まで考慮すれば、波長は物体に関する豊富な情報を担っている。例えば、各波長における対象物体からの放射エネルギー量のプロファイルは、その物質固有の形状をもつ。マイクロ波領域では、対象物体とプラットフォームの相対的な動きにより現れるドップラー効果を用いて対象物体の情報を得ることができる。物体の空間的配置や形などは、電磁波伝搬の直進性に基けば、その伝搬方向から知ることができる。また、検出した電磁波の強さ、つまり振幅も、空間配置や形を明確にする情報である。電磁波は、反射や散乱といった作用を受けたときに、その偏波状態が変化することがある。この現象には反射面や散乱体の形状が関係しているため、電磁波の偏波状態の変化から対象物質の幾何学的形状を知ることができる。偏波面はマイクロ波を用いたリモートセンシング観測において特に重要であり、例えば、同じ観測対象であっても水平偏波と垂直偏波では得られる信号強度が異なる。

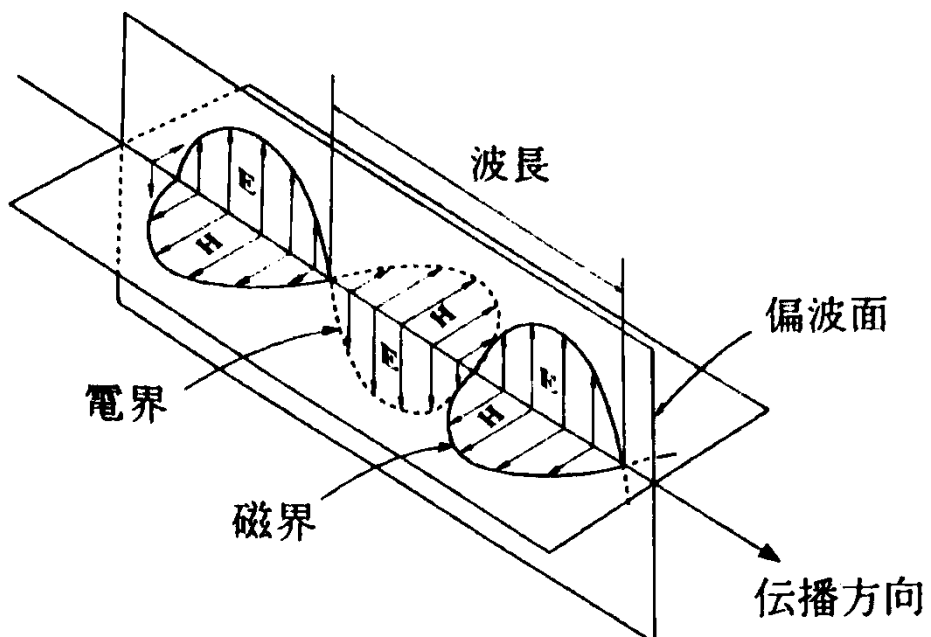


図 1 電磁波の概念図

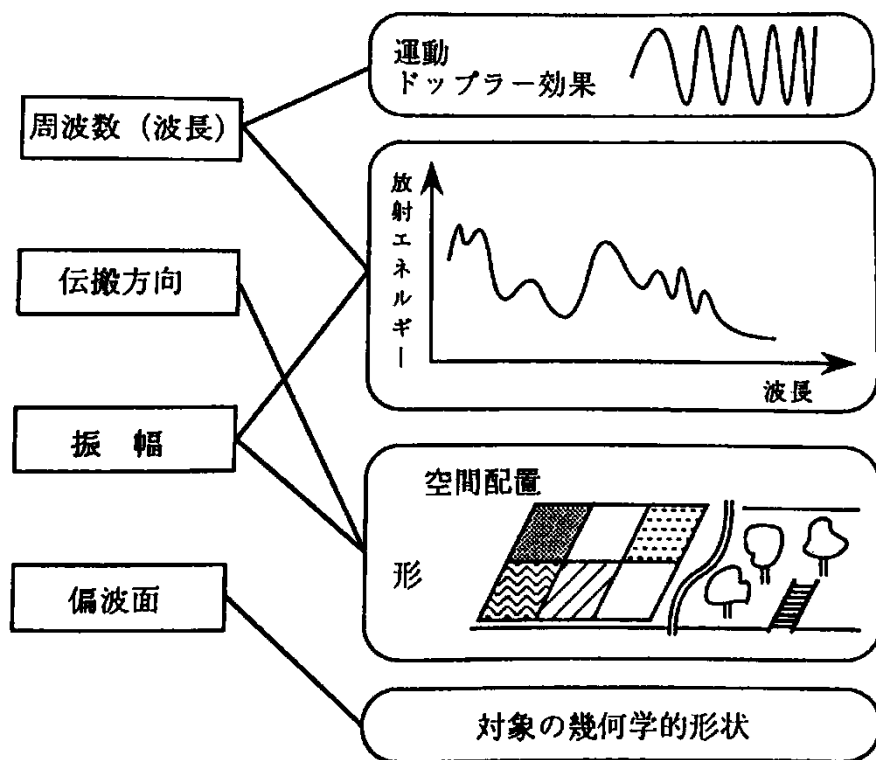


図 2 電磁波の持つ情報

2.1.2 電磁波の波長帯域

図 3 に、リモートセンシングにおいて利用されている電磁波の波長帯域を示す。リモートセンシングに用いられている電磁波の波長は、紫外線の一部(0.3~0.4[μm]), 可視光線(0.4~0.7[μm]), 赤外線の一部(0.7~14[μm])およびマイクロ波(約 1[mm]~1[m])である。このうち、近赤外と短波長赤外を合わせて反射赤外と呼ぶことがある。これは、この波長帯域では太陽光からの反射成分が、地表面からの放射成分よりも卓越していることに起因する。対して、地表面からの放射は熱赤外にエネルギーの大部分を持つ放射をする。

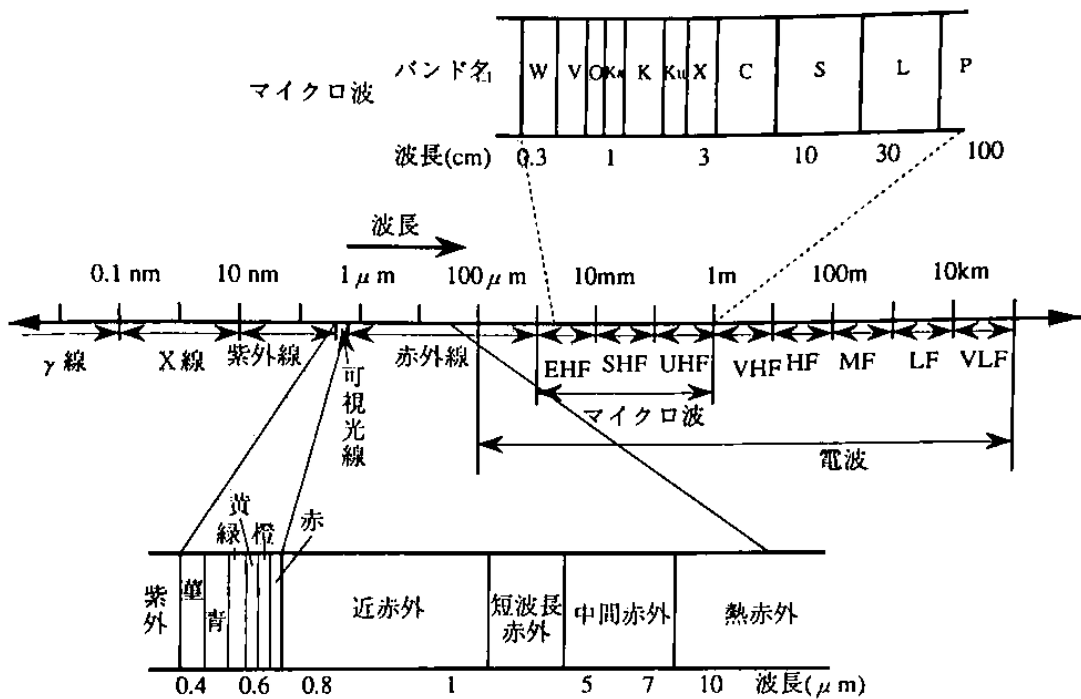


図 3 リモートセンシングにおける電磁波の利用波長帯域

2.2 波長帯域からみた衛星リモートセンシングの種別

リモートセンシングは、利用する電磁波の波長帯域により、可視・反射赤外リモートセンシング、熱赤外リモートセンシングおよびマイクロ波リモートセンシングの3タイプに大別される。ここでは、本研究に関連する可視・反射赤外リモートセンシングおよび熱赤外リモートセンシングの2つについて概説する。

2.2.1 可視・反射赤外リモートセンシング

反射赤外リモートセンシングとは、電磁波に近紫外～短波長赤外(約0.38～2.5[μm])を利用するものであり、電磁波の放射原は太陽である。太陽は約0.5[μm]をピークとする電磁波を放射する。

地球に入射した太陽光はその一部が地球大気と表面に吸収され、地球システムの動力源として使われる。一方、吸収されなかった太陽光は大気と表面で反射された後、宇宙空間に出ていく。反射赤外リモートセンシングでは、この反射光をセンサで計測し、これを入射した時の太陽光強度と比較することにより、太陽光を反射した物体の情報を抽出することができる。

2.2.2 熱赤外リモートセンシング

熱赤外リモートセンシングで利用する電磁波の放射原は地球上の観測対象物、すなわち大気と地球表面を構成する物質である。すべての物体はその温度に応じた熱放射をしており(プランクの放射法則)、常温(約300[K])の物体であればおよそ10[μm]をピークとする電磁波を放射する。熱赤外リモートセンシングでは、この地球上の様々な物体からの熱赤外放射を観測することにより、観測対象の温度情報を取得することができる。

反射赤外リモートセンシングでは、太陽を電磁波の放射原とするため、夜間において観測することができないが、熱赤外リモートセンシングでは地球上の物体自身が放射原であるため、夜間での観測も可能である。

2.3 光学センサ

可視・反射赤外から熱赤外に至る電磁波領域を検出するセンサを総じて光学センサと呼ぶ。

センサには受動方式と能動方式があり、受動方式では、太陽光の反射および地球上の対象物から放射される電磁波を検出する。能動方式では、対象物に向けて電磁波を照射し、反射されてきた電磁波を検出する方式である。

本研究において対象とする光学センサは、マルチスペクトルセンサと呼ばれるセンサである。このセンサは受動方式で、分光機能を持ち、観測領域を走査することにより電磁波の2次元的な広がり(衛星画像)を取得することができる。以下では、光学センサの性能を規定するセンサ特性および分光された衛星画像を取得するためのセンサ機構(分光機構、イメージング機構)について概説する。

2.3.1 光学センサの特性

センサの特性として重要なものに、分光特性、放射量特性および幾何学的特性がある。また、幾何学的特性とも関連した性能指標として空間解像力がある。

- 分光特性

分光(スペクトル)特性とは、センサで測定できる電磁波の波長帯域(チャンネルもしくはバンド)、各チャンネル・バンドの中心波長および波長幅などのことで、主に用いている検知素子および分光素子の特性で規定される。

- 放射量特性

放射量(ラジオメトリック)特性とは、対象物から反射、あるいは放射されている電磁波の物理量が、光学系を通過することでどう変化するかを規定するもので、測定した電磁波の物理量をどれくらい正確に表現できるかの指標である。具体的には、センサの測定精度、感度、ダイナミックレンジおよびSN比(Signal-to-Noise Ratio)などがある。また、アナログ信号をデジタル信号に変換する際の量子化雑音をはじめとする各種の雑音などもある。

- 幾何学的特性

幾何学的(ジオメトリック)特性とは、光学センサでとらえた衛星画像の幾何学的な特徴を規定する物理量であり、センサがどの範囲まで、どれくらいの位置精度で観測できるかの指標である。具体的には、視野角、瞬時視野、バンド・チャンネル間のレジストレーションなどがある。

- 空間解像力

空間解像力は、どの程度の細かさで対象を観測しうるかを示す指標である。光学的には、観測対象の2点を2点として識別できる最小の2点の間隔を解像限界とよび、その逆数を解像力と定義している。

2.3.2 光学センサの機構

分光機構

各波長の光強度を一般にスペクトルとよび、光をスペクトルに分解することを分光とよぶ。分光素子の代表的なものに、プリズム、回折格子および分光フィルタがある。本研究に関連する各種のセンサでは、干渉フィルタとよばれる分光フィルタにより分光を行っている。

干渉フィルタ(interference filter)は、薄膜によって生じる光の干渉を利用した分光フィルタである。薄膜に光を入射させると、薄膜内での多重反射による光の干渉のため、特定間隔の波長の光のみが透過する。屈折率の異なる薄膜を交互に重ね合わせた多層膜干渉フィルタは、高い反射率を持つようになるため、非常に狭帯域(数 nm 程度)のフィルタが得られる。ある特定の波長域の光だけを取り出すバンドパスフィルタを実現するには、ショートパスフィルタ(ある波長より短い波長光のみ透過するフィルタ)とロングパスフィルタ(ある波長より長い波長光のみを透過するフィルタ)とを併用する。また、多層膜干渉フィルタの1種に、透過光と反射光の両方を利用するダイクロイックフィルタ(dichroic filter)とよばれるものがあり、3色分解を行うのによく使用される。

イメージング機構

衛星リモートセンシングデータに期待されるものは、その広域性・同時性を生かせる2次元の画像データである。しかし、センサを構えているだけでは、プラットフォームの移動とともに、その航跡下の高々1次元の列データが得られるだけである。そのため、光学センサはプラットフォームの進行方向に対し垂直な方向に走査を行い、2次元画像データを得る機構(スキャナ)を備えている。

▶ オプティカルメカニカルスキャナ

オプティカルメカニカルスキャナとは、プラットフォームの移動と、プラットフォームの移動方向と垂直な方向への回転鏡あるいは振動鏡による機械的走査とを組み合わせることにより、2次元の情報を得るセンサである。オプティカルメカニカルスキャナは、走査部、集光部、分光部、検出部および参照信号部から構成されている(図4)。

図5に、オプティカルメカニカルスキャナによる2次元データ収集原理の概念図を示す。オプティカルメカニカルスキャナは、次に述べるプッシュブルームスキャナに比べ、比較的観測幅を広くとることができる、集光部の画角が小さくて済む、チャンネル・バンド間の位

置ずれ(レジストレーション)が少ない, 解像力が高い等の特徴をもつ。一方, 検出部における検知素子の積分時間が長くとれないため, SN比の点でプッシュブルームスキャナに劣る。

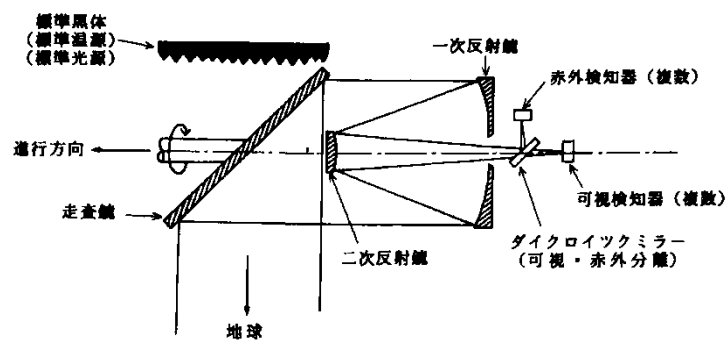


図 4 オプティカルメカニカルスキャナの構造

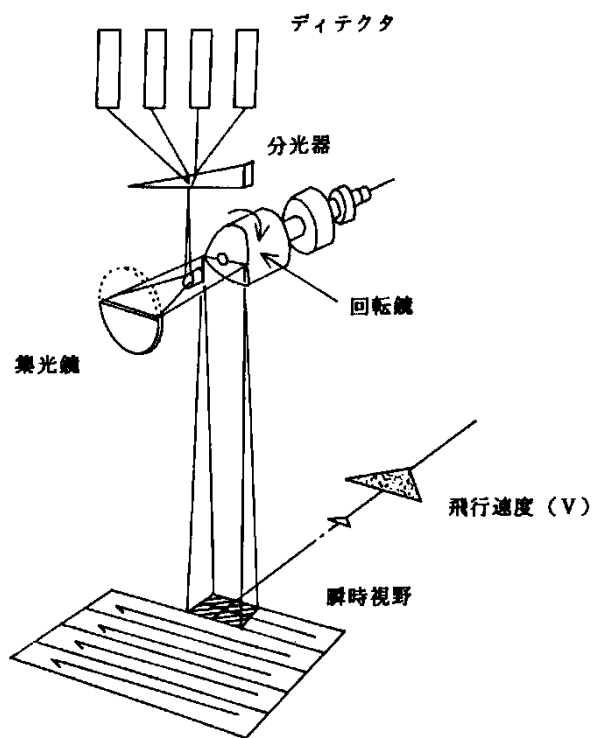


図 5 オプティカルメカニカルスキャナによる 2次元データ収集原理

▶ プッシュブルームスキャナ

プッシュブルームスキャナは、検知素子を一列に並べたリニアアレイセンサにより走査を行うスキャナである。プッシュブルームスキャナによるイメージング方式は、プラットフォームに搭載したリニアアレイセンサと直交する方向にプラットフォームを移動させることにより、2次元の情報を得る。オプティカルメカニカルスキャナが鏡による走査により1画素ずつ集光・検出するのに対し、プッシュブルームスキャナは、1ライン分の画像が一度に得られる(図6)。

プッシュブルームスキャナは、回転鏡のような機械的可動部がないため、機構上の信頼性が高い。一方、リニアアレイセンサ上の検知素子の間に感度差があるような場合には、帯状ノイズが生じることがある。

リニアアレイセンサとしては、CCD(charge-coupled device)を用いることが多い。CCDは半導体素子であり、多数(1000のオーダー)の素子を1ラインに配列することができる。また、ノイズが少なく、素子間の感度のばらつきが少ないといった利点がある。

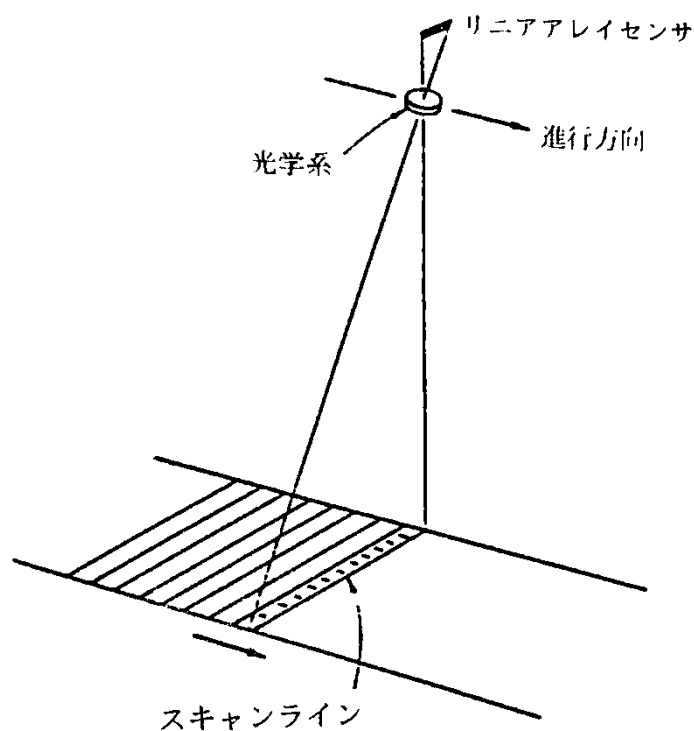


図6 プッシュブルームスキャナによる2次元データ収集原理

2.4 衛星プラットフォーム

2.4.1 軌道要素

惑星や衛星などの軌道を表現するための数値の組を軌道要素と呼び、代表的なものにケプラーの6要素がある(図7)。

- 軌道長半径(A)：軌道楕円の長径
- 軌道離心率(e)：軌道楕円の離心率
- 軌道傾斜角(i)：軌道面の、赤道面に対する角度
- 昇交点赤経(h)：軌道が南から北へよぎる点の赤経
- 近地点引数(g)：軌道面内における近地点方向
- 近地点通過時刻(T)：軌道面内における衛星の位置を、近地点を基準に示した量

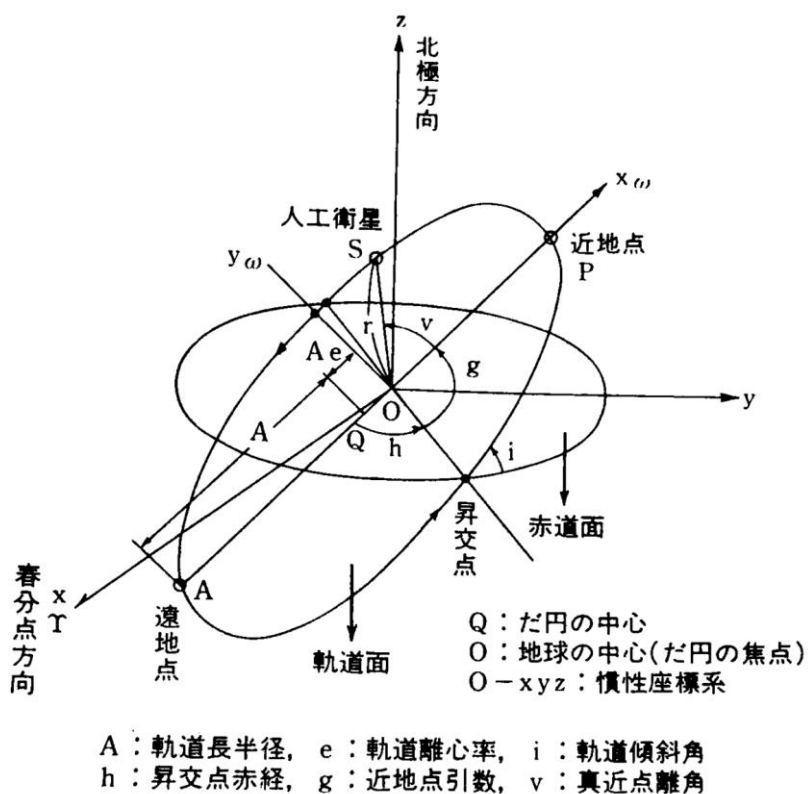


図7 ケプラーの軌道要素

2.4.2 代表的な軌道

軌道要素を調整することにより、様々な軌道を実現することができる。ここでは、地球観測衛星にとって特に重要なものを述べる。

➤ 静止軌道

気象衛星に代表される静止軌道は、軌道高度約 36,000[km]、軌道傾斜角 0° の円軌道である。静止軌道衛星は地球から見て赤道上空に静止し、常に同じ半球を観測する。比較的变化の早い雲や水蒸気の流れなどの気象観測には、静止軌道上から高頻度に観測することが要求され、これによって迅速な予報や予測が可能になる。

➤ 太陽同期軌道

太陽同期軌道は、衛星の軌道面の向きと平均太陽の方向の関係が 1 年を通して一定となる軌道である。この軌道のもっとも重要な特徴は、衛星が同緯度の地点を通過する地方太陽時が、経度や日付に関係なくすべて同じになるということである。つまり、衛星通過時におけるその地点の太陽光の入射角(太陽光の当たり方)をほぼ一定にできることから、太陽の反射光を観測する受動型センサでは、観測条件を一定にできるという利点がある。

➤ 回帰軌道と準回帰軌道

回帰軌道は、24 時間以内に地球を何周か回り、元の地表面上空に戻ってくる軌道である。一方、準回帰軌道では、24 時間後の軌道が第 1 周めの軌道からずれる。そして 24 時間ごとに軌道をずらしながら、N 日後には第 1 周めの軌道に戻ってくる(N を回帰日数という)。地球全体をくまなくカバーする観測を実現するには、準回帰軌道が適している。地球観測衛星は、太陽同期の準回帰軌道がとられているものが多い。

2.5 実際のリモートセンシング衛星の例

2.5.1 Terra 衛星/MODIS センサ, ASTER センサ

Terra は、アメリカ航空宇宙局 NASA の ESE(Earth Science Enterprise)プログラムの一環として、米国、日本およびカナダにより共同運用されている地球観測衛星である。地球環境の長期的観測を目的とする地球観測システム(Earth Observing System: EOS)計画における最初の大型衛星であり、大気、雲、雪氷、水および植生等の地球環境システムの解明を目的としている。

Terra は、可視から熱赤外に至る 36 もの観測バンドをもつマルチスペクトルセンサ MODIS(Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)、日本が中心となって開発・運用する地表の温度分布、放射率、反射率および標高を高解像度で取得するマルチスペクトルセンサ ASTER(Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer)をはじめとした、合計 5 つものセンサが搭載されている大型衛星である。図 8 および表 1 に、Terra 衛星の外観と主要諸元を示す。また、表 2 から表 4 に、MODIS センサおよび ASTER センサの主要諸元と観測バンド構成を示す。

なお、MODIS センサは、Terra 衛星の他に同型の Aqua 衛星にも搭載されている。降交点通過地方時が 14:30 の Aqua と、10:30 の Terra の 2 機体制により、日中の午前と午後の 2 回観測が可能となっている。

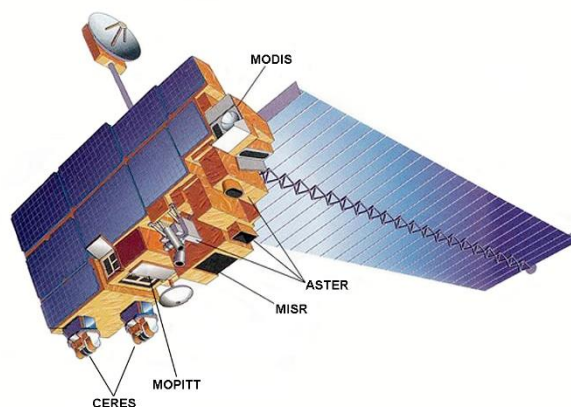


図 8 Terra の外観

表 1 Terra の主要諸元

軌道要素	
軌道	太陽同期・準回帰軌道
近点高度	700 km
遠点高度	737 km
軌道傾斜角	98.2°
軌道周期	98.9 分
回帰日数	16 日
降交点通過地方時	10:30 am
物理的特長	
本体寸法	2.7 m × 3.3 m × 6.8 m
質量	5,190 kg
発生電力	太陽電池 2,530 W
打ち上げ状況	
場所	ヴァンデンバーグ空軍基地
打ち上げ機	アトラスIIロケット
打ち上げ日時	1999 年 12 月 18 日

表 2 MODIS の主要諸元

Technical Specifications	
Orbit:	705 km, 10:30am descending node (Terra) or 1:30p.m. ascending node (Aqua), sun-synchronous, near-polar, circular
Repeat Cycle:	16 days
Swath Dimensions:	2330km (cross track) by 10km (along track at nadir)
Weight:	228.7kg
Spatial Resolution:	250m (bands 1-2) 500m (bands 3-7) 1000m (bands 8-36)
Data Rate:	10.6 Mbs/sec
Quantization:	12 bits
Field of View:	110 deg
Wavebands:	36 bands: 1-19 from 405 to 2155nm 20-36 from 3.66 to 14.28 microns
Design Life:	6 years
Duration:	Operational

表 3 MODIS の観測バンド構成

Channels				
Primary Use	Band	Bandwidth	Spectral Radiance	Required SNR
Land/Cloud/Aerosols Boundaries	1	620 - 670	21.8	128
	2	841 - 876	24.7	201
Land/Cloud/Aerosols Properties	3	459 - 479	35.3	243
	4	545 - 565	29.0	228
	5	1230 - 1250	5.4	74
	6	1628 - 1652	7.3	274
	7	2105 - 2155	1.0	110
Ocean Color/Phytoplankton/ Biogeochemistry	8	405 - 420	44.9	880
	9	438 - 448	41.9	838
	10	438 - 493	32.1	802
	11	526 - 536	27.9	754
	12	546 - 556	21.0	750
	13	662 - 672	9.5	910
	14	673 - 683	8.7	1087
	15	743 - 753	10.2	586
Atmospheric Water Vapor	16	862 - 877	6.2	516
	17	890 - 920	10.0	167
	18	931 - 941	3.6	57
	19	915 - 965	15.0	250
Primary Use	Band	Bandwidth	Spectral Radiance	Required NE[delta]T(K)
Surface/Cloud Temperature	20	3.660 - 3.840	0.45 (300K)	0.05
	21	3.929 - 3.989	2.38 (335K)	2.00
	22	3.929 - 3.989	0.67 (300K)	0.07
	23	4.020 - 4.080	0.79 (300K)	0.07
Atmospheric Temperature	24	4.433 - 4.498	0.17 (250K)	0.25
	25	4.482 - 4.549	0.59 (275K)	0.25
Cirrus Clouds Water Vapor	26	1.360 - 1.390	6.00	150(SNR)
	27	6.535 - 6.895	1.16 (240K)	0.25
	28	7.175 - 7.475	2.18 (250K)	0.25
Cloud Properties	29	8.400 - 8.700	9.58 (300K)	0.05
Ozone	30	9.580 - 9.880	3.69 (250K)	0.25
Surface/Cloud Temperature	31	10.780 - 11.280	9.55 (300K)	0.05
	32	11.770 - 12.270	8.94 (300K)	0.05
Cloud Top Altitude	33	13.185 - 13.485	4.52 (260K)	0.25
	34	13.485 - 13.785	3.76 (250K)	0.25
	35	13.785 - 14.085	3.11 (240K)	0.25
	36	14.085 - 14.385	2.08 (220K)	0.35

表 4 ASTER の主要諸元と観測バンド構成

Sub System	Band No.	Spectral Range (μm)	Radiometric Resolution	Absolute Accuracy (σ)	Spatial Resolution	Signal Quantization Levels
VNIR	1	0.52 - 0.60	$\text{NE}\Delta\rho \leq 0.5\%$	$\leq \pm 4\%$	15 m	8 bits
	2	0.63 - 0.69				
	3N	0.78 - 0.86				
	3B	0.78 - 0.86				
SWIR	4	1.600 - 1.700	$\text{NE}\Delta\rho \leq 0.5\%$	$\leq \pm 4\%$	30 m	8 bits
	5	2.145 - 2.185	$\text{NE}\Delta\rho \leq 1.3\%$			
	6	2.185 - 2.225	$\text{NE}\Delta\rho \leq 1.3\%$			
	7	2.235 - 2.285	$\text{NE}\Delta\rho \leq 1.3\%$			
	8	2.295 - 2.365	$\text{NE}\Delta\rho \leq 1.0\%$			
TIR	9	2.360 - 2.430	$\text{NE}\Delta\rho \leq 1.3\%$	$\leq 3\text{K}(200-240\text{K})$ $\leq 2\text{K}(240-270\text{K})$ $\leq 1\text{K}(270-340\text{K})$ $\leq 2\text{K}(340-370\text{K})$	90 m	12 bits
	10	8.125 - 8.475	$\text{NE}\Delta T \leq 0.3\text{ K}$			
	11	8.475 - 8.825				
	12	8.925 - 9.275				
	13	10.25 - 10.95				
	14	10.95 - 11.65				

Stereo Base-to-Height Ratio	0.6 (along-track)
Swath Width	60 km
Total Coverage in Cross-Track Direction by Pointing	232 km
Mission life	5 years
MTF at Nyquist Frequency	0.25 (cross-track) 0.20 (along-track)
Band-to-band registration	Intra-telescope: 0.2 pixels Inter-telescope: 0.3 pixels of coarser band
Peak data rate	89.2 Mbps
Mass	406 kg
Peak power	726 W

2.5.2 Landsat 8 衛星/OLI センサ

Landsat プログラムは、NASA とアメリカ地質調査所 USGS の共同で、長期間にわたる連続的な地球観測を実施し続けている衛星観測プログラムである。1972 年に Landsat 1 号が打ち上げられて以来、一連の Landsat 衛星による観測データは、地球科学分野のみならず、農業、森林管理、災害監視、都市計画、公衆衛生や安全保障に至るまで、多くの分野において利用されている。現在は Landsat 8 号が稼働中であり、継続してデータを収集し続けている。

Landsat 8 衛星には、可視から近赤外域に 9 つの観測バンドを持ち、高解像度観測の中心的役割を果たすマルチスペクトルセンサ OLI(Operational Land Imager)および、熱赤外域に 2 つのバンドを持つ TIRS(Thermal Infrared Sensor)が搭載されている。本研究において用いるデータは、OLI により取得された短波長赤外の観測データである。図 9、表 5 および表 6 に、Landsat 8 衛星の外観と主要諸元、および OLI センサの観測バンド構成を示す。



図 9 Landsat 8 の外観

表 5 Landsat 8 の主要諸元

軌道要素	
軌道	太陽同期・準回帰軌道
高度	705.3 km
軌道傾斜角	98.2°
軌道周期	99 分
回帰日数	16 日
降交点通過地方時	10:00 – 10:15 am
物理的特長	
質量	2,623 kg
発生電力	4,200 W
打ち上げ状況	
場所	ヴァンデンバーグ空軍基地
打ち上げ機	アトラスVロケット
打ち上げ日時	2013 年 2 月 11 日

表 6 OLI および TIRS の観測バンド構成

Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) and Thermal Infrared Sensor (TIRS) Launched February 11, 2013	Bands	Wavelength (micrometers)	Resolution (meters)
	Band 1 - Coastal aerosol	0.43 - 0.45	30
	Band 2 - Blue	0.45 - 0.51	30
	Band 3 - Green	0.53 - 0.59	30
	Band 4 - Red	0.64 - 0.67	30
	Band 5 - Near Infrared (NIR)	0.85 - 0.88	30
	Band 6 - SWIR 1	1.57 - 1.65	30
	Band 7 - SWIR 2	2.11 - 2.29	30
	Band 8 - Panchromatic	0.50 - 0.68	15
	Band 9 - Cirrus	1.36 - 1.38	30
	Band 10 - Thermal Infrared (TIRS) 1	10.60 - 11.19	100
	Band 11 - Thermal Infrared (TIRS) 2	11.50 - 12.51	100

2.5.3 GCOM-C 衛星/SGLI センサ

GCOM-C 衛星(一般名:しきさい)は, JAXA が進めている地球環境変動ミッション(Global Change Observation Mission)において運用されている地球観測衛星である。GCOM-C は, 可視から熱赤外までの 19 の観測チャンネルを持つマルチスペクトルセンサ SGLI(Second Generation gLobal Imager)により, 地球の炭素収支および放射収支の変動に関わる物理量の高精度観測を長期間, 継続的に実施する。SGLI は, 可視・近赤外放射計部(SGLI-VNR: 非偏光(NP)11 チャンネル, 偏光(PL)2 チャンネル)および赤外走査放射計部(SGLI-IRS: 短波長赤外(SWIR)4 チャンネル, 熱赤外(TIR)2 チャンネル)から構成されている。図 10 および表 7 に, GCOM-C 衛星の外観および主要諸元を示す。また, 図 11 および表 8 に, SGLI センサの主要諸元と観測チャンネル構成を示す。

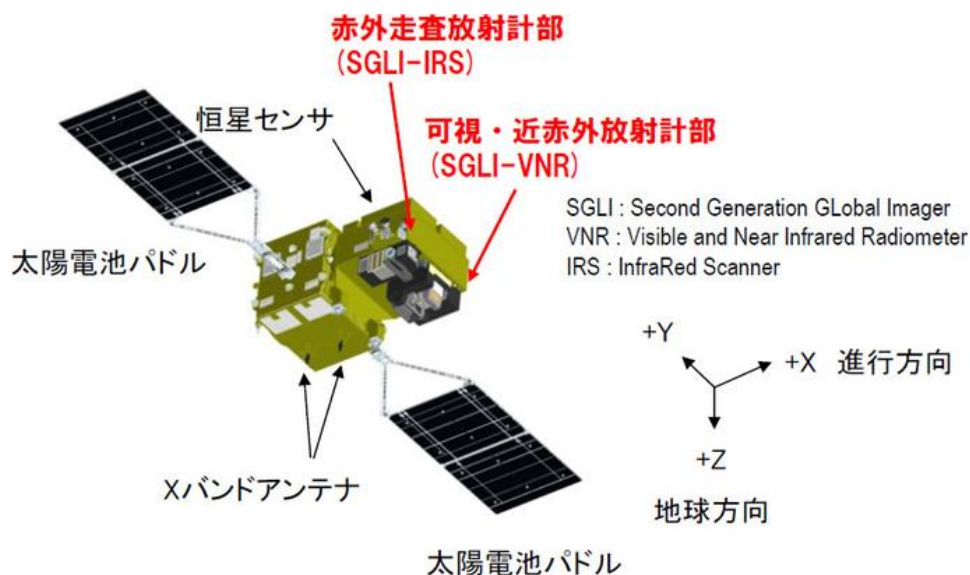


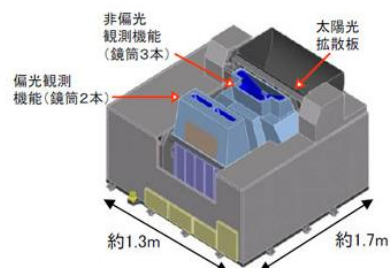
図 10 GCOM-C の外観

表 7 GCOM-C の主要諸元

軌道要素	
軌道	太陽同期・準回帰軌道
高度	798 km
軌道傾斜角	98.6°
降交点通過地方時	10:30 am ± 00:15
物理的特長	
本体寸法	2.5 m x 2.5 m x 4.6 m
質量	2,060 kg
発生電力	4,000 W
打ち上げ状況	
場所	種子島宇宙センター
打ち上げ機	H-II Aロケット 37号機
打ち上げ日時	2017年12月23日

可視・近赤外放射計部 (VNR)

非偏光観測 (11ch)	偏光・多方向観測 (2ch)
分解能250m、走査幅1150km	分解能1km、走査幅1150km



赤外走査放射計部 (SGLI-IRS)

短波長赤外観測 (SWI : 4ch)	熱赤外観測 (TIR : 2ch)
分解能250m/1km、走査幅1400km	分解能250m、走査幅1400km

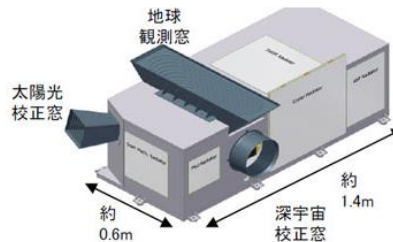


図 11 SGLI の主要構成

表 8 SGLI の観測チャンネル構成

		チャンネル	中心波長	波長幅	分解能	
			VNR, SWI: nm TIR: μm		m	
可視・近赤外放射計部 (SGLI-VNR)	非偏光観測機能	VN1	380	10	250 ^{※2}	
		VN2	412	10		
		VN3	443	10		
		VN4	490	10		
		VN5	530	20		
		VN6	565	20		
		VN7	673.5	20		
		VN8	673.5	20		
		VN9	763	12		
		VN10	868.5	20		
		VN11	868.5	20		
		偏光観測機能	P1	673.5	20	1000
	P2		868.5	20		
赤外走査放射計部 (SGLI-IRS)	SWI観測機能	SW1	1050	20	1000	
		SW2	1380	20		
		SW3	1630	200	250 ^{※2}	
		SW4	2210	50	1000	
		TIR観測機能	T1	10.8 ^{※1}	0.74 ^{※1}	250 ^{※3}
			T2	12.0 ^{※1}	0.74 ^{※1}	

※1：熱赤外の波長は μm 単位

※2：沿岸域を除く海上および極域では1km分解能も可とする

※3：陸域・沿岸域を除く外洋や極域では、500m, 1kmに切り替えることが可能

2.6 林野火災と衛星リモートセンシング

本節では、衛星リモートセンシングによる林野火災解析の基本原則について概説し、さらに衛星による実際の火災モニタリングシステムとその実用例について述べる。

2.6.1 黒体放射

すべての物体は、その温度に依存した強度の電磁波を放射する。この放射は温度に依存することから熱放射とよばれる。この熱放射強度のスペクトル分布(波長毎の分布)を定量的に取り扱うために、黒体(black body)という理想的な物質が考え出された。黒体は、入射するすべての電磁波を吸収し(反射も透過もせずに)、その温度のみに依存したエネルギーの電磁波を放射する。この黒体を基準とした熱放射の定量的法則をプランクの放射法則(Planck's law of radiation)という。この法則に基づくと、温度 T の黒体が放射する波長 λ における放射輝度は、次のプランク関数によってあらわされる。

$$B_{\lambda}(T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5(e^{hc/\lambda kT} - 1)} \quad (1)$$

ここで、 $c = 2.998 \times 10^8$ [m/s]は真空中の光速、 $h = 6.6262 \times 10^{-34}$ [Js]はプランク定数、 $k = 1.3806 \times 10^{-23}$ [JK⁻¹]はボルツマン定数である。したがって、放射輝度 $B_{\lambda}(T)$ の単位は [W/m²/μm/sr]となる。

プランク関数は、ある波長における黒体の温度と放射輝度の関係を表している。したがって、原理的には、黒体表面からの放射輝度を観測すれば、プランク関数を通して温度を逆算できる。ただし、現実の物質は黒体ではない。ある温度の黒体が放射するエネルギーを1としたとき、これと同じ温度をもつ現実の物質が放射するエネルギーは1より小さい。この理想的な黒体放射量に対する現実の物質の放射量の比を放射率という。リモートセンシングにおいて、観測対象の熱放射から現実の温度を導き出すためには、放射率による補正が必要である。一方、放射率による補正をせず、現実の観測対象を便宜的に黒体とみなして、観測輝度から直接逆算して導き出された温度のことを、その観測対象の現実の温度と区別して、輝度温度とよぶ。

2.6.2 衛星リモートセンシングにおける林野火災の観測波長帯

衛星リモートセンシングにおいて、林野火災について直接に観測している量は、火災からの熱放射である。この場合、電磁波の放射源は高温の火災である。この熱放射を、衛星に搭載された光学センサの赤外線観測チャンネルにより測定し、得られたデータを解析することにより、火災についての情報を導き出す。

一般的に、林野火災の温度は600~1200[K]で、平均的には800[K]程度とされている。こ

の温度帯の物体からの熱放射を観測するのに最も適した波長帯は、中間赤外帯(約 3~4[μm])である。この波長帯域は別名“火災チャンネル”と呼ばれるほど、火災や火口などの異常高温物体を衛星リモートセンシングにより観測するのに適したチャンネルである。

図 12 は、プランク関数を基に算出した、地球と太陽および林野火災のそれぞれ平均的な温度(地球は 300[K], 太陽は 5780[K]および林野火災は 800[K])における黒体放射輝度の波長分布を示したものである。地球放射は約 10[μm]をピークとした波長分布を示す一方、太陽放射は約 0.5[μm]をピークとした波長分布を示し、両者は中間赤外 3~4[μm]を境にほぼ分離する。そして、林野火災からの熱放射は、この太陽放射と地球放射の分離境界である約 3~4[μm]をピークとした波長分布を示す。つまり、火災チャンネルは異常高温物体からの熱放射を最も多く受光でき、さらに太陽反射光の影響も少ないという特徴を持った、林野火災観測に適したチャンネルであることから、既存のほぼ全ての衛星による林野火災モニタリングにおいて、解析の基幹チャンネルとして利用されている。

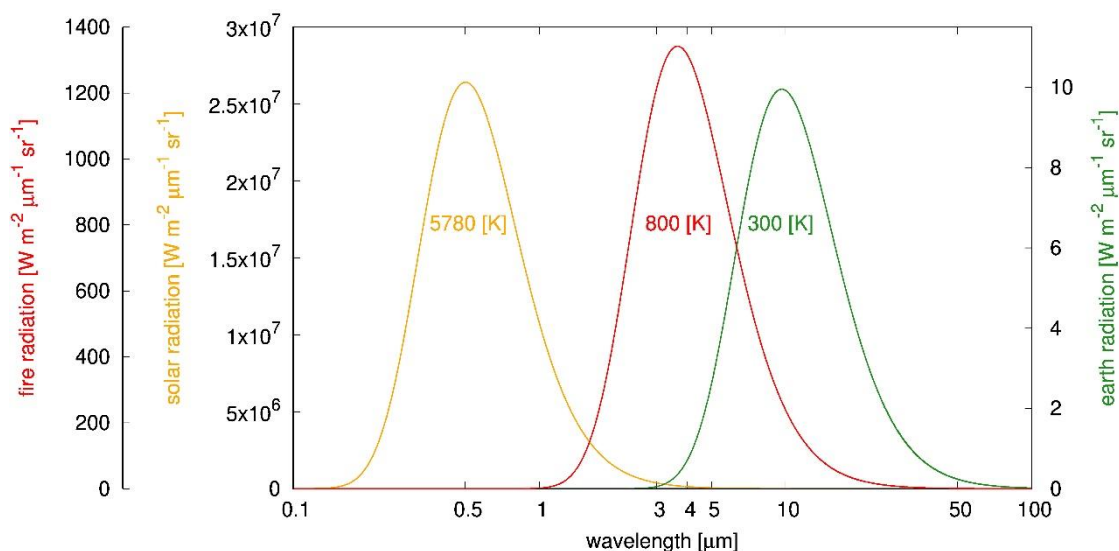


図 12 太陽、地球および林野火災の平均的な温度での黒体放射輝度の波長分布。

2.6.3 衛星による実際の火災モニタリングシステムとその実利用例

MODIS 火災プロダクト(MODIS Thermal Anomalies Product)

MODIS 火災プロダクトは、Terra および Aqua 両衛星に搭載の MODIS が観測した放射輝度の画像データを、火災モニタリングアルゴリズムに基づき解析することにより、火災の発生位置(火災を観測している画素)およびその放射エネルギー(FRP)を提供する衛星観測プロダクトである。MODIS 火災モニタリングアルゴリズムは、中間赤外域の火災チャンネル(MODIS band21, band22)の観測値を火災解析の基幹としたアルゴリズムであり、運用開始から現在に至るまで精度検証と改良が重ねられ続けている。解析データにはその品質

情報(解析値の確からしさ)が定量的に付与されており信頼性が高いことから、以下に述べるような様々な実利用の基盤データとして広く利用されている。

林野火災情報システム(Fire Information for Resource Management System : FIRMS)

Fire Information for Resource Management System(FIRMS)は、NASA が主導する Earth Science Data Systems(ESDS) プログラムの一環である The Earth Science Data and Information System(ESDIS) プロジェクトにおいて、Distributed Active Archive Centers(DAAC)が運用する林野火災情報提供システムである。FIRMS は、Terra/MODIS および Aqua/MODIS、さらに低軌道気象衛星 Suomi NPP(National Polar-orbiting Partnership)および NOAA-20 両衛星に搭載の VIIRS(Visible Infrared Imaging Radiometer Suite)センサによる火災プロダクトを、WEB ベースで全世界に配布している。FIRMS は、前述の MODIS 火災プロダクトをはじめとする衛星観測火災プロダクトを、データ利用者がアクセス・検索・解析しやすい形で提供する。FIRMS の重要な特徴として、具体的には：(1) 火災プロダクトが、準実時間(衛星観測後、最短3時間以内)で、Web GIS 上において迅速にマッピング・提供されること(図 13)；(2) 利用者が予め関心領域を登録しておくことで、その領域で火災が発生した際に e-mail にてアラートを受け取ることができること；(3) 過去の全ての火災プロダクト(MODIS は 2000 年～現在、VIIRS は 2012 年～現在)をアーカイブしており、データ利用者が WEB 上で要求すれば迅速に提供されること；(4) 多様なフォーマット(CSV 形式、KML 形式、shapefile 形式)でのデータ提供が可能であり、いずれもプログラムやソフトウェアで扱いやすいフォーマットであるため、データ利用者の利便性が高いこと、が挙げられる。

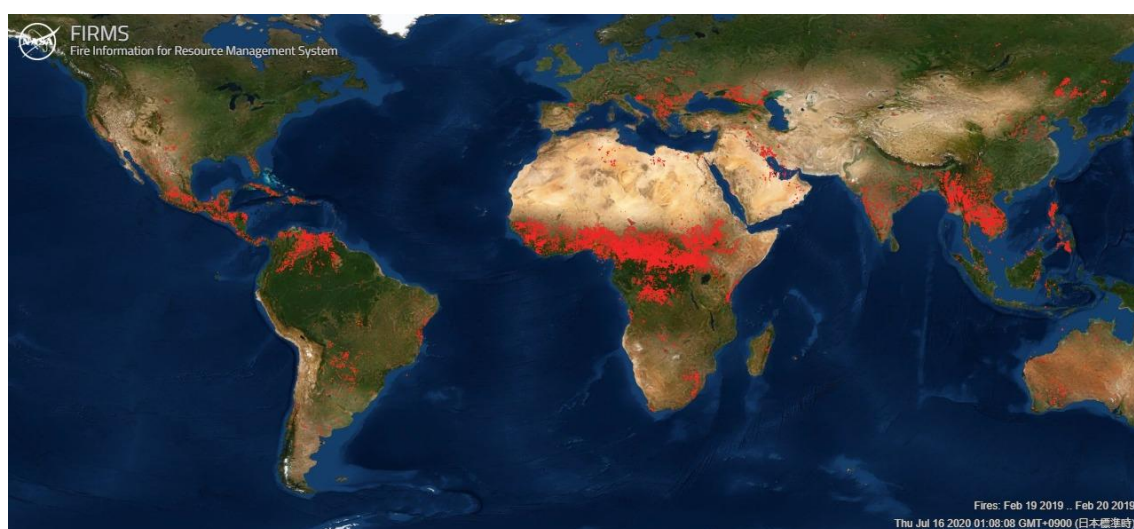


図 13 FIRMS が WEB GIS 上で提供する準実時間火災マップ
(<https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov/>より取得)

火災放出物質フラックスデータベース(GFED : Global Fire Emission Database, GFAS : Global Fire Assimilation System)

火災放出物質フラックスデータベースは、地上実験や地上観測をもとに得られたパラメータと衛星観測データを統合することにより、炭素や微量ガス、粒子状物質(Particle Matter: PM)等の火災放出物質フラックスの見積もり量を算出し、データベース化したものである。主なものには GFED(Global Fire Emission Database)および GFAS(Global Fire Assimilation System)がある(図 14)。

GFED においては、火災放出物質フラックス推定のための入力パラメータの一つである火災燃焼面積を見積もるために、MODIS 燃焼領域プロダクト(MODIS Burned Area Product)が利用されている。加えて、MODIS 燃焼領域プロダクトにおいて把握できない小規模な燃焼領域を、MODIS 火災プロダクトが提供する火災位置情報を利用して補完することにより、より詳細な燃焼領域の見積もりを実現している。

GFAS においては、衛星データから推定された FRP から、火災放出物質フラックスを経験モデルにより直接算出する。主に MODIS 火災プロダクトが提供する FRP 推定量が、フラックス推定のための入力パラメータの一つとして利用されている。

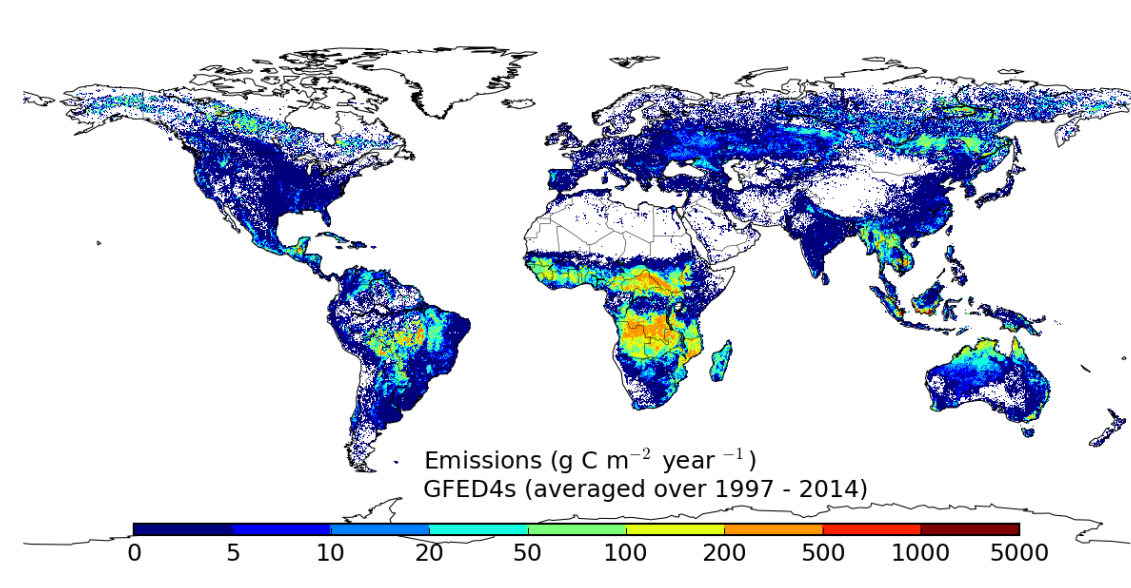


図 14 GFED が提供する火災放出物質フラックスデータベースをもとに算出された、1997 年～2014 年における林野火災起因の平均年間炭素フラックス推定量 (<http://www.globalfiredata.org> より取得)

第3章 GCOM-C/SGLI 向け林野火災検知アルゴリズム

3.1 概要

人工衛星からの火災検知とは、1画素の空間分解能が数百 m～数 km である衛星観測画像から、画素分解能よりも面積が小さい数 ha.規模の森林火災を検知する事であるため、観測センサには火災からの放射エネルギーを的確に捉えることのできる波長帯域が必要とされる。MODISをはじめとする主要な既存センサは、林野火災のモニタリングにこの特徴を有する中間赤外 4[μm]帯を観測するチャンネルを搭載しており、これを主軸に据えた解析アルゴリズムが構築されている。一方、SGLIにはこの帯域を観測するチャンネルが搭載されておらず、従って中間赤外帯域を利用する既存アルゴリズムをそのまま適用することができない。

SGLIにより林野火災検知を行うためには中間赤外帯を利用しない検知アルゴリズムが必要であり、これには Giglio ら(2008)が開発した ASTER 向け火災検知アルゴリズムが参考となる。これは短波長赤外帯域である band8(2.3[μm])を主軸としており、band8 と近赤外帯域 band3n(0.8[μm])の相関関係を利用した火災検知アルゴリズムである。SGLIは ASTER に比べ低分解能(ASTER は 30m, SGLI は 250m/1km)ではあるが、これらの観測帯域は SGLI にも搭載されることから、この ASTER の検知手法を応用することにより SGLI 向けアルゴリズムを構築できる可能性がある。

そこで本研究では、SGLI に搭載されている近赤外、短波長赤外、さらに熱放射を観測するための熱赤外帯域の観測チャンネルを用いた、SGLI 観測データに適用可能な火災検知アルゴリズムを開発した。

3.2 使用データ

火災検知アルゴリズムにて用いるデータは、衛星観測輝度データ SGLI Level 2 大気上端放射輝度プロダクト(LTOAQ, 1day, tile)、および雲情報データ SGLI Level 2 雲フラグプロダクト(CLFGQ, 1day, tile)である。これらのプロダクトは、正弦曲線図法(Sinusoidal projection)により投影された全球領域を、 36×18 分割したタイル(Sinusoidal tile grids)ごとに配布されている。

本研究では、まず、林野火災が観測されている SGLI データの収集作業および火災画素の目視抽出作業を行った。具体的には、NASA Earth Observatory (<https://earthobservatory.nasa.gov/>)、Copernicus EU (<https://www.copernicus.eu/en>)等の情報コンテンツから入手した林野火災の発生日時・場所などの情報を参考にして、JAXA の地球観測衛星データ提供システムである G-portal (<https://gportal.jaxa.jp/gpr/>)から林野火災を観測していると思われる SGLI データを収集したのち、目視によって判読可能な火災が

観測されているデータのみを選択した。そして、選択したデータから火災画素を目視抽出することにより、火災真値データを作成した。以上の作業により、本研究では、2019年1月～3月までの間における昼間観測の10データを準備した。図15に、これらのデータの観測領域を示す。また、表9に、これらのデータの概要をまとめる。

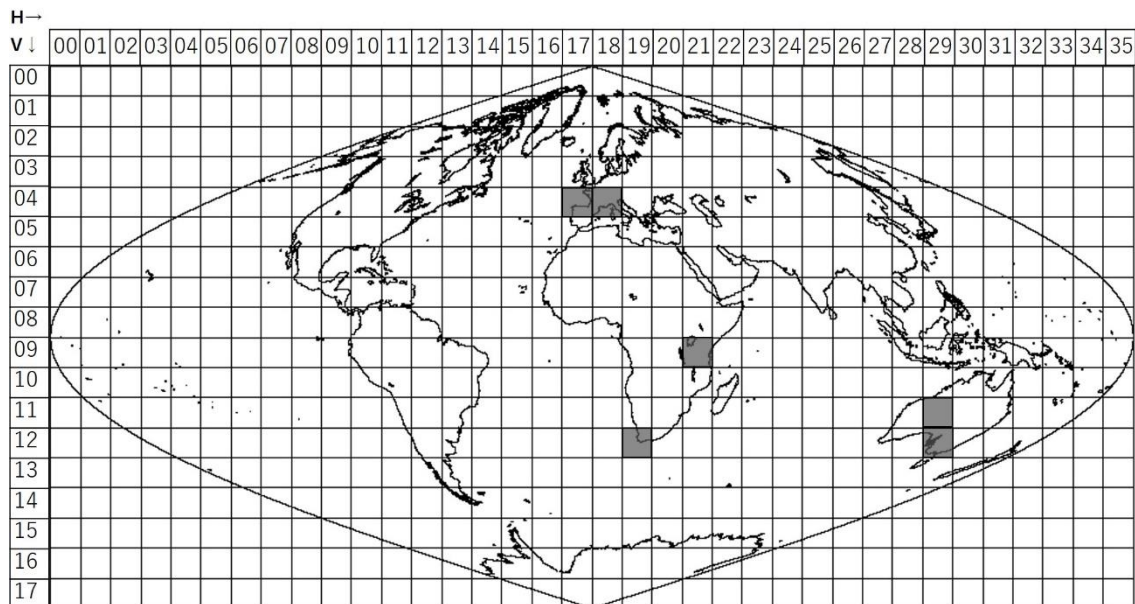


図 15 Sinusoidal Tile Grid 上における SGLI データのタイル位置

表 9 使用した SGLI データの概要

タイル番号	観測開始日時	Granule ID
V12H19	2019/01/06 09:06	GC1SG1_20190106D01D_T1219_L2SG
V11H29	2019/01/22 00:19	GC1SG1_20190122D01D_T1129_L2SG
V11H29	2019/01/23 01:30	GC1SG1_20190123D01D_T1129_L2SG
V11H29	2019/01/24 01:04	GC1SG1_20190124D01D_T1129_L2SG
V04H18	2019/02/25 09:59	GC1SG1_20190225D01D_T0418_L2SG
V04H18	2019/02/26 09:33	GC1SG1_20190226D01D_T0418_L2SG
V09H21	2019/02/26 08:06	GC1SG1_20190226D01D_T0921_L2SG
V09H21	2019/02/27 07:41	GC1SG1_20190227D01D_T0921_L2SG
V12H29	2019/03/04 00:34	GC1SG1_20190304D01D_T1229_L2SG
V04H17	2019/03/28 11:20	GC1SG1_20190328D01D_T0417_L2SG

3.2.1 大気上端放射輝度プロダクト

大気上端放射輝度プロダクト(LTOAQ 1day tile)は、放射量・幾何補正済みの衛星観測輝度データ(単位は[W/m²/μm/sr])である。観測データは、チャンネル毎に16ビットSI(Scaled Integer)画像として提供され、メタデータとして付加されている変換係数によりSI値から大気上端放射輝度もしくは大気上端反射率に変換することができる。

本アルゴリズムでは、近・短波長赤外チャンネルの観測データを大気上端反射率に変換して使用した。また、熱赤外チャンネルの観測データは大気上端放射輝度に変換後、プランク関数に基づき輝度温度[K]に変換して使用した。また、本アルゴリズムでは、陸水判別のために大気上端放射輝度プロダクト付随の陸水マスクを利用した。陸水マスクの各画素には、画素中に占める陸域の割合[%]が格納されている。

3.2.2 雲フラグプロダクト

雲フラグプロダクト(CLFGQ 1day tile)は、各画素について、雲に関する情報(雲の有無、雲相等)がbitフラグとして格納された画像データである。

本アルゴリズムでは、雲フラグプロダクトが提供する情報の内、画素内の雲の有無を表すClear Confidence Levelフラグおよび雪氷の有無を表すSnow/Iceフラグを利用する。Clear Confidence Levelフラグは、画素内の雲の有無の情報(晴天信頼度, 0:雲~1:晴の実数)を8段階で表現した3bitフラグである。Snow/Iceフラグは、画素内の雪氷の有無の情報(yes:有/no:無の2値)を2段階で表現した1bitフラグである。

3.2.3 検証用火災目視抽出データ

本アルゴリズムでは、熱赤外チャンネル T1(10.8[μm], 中心波長, 以下同様)および短波長赤外チャンネル SW3(1.6[μm])および SW4(2.2[μm])による観測値異常を基に火災画素を検知する。このため、火災真値データ作成において、これらのチャンネルの観測データ(熱赤外チャンネル T1 の輝度温度画像(250[m]分解能), 短波長赤外チャンネル SW3 および SW4 の大気上端反射率画像(それぞれ 250[m]および 1[km]分解能))から、目視によって火災画素を抽出した。なお、火災画素の目視抽出を行う際、判読が容易な画素と、周辺画素とのコントラストが曖昧なために判読が困難な画素があったため、本研究では、これらを明らかな火災画素と曖昧な火災画素として、2段階に区別して抽出した。図 16 に、T1, SW3 および SW4 の観測画像からそれぞれ火災画素を目視抽出したデータの一例を示す。そして、これらの3種類の目視抽出データを 1[km]分解能にて 1つに集約したものを火災真値データとした。具体的には、1[km]分解能画素内において、

- ① もし、曖昧な火災画素の有無に依らず明らかな火災画素が 1つ以上存在すれば、当該 1[km]画素は明らかな火災画素とする。
- ② そうではなく(明らかな火災画素が存在せず)、もし、曖昧な火災画素が 1つ以上存在すれば、当該 1[km]画素は曖昧な火災画素とする。

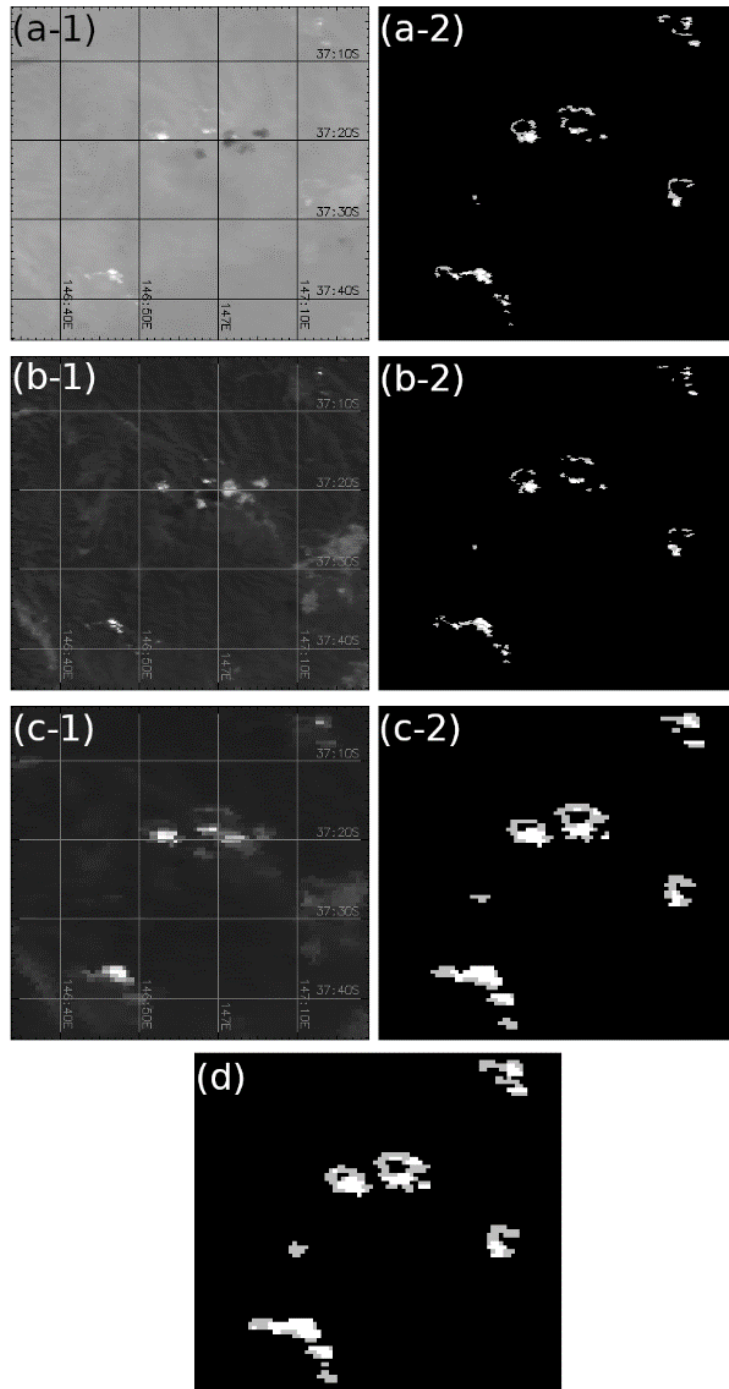


図 16 火災画素の目視抽出結果と火災真値データ。白い画素は明らかな火災画素, 灰色の画素は曖昧な火災画素を示す: (a-1) T1 輝度温度画像; (a-2) T1 輝度温度画像からの目視抽出結果; (b-1) SW3 TOA 反射率画像; (b-2) SW3 TOA 反射率画像からの目視抽出結果; (c-1) SW4 TOA 反射率画像; (c-2) SW4 TOA 反射率画像からの目視抽出結果; (d) 火災真値データ。

3.3 SGLI 向け林野火災検知アルゴリズム

3.3.1 火災の熱放射特性

熱放射を観測する帯域である中間赤外・熱赤外帯域においては観測画像中の火災を観測している画素(火災画素)は周辺の非火災画素よりも明るく高温に見え、また本来は太陽光反射を観測する短波長赤外帯域であっても、火災が十分高温であれば火災からの熱放射も観測されるようになるため、画素の衛星観測輝度値が高くなる。しかし、火災領域が1画素の大きさに比べ小さい場合や火災が低温の場合には輝度値が十分に増大せず周辺の非火災画素との判別ができなくなり、検知が難しくなる。

そこでまず、熱放射が火災画素の輝度値に与える影響に着目し、火災画素の輝度値をシミュレーションにより明らかにして、SGLIの使用観測帯域について考察した。このシミュレーションでは、地表面を黒体と仮定し太陽光の反射成分を無視して、火災周辺の非火災領域(以下、これを背景領域とする)の温度を $T_b=300$ [K]、画素中の火災温度を $T_f=1000$ [K](高温火災の代表的温度)、 800 [K](一般的な火災温度)および 600 [K](低温火災の代表的温度)とした。そして、これらの火災の画素面積に対する混成比率 p を $0.001-0.1$ まで変化させた時の、観測波長 λ [μm]における火災画素と非火災画素の輝度値の差を、以下の式により計算した。

$$\Delta I(\lambda) = [pB(\lambda, T_f) + (1-p)B(\lambda, T_b)] - B(\lambda, T_b) \quad (2)$$

ここで、 $B(\lambda, T)$ はプランク関数であり、輝度値の単位は $[\text{W}/\text{m}^2/\mu\text{m}/\text{sr}]$ である。結果を図17に示す。火災検知に最適な観測帯域である中間赤外 $4[\mu\text{m}]$ 周辺の波長帯では、画素内に火災が存在すると輝度値が敏感に増大することが確認でき、既存アルゴリズムで用いられている観測帯域の有効性が示されている。一方、SGLIに搭載される短波長赤外および熱赤外領域の観測帯に関して考察すると、短波長赤外領域の $2.2[\mu\text{m}]$ 帯が画素内への火災混入に敏感であり、火災温度が高温になると $1.6[\mu\text{m}]$ 帯もまた敏感になってくることが確認できる。熱赤外領域の $10.8[\mu\text{m}]$ 帯は前述の2つの観測帯に比べて火災に対する感度は低いが、この観測帯域は対象からの熱放射を観測する帯域であるため、短波長赤外帯域では無視することができない太陽光反射の影響が無視できる。またSGLIの熱赤外チャンネルは 250m 分解能で観測を行うため、火災検知に有利に働くことが期待できる。

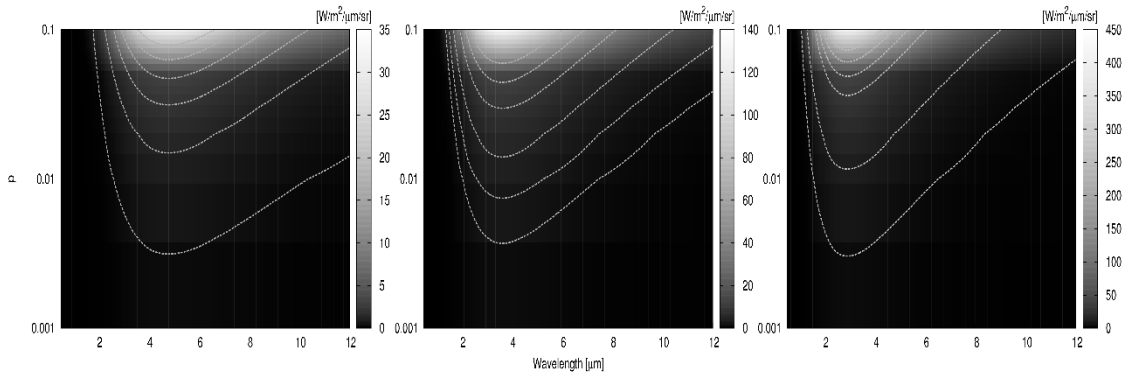


図 17 画素内への火災混入に対する観測波長帯の感度シミュレーション結果。左: $T_f = 600$ [K], 中央: $T_f = 800$ [K], 右: $T_f = 1000$ [K]

3.3.2 火災画素の検知原理

本アルゴリズムでは、熱赤外データにおける温度異常と、近・短波長赤外データにおけるスペクトル異常を捉えることにより火災画素を検知する。本アルゴリズムにおいて使用する SGLI チャンネルを表 10 に示す。観測値異常は、正常時(通常の陸域を観測している場合)において期待される観測値のふるまいからの外れ度合いとして定式化する。正常観測値のふるまいは、観測データ中の大多数は正常画素であるとの仮定のもと、観測データから推定する。ただし、正常観測値のふるまいは、観測条件(地域・時期・観測角など)の違いによってばらつくため、観測条件の違いによるデータの変動に適応しアルゴリズムの頑健性を確保するために、観測領域を適切な大きさの小領域に分割し、小領域内では観測条件は一定であるとする仮定のもと、小領域ごとに正常観測値のふるまいを逐次推定することとした。本節では、熱赤外データにおける輝度温度異常および近・短波長赤外データにおけるスペクトル異常の算出原理と、正常観測値のふるまいを推定する際の最適な小領域のサイズについて検討した結果について述べる。

表 10 SGLI 向け火災検知アルゴリズムにおいて使用する観測チャンネル

Sensor	Channel (Notation)	Center Wavelength[μm]	IFOV
SGLI-VNR NP	VN11 (ρ_{11})	0.86	250[m]
SGLI-IRS SWIR	SW1 (ρ_1)	1.01	1[km]
	SW3 (ρ_3)	1.63	250[m]
	SW4 (ρ_4)	2.21	1[km]
SGLI-IRS TIR	T1 (T_1)	10.8	250[m]

熱赤外観測データによる輝度温度異常検知

熱赤外観測データにおいて、正常時に想定される観測値のふるまいは、小領域内の画素の輝度温度の平均 \bar{T}_1 と標準偏差 $\hat{\sigma}_{T_1}$ により推定する。その上で、火災放射に起因する観測値異常を捉えるために、2つの指標を定義した。1つめは、 \bar{T}_1 および $\hat{\sigma}_{T_1}$ により画素の輝度温度を標準化した輝度温度のZ得点、2つめは、判別関数の判別得点である。

- 輝度温度のZ得点

各画素 i についての輝度温度 $T_1^{(i)}$ のZ得点 $Z_{T_1}^{(i)}$ は、推定された正常輝度温度分布のパラメータ(\bar{T}_1 および $\hat{\sigma}_{T_1}$)を用いて、以下の式で定義される。

$$Z_{T_1}^{(i)} = \frac{T_1^{(i)} - \bar{T}_1}{\hat{\sigma}_{T_1}} \quad (3)$$

図 18(a)(b)に、輝度温度画像および算出されたZ得点画像の一例を示す。

- 輝度温度の判別関数

小領域内の平均輝度温度 \bar{T}_1 と、各画素の輝度温度 T_1 を2軸に取った輝度温度空間(\bar{T}_1, T_1)において、正常画素から火災画素を判別する判別関数 D_{T_1} を定義する。そして、この関数が返す判別得点を輝度温度異常度とした。図 19は、輝度温度空間(\bar{T}_1, T_1)において横軸に小領域内の平均輝度温度 \bar{T}_1 を、縦軸に各画素が示す実際の輝度温度 T_1 を取り、火災真値データを参照することにより、各データポイントを明らかな火災画素、曖昧な火災画素および正常画素に区別してプロットしたものである。以上の結果から示唆されている事は以下の2つである：明らかな火災画素ほど、小領域内平均輝度温度から実際の画素値がより高い温度に外れる傾向がある。；曖昧な火災画素は、輝度温度空間上において火災画素と正常画素の分布の境界となりえる領域に分布している。

以上の結果より、火災画素と正常画素の判別境界を、輝度温度空間(\bar{T}_1, T_1)上における曖昧な火災画素の分布上に乗る線形回帰直線 $T_1 = a_0 + a_1\bar{T}_1$ として定義した。回帰係数 a_0, a_1 は、今回使用した SGLI データセットに対して回帰直線を当てはめ、係数をそれぞれ $a_0 = 77.9203, a_1 = 0.7687$ と決定した(図 19(中))。そして、判別関数を以下の式により定義し、各画素 i について、判別関数の値 $D_{T_1}^{(i)}$ [K]を輝度温度異常を捉えるための指標とした。

$$D_{T_1}^{(i)} = T_1^{(i)} - (77.9203 + 0.7687\bar{T}_1) \quad (4)$$

図 18(c)に、判別得点画像の一例を示す。

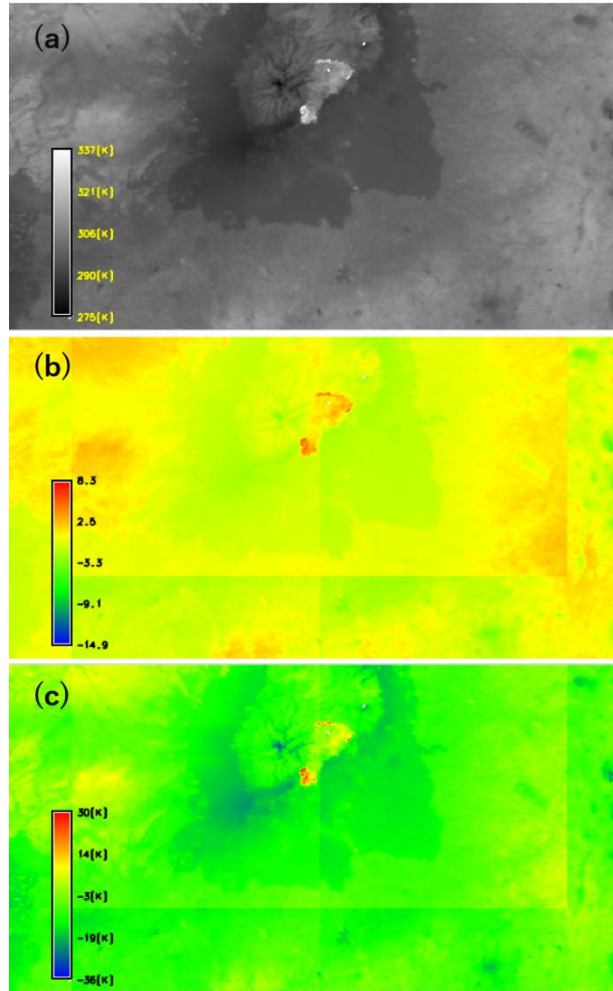


図 18 T1 チャンネルによる輝度温度画像と算出された検知指標画像の一例：(a)輝度温度 T_1 画像；(b)Z 得点 Z_{T_1} 画像；(c)判別得点 D_{T_1} 画像

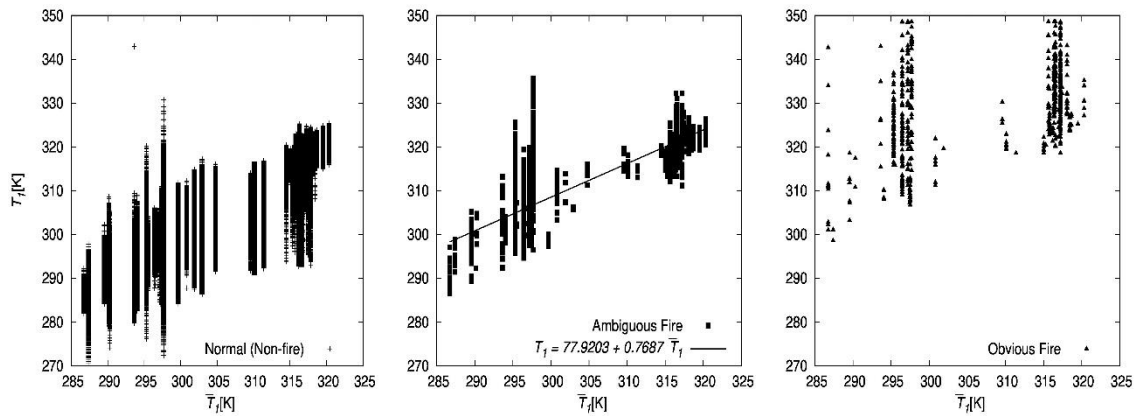


図 19 輝度温度空間上における正常画素および火災画素の分布：(左) 正常画素；(中) 曖昧な火災画素；(右) 明らかな火災画素。

近・短波長赤外観測データによるスペクトル異常検知

図 20 は、SGLI 実データ中の火災画素が含まれている小領域について、正常画素および火災画素の大気上端反射率をマルチスペクトル空間上((ρ_{11}, ρ_3) および (ρ_1, ρ_4))にプロットしたものである。近・短波長赤外チャンネルにおける正常画素(主に植生と土壌の混合画素)の大気上端反射率は、マルチスペクトル空間上において相関のある分布を示す。一方、この波長領域において火災を観測した場合は、火災からの熱放射が、より波長の長いチャンネルに強く影響する事により、これらのチャンネルの観測値が増大する。したがって、マルチスペクトル空間上における火災画素の分布は、相関を持った正常画素の分布から、火災からの熱放射の影響に敏感な長い波長のチャンネル軸方向に移動する。

以上で示した性質を利用して、火災放射に起因するスペクトル異常を定義する。具体的には、マルチスペクトル空間において相関があると期待される正常観測値のふるまいには線形関係が見られると考え、この関係を単回帰式により推定する。そして、スペクトル異常をこの回帰直線からの実際の観測値のずれ、すなわち回帰残差に基づいて定義することにより、火災放射に起因するスペクトル異常を捕捉する。

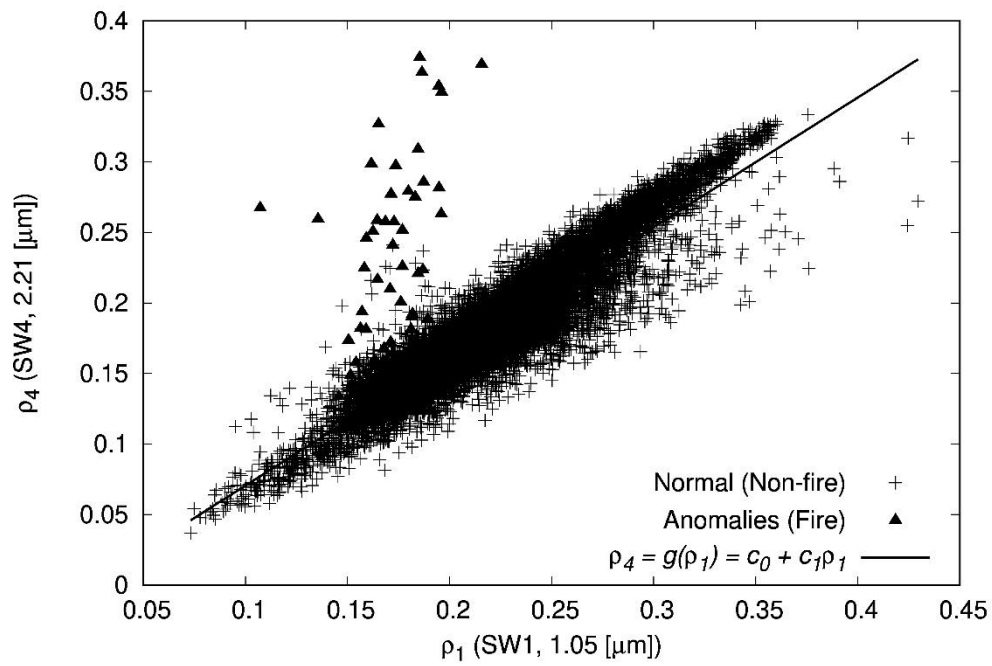
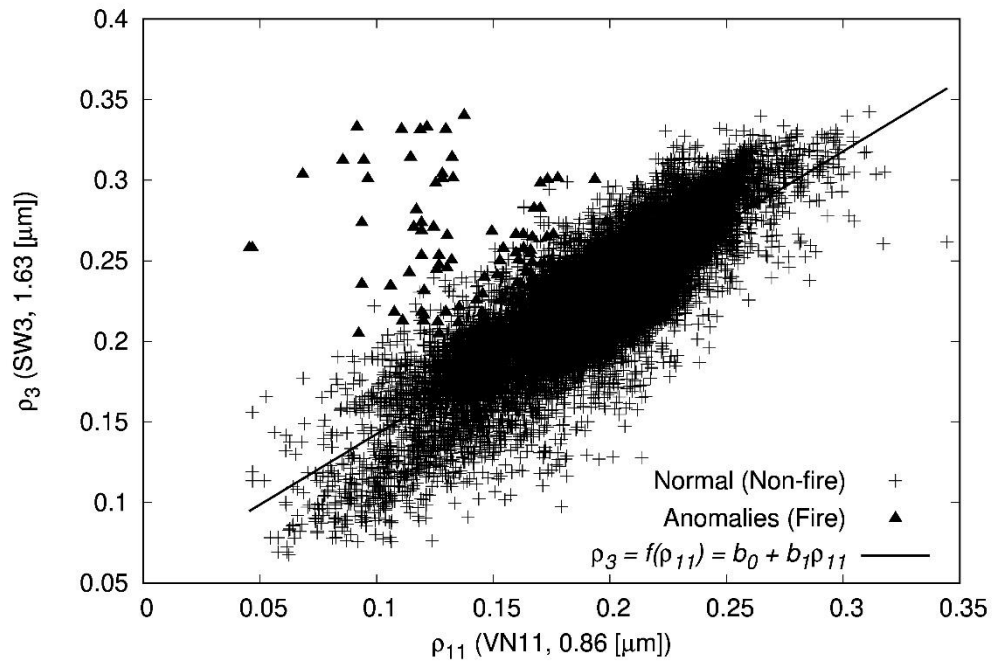


図 20 マルチスペクトル空間上における正常画素および火災画素の分布：(上) (ρ_{11}, ρ_3) 空間；(下) (ρ_1, ρ_4) 空間.

小領域内の正常観測値がマルチスペクトル空間上で示す関係(回帰式)を、以下の線形関数により表現する。

$$\rho_3 = f(\rho_{11}) = b_0 + b_1\rho_{11} \quad (5)$$

$$\rho_4 = g(\rho_1) = c_0 + c_1\rho_1 \quad (6)$$

そして、これらの回帰係数(b_0, b_1 および c_0, c_1)を、小領域内画素のデータセット $(\rho_{11}^{(i)}, \rho_3^{(i)}), (\rho_1^{(i)}, \rho_4^{(i)})$ ($i = 1, \dots, n$)から、小領域ごとに逐次推定する。ここで、 i は小領域内の画素を示し、 n はその総数である。単回帰の場合には、これらの回帰係数の推定値は、以下の式により解析的に求まる。

$$b_1 = \frac{\sum_i^n (\rho_{11}^{(i)} - \bar{\rho}_{11})(\rho_3^{(i)} - \bar{\rho}_3)}{\sum_i^n (\rho_{11}^{(i)} - \bar{\rho}_{11})^2} \quad (7)$$

$$b_0 = \bar{\rho}_3 - b_1\bar{\rho}_{11} \quad (8)$$

$$c_1 = \frac{\sum_i^n (\rho_1^{(i)} - \bar{\rho}_1)(\rho_4^{(i)} - \bar{\rho}_4)}{\sum_i^n (\rho_1^{(i)} - \bar{\rho}_1)^2} \quad (9)$$

$$c_0 = \bar{\rho}_4 - c_1\bar{\rho}_1 \quad (10)$$

ここで、 $\bar{\rho}_{11}, \bar{\rho}_3, \bar{\rho}_1$ および $\bar{\rho}_4$ はそれぞれ、小領域内画素の大気上端反射率 $\rho_{11}^{(i)}, \rho_3^{(i)}, \rho_1^{(i)}$ および $\rho_4^{(i)}$ の平均である。また、回帰の残差分散を、以下の式により小領域ごとに逐次算出する。

$$V_{e,f} = \frac{\sum_i^n (\rho_3^{(i)} - f(\rho_{11}^{(i)}))^2}{n - 2} \quad (11)$$

$$V_{e,g} = \frac{\sum_i^n (\rho_4^{(i)} - g(\rho_1^{(i)}))^2}{n - 2} \quad (12)$$

そして、推定された正常観測値の回帰直線からの標準化残差を、スペクトル異常を捉えるための指標とした。各画素 i の標準化残差は以下の式により定義される。

$$Z_{e,f}^{(i)} = \frac{\rho_3^{(i)} - f(\rho_{11}^{(i)})}{\sqrt{V_{e,f}}} \quad (13)$$

$$Z_{e,g}^{(i)} = \frac{\rho_4^{(i)} - g(\rho_1^{(i)})}{\sqrt{V_{e,g}}} \quad (14)$$

図 21 に、算出された標準化残差画像の一例を示す。

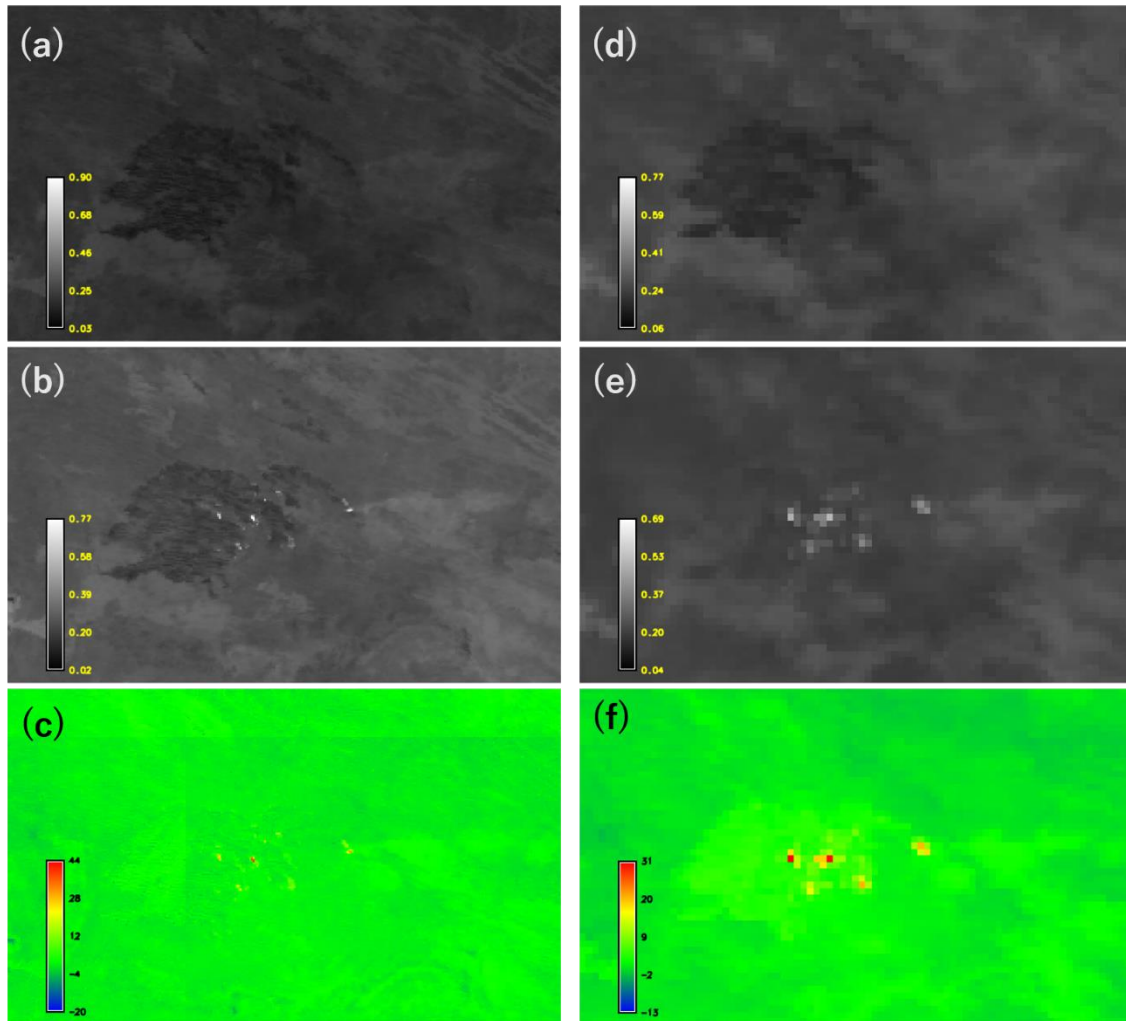


図 21 近赤外・短波長赤外チャンネルにより観測された大気上端反射率画像および算出された標準化残差画像：(a)VN11 チャンネルの大気上端反射率 ρ_{11} 画像；(b)SW3 チャンネルの大気上端反射率 ρ_3 画像；(c)標準化残差 $Z_{e,f}$ 画像；(d)SW1 チャンネルの大気上端反射率 ρ_1 画像；(e)SW4 チャンネルの大気上端反射率 ρ_4 画像；(f)標準化残差 $Z_{e,g}$ 画像。

最適な小領域サイズの検討

正常観測値に関する統計パラメータは、小領域内における正常画素のみから推定されることが理想的である。しかし、実解析上では火災画素は予め判らないことから、小領域内において火災画素も含めて統計パラメータを推定する事となる。このため、実解析上推定されるパラメータは火災画素の影響を受けている可能性があり、理想的な推定値から乖離する。したがって、実解析における小領域には、小領域内の大多数は正常画素により占められ、少数の火災画素は正常観測値のパラメータ推定に影響を及ぼさないと思わせる程度の、適当な大きさが要求される。

そこで、上述の要求を満たす実解析上最適な小領域のサイズを、実データを用いて検討し

た。具体的には、小領域内における正常観測値の期待値について、理想的な値と実解析上の値を算出し、理想値に対する実解析値の差分を評価する。そして、この差分がセンサノイズと比較して無視できる大きさと見做せる程度となる小領域のサイズを、その最適値とした。

まず、あるサイズの小領域内における正常観測値の期待値について、理想的な値と実解析値を算出する。理想値をそれぞれ \bar{T}_1^{ideal} 、 $f(\rho_{11}^{(i)})^{ideal}$ および $g(\rho_1^{(i)})^{ideal}$ 、実解析値をそれぞれ \bar{T}_1 、 $f(\rho_{11}^{(i)})$ および $g(\rho_1^{(i)})$ とする。ここで、 i は小領域内における画素を示す。理想値の算出の際には、火災真値データを参照することにより、予め火災画素を計算から除いた。

続いて、理想値に対する実解析値の差分の大きさを、以下の式により評価する。ここで、 n は小領域内画素の総数である。

$$\Delta\bar{T}_1 = \left| \bar{T}_1 - \bar{T}_1^{ideal} \right| \quad (15)$$

$$\Delta f = \frac{\sum_i^n \left| f(\rho_{11}^{(i)}) - f(\rho_{11}^{(i)})^{ideal} \right|}{n} \quad (16)$$

$$\Delta g = \frac{\sum_i^n \left| g(\rho_1^{(i)}) - g(\rho_1^{(i)})^{ideal} \right|}{n} \quad (17)$$

最後に、様々なサイズの小領域に関して差分の大きさを評価する。十分に小さく無視できるとみなす差分の基準は、SGLIの仕様で示されたセンサノイズ公称値の大きさを基に決定した。具体的には、ノイズの正規性を前提として、ノイズの標準偏差をSN比から求まるセンサノイズ公称値(表 11)と仮定した。その上で、便宜上の無視できる差分の大きさ(ノイズの範疇であるとする差分の大きさ)の基準を標準偏差の3倍、つまりセンサノイズ公称値の3倍とした。なお、表 11 に示したセンサノイズ算出のための各種パラメータ値は、JAXA(2011)およびJAXA(2018)より引用した。

最適な小領域サイズの検討結果を図 22 に示す。横軸は小領域のサイズを、縦軸は理想値に対する実解析値の差分(上： $\Delta\bar{T}_1$ 、中： Δf 、下： Δg)を示す。横線は、センサノイズ公称値から求めた無視できる差分の大きさ(センサノイズ公称値の3倍)を示す。小領域のサイズが小さい場合は、実解析値が理想値から乖離するケースが多く、サイズが大きくなるに従い乖離度がセンサノイズの範疇に収まるケースが多くなる。この結果から、小領域サイズの増大にともなって領域内に占める正常画素の割合が増加することにより、実解析において火災画素の影響が無視できると見做せるようになることが確認された。一方、小領域を解析単位として統計パラメータを逐次推定することにより、観測条件の違いに起因する正常時の観測値分布の変動に適応するという本アルゴリズムの方針から考えると、そのサイズは適当に小さいことが望ましい。この理由としては、小領域のサイズが大きすぎる場合、領域内に性質(温度、反射特性、観測角)の異なる画素が含まれる可能性が高まることから、正常観測

値のふるまいを画一的に表現することが適切でなくなってくるためである。

以上の検討結果を総合すると、実解析上の最適な小領域サイズは、火災画素の影響が無視できると見做せる大きさのものの中で最小のものとなる。図 22 (上)より、小領域内の平均輝度温度の理想値と実解析値の差 ΔT_1 は、小領域サイズが少なくとも 50[km]以上であれば、すべての場合でノイズの範疇に収まっており、無視できると見做せることが示されている。また、図 22 (中)より、 (ρ_{11}, ρ_3) 空間における正常画素分布の回帰直線の、理想時と実解析時の間の差 Δf は、小領域サイズが少なくとも 50[km]以上であれば、すべての場合でノイズの範疇に収まっており、無視できると見做せることが示されている。そして、図 22 (下)より、 (ρ_1, ρ_4) 空間における正常画素分布の回帰直線の、理想時と実解析時の間の差 Δg は、小領域サイズが少なくとも 200[km]以上であれば、ほとんどの場合でノイズの範疇に収まっており、無視できると見做せることが示されている。したがって、本アルゴリズムにおける小領域サイズを、輝度温度異常度 $Z_{T_1}^{(i)}$ 、 $D_{T_1}^{(i)}$ および (ρ_{11}, ρ_3) 空間におけるスペクトル異常度 $Z_{e,f}^{(i)}$ の算出処理では 50×50[km]、 (ρ_1, ρ_4) 空間におけるスペクトル異常度 $Z_{e,g}^{(i)}$ の算出処理では 200×200[km]と決定した。

表 11 SW3, SW4 および T1 チャンネルにおけるノイズ公称値とノイズ相当観測値変動の算出結果

Chs.	SNR @ Lstd(SW3, SW4) ^a NEdT[K](T1) ^a	基準輝度:Lstd ^a [W/m ² /μm/sr]	大気上端太陽照度:F ₀ ^b [W/m ² /μm]	ノイズ標準偏差相当 大気上端反射率: ρ_{noise} = $\pi L_{\text{std}}/\text{SNR}@L_{\text{std}}/F_0$	$3\rho_{\text{noise}}(\text{SW3, SW4})$ 3NEdT[K](T1)
SW3	57	3	237.5784	0.000695968	0.002087904
SW4	211	1.9	84.2413	0.000335812	0.001007435
T1	0.2	--	--	--	0.6

^a JAXA(2011)より引用；^b JAXA(2018)より引用

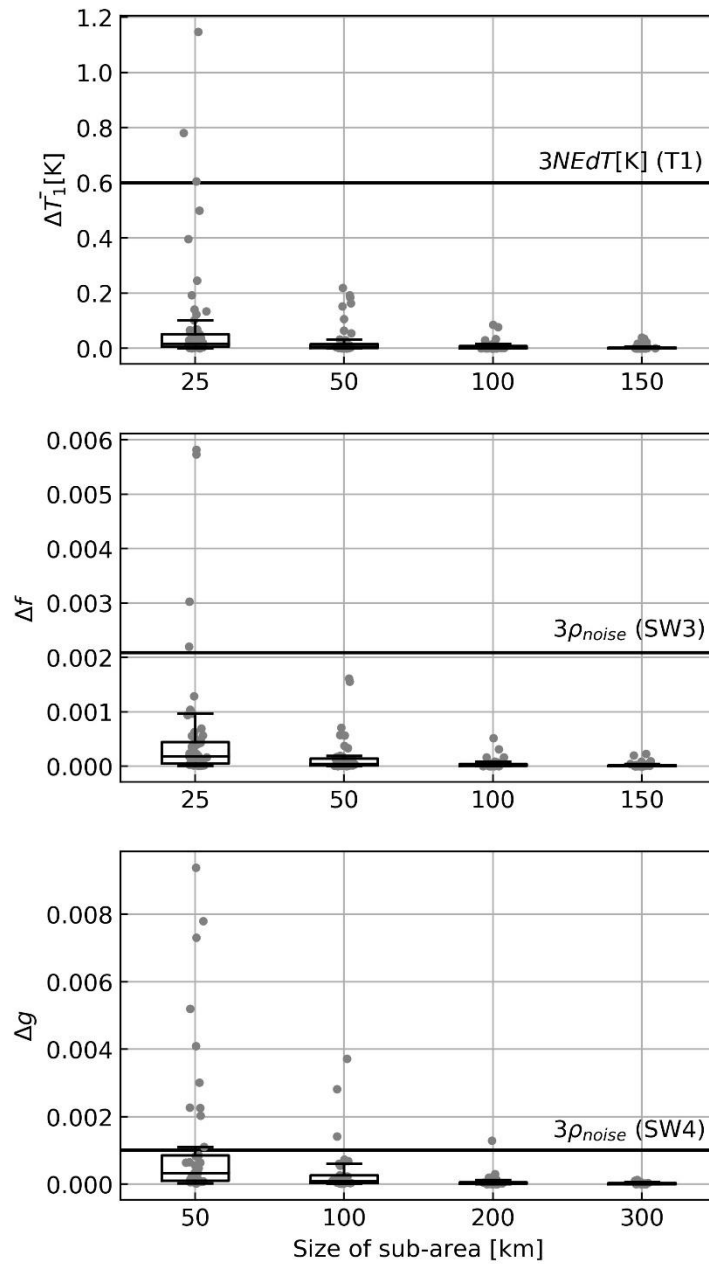


図 22 最適な小領域サイズの検討結果

3.3.3 火災検知処理詳述

本アルゴリズムにおける火災検知処理の流れの詳細を図 23 に示す。

本アルゴリズムでは、まず初めに前処理として入力データから雲・雪および水域画素を除去する。具体的には、雲フラグプロダクトにおける Clear Confidence Level フラグが 8 段階中の 4 以下(晴天信頼度が 0.5 以下)の画素を雲画素として、また Snow/Ice フラグが yes である画素を雪氷画素として除去する。さらに、大気上端放射輝度プロダクトにおける陸水マスクの値が 50[%]以下の画素を水域画素として除去する。

続いて、雲・雪・水域除去済みの SGLI 画像に対して、最適なサイズで分割した小領域毎に正常観測値分布のパラメータを推定したのち、各画素*i*について温度異常度($Z_{T_1}^{(i)}$, $D_{T_1}^{(i)}$)およびスペクトル異常度($Z_{e,f}^{(i)}$, $Z_{e,g}^{(i)}$)を算出する。異常度の算出後、1[km]画素は 4x4 分割して 250[m]分解能相当にリサンプリングする。これは、後続の処理である閾値テストを 250[m]分解能にて行うためである。

続いて、各画素*i*の異常度を閾値テストによって評価することにより、火災を観測していると思われる画素を検知する。閾値テストは TEST1~TEST4 の 4 種類から成り、これらのテストを 1 つでも満たす場合に当該画素*i*は検知される。

$$\mathbf{TEST1: } Z_{T_1}^{(i)} > 10.0 \quad (18)$$

$$\mathbf{TEST2: } D_{T_1}^{(i)} > 12.0[K] \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{TEST3: } Z_{e,f}^{(i)} > 3.0 \text{ and} \\ Z_{T_1}^{(i)} > 3.0 \text{ and} \\ Z_{e,f}^{(i)} + Z_{T_1}^{(i)} > 13.0 \end{aligned} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{TEST4: } Z_{e,g}^{(i)} > 3.0 \text{ and} \\ Z_{e,g}^{(i)} + Z_{T_1}^{(i)} > 13.0 \end{aligned} \quad (21)$$

初めの 2 つのテストは、明らかな温度異常を示す画素を検知し、残りの 2 つのテストは、スペクトル異常に加え温度異常も示す画素を検知する。TEST3 および TEST4 において、温度・スペクトル異常度を組み合わせる理由としては、スペクトル異常度は高いが温度はそれほど高くない画素の誤検知を防ぐためである。例えば、このような画素として、今回用いたデータにおいては雲除去から漏れた雲画素が確認された。本アルゴリズムにおける雲除去の基準(晴天信頼度 < 0.5)では、雲域の端において多少の除去漏れがみられた。雲の温度は低いため、温度異常度の基準を追加して火災の検知条件を制約することにより、雲画素の誤検知を防ぐことを意図している。また、TEST1~TEST4 の各閾値は、今回使用したデータを用いて、検知結果の F 値(検知結果の recall と precision の調和平均)が最大となるように、火災目視抽出データを参照しつつ探索的に調整した。

最終的な検知結果は 1[km]分解能にて出力する。これは、本アルゴリズムによる火災画素検知の後に続く FRP 推定において、解析が 1[km]分解能にて行われるためである。そこで、閾値テストによって検知された 250[m]分解能検知画素を 1[km]分解能に集積する。具体的には、1[km]分解能画素の領域内に 250[m]検知画素が 1 画素でも存在すれば、当該の 1[km]分解能画素は検知画素とすることにより、250[m]分解能検知結果を 1[km]分解能に集積し、これを最終的な検知結果とする。

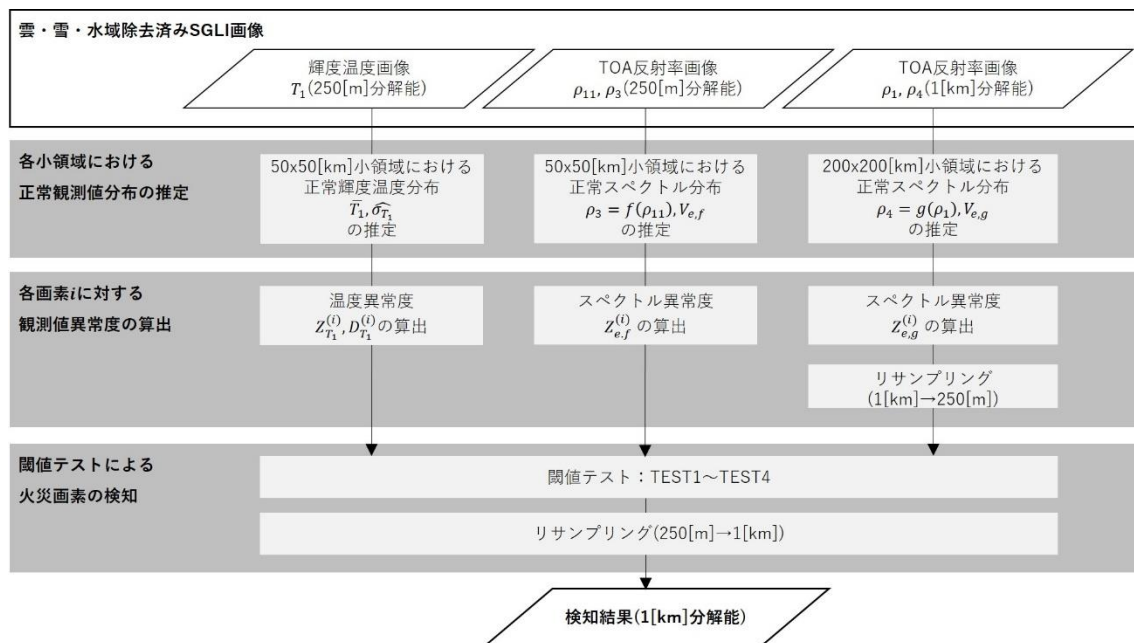


図 23 Day-time アルゴリズムにおける火災検知処理の詳細フロー

3.4 検知結果の評価と考察

本アルゴリズムの検知結果を、目視抽出した火災真値データと比較することにより、アルゴリズム性能の定量評価および検知結果に対する考察を行った。

3.4.1 検知精度評価

本アルゴリズムの火災検知性能を測る指標として、以下の 2 つの評価指標を採用した：火災網羅率(Recall)；検知精度(Precision)。火災網羅率は、真に火災である画素の内、正しく検知された火災画素の割合として定義される。検知精度は、検知された画素の内、真に火災である画素の割合として定義される。

アルゴリズム性能評価の結果を表 12 に示す。本研究では、火災検知処理における閾値を決定する際、検知精度を高く(誤検知を少なく)保たせつつ、F 値(火災網羅率と検知精度の調和平均)が高くなるように、真値データと照合しつつ閾値を調整した。このため、アルゴリズムは高い検知精度(0.887)を保っている。その上で、確認された誤検知画素にはいくつかの特徴があった。一方、検知精度を高く保たせた場合、本アルゴリズムの火災網羅率は 2 割程度であった。ただし、見落しの多くは曖昧な火災画素であった。

表 12 火災検知結果

全火災画素数	正解検知画素数	誤検知画素数	検知精度(precision) =正解検知/(正解検知 +誤検知)	火災網羅率(recall) =正解検知/全火災
1290	299	38	0.88724	0.231783

3.4.2 誤検知画素に関する考察

誤検知のほとんどは、燃焼痕と土壌・裸地の2つの状況下で見受けられた。確認された代表的な誤検知の一例を図 24 に示す。画像中のグリッドは 1[km]分解能検知結果を示しており、グリッド内のラベル番号はその火災画素がどの閾値テストによって検知されたかを表している。図 24 の画像において確認できるラベル番号と閾値テストの組み合わせの対応を表 13 に示す。また、ラベル番号が白い画素は正解検知画素を示し、黒のラベル番号 0 の画素は見落とし画素を、それ以外の黒のラベル番号が付いた画素は誤検知画素を示す。

図 24(上)は、火災近辺の燃焼痕領域において確認された誤検知の一例である。これらの誤検知画素は、TEST2 によって検知されていた。この領域は鎮火したばかりの状態、高温であると推察される。このため、燃焼痕画素は高い温度異常を示し、誤検知されやすいことが確認された。

図 24(中)(下)は、植生がまばらな地域における土壌もしくは裸地において確認された誤検知である。図 24(中)は、草原地帯における誤検知、図 24(下)は、山肌が露出した領域のある山岳地における誤検知である。これらの誤検知画素は TEST3 において検知されていた。日射により暖められた裸地・土壌はスペクトル異常・温度異常ともに上昇しやすいため、誤検知が発生することが確認された。

表 13 検知画素ラベル番号と検知した閾値テストの組み合わせの対応：検知(✓)；検知せず(-)。

ラベル番号	TEST4	TEST3	TEST2	TEST1
0	-	-	-	-
2	-	-	✓	-
4	-	✓	-	-
6	-	✓	✓	-
10	✓	-	✓	-
14	✓	✓	✓	-

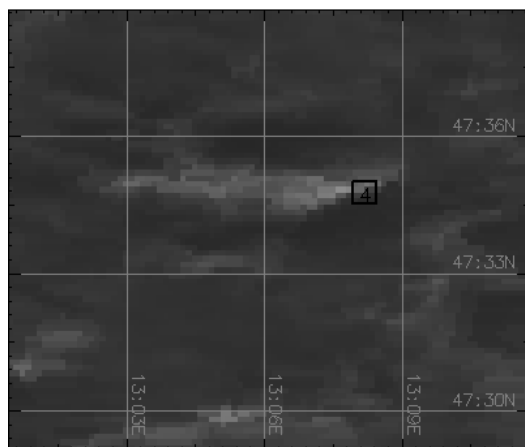
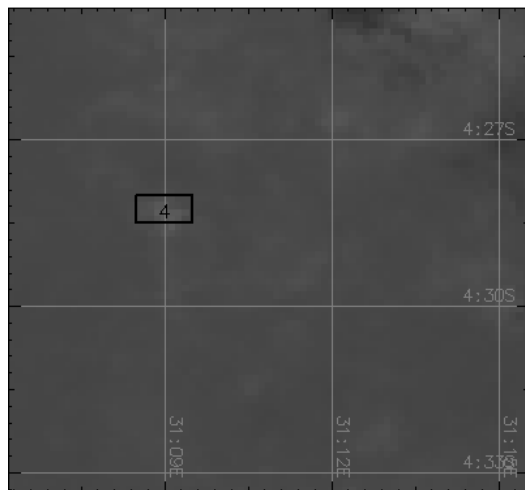
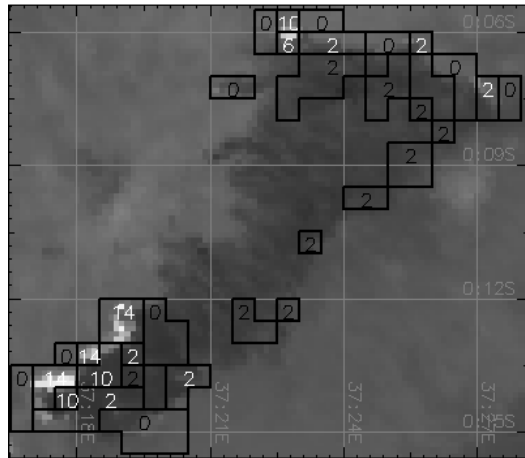


図 24 代表的な誤検知画素の一例。下絵は SW3 チャンネル(1.63[μm])大気上端反射率画像(250[m]分解能)。(上)マウントケニア国立公園；(中)タンザニア北西部, Kigosi 動物保護区；(下)ドイツ・オーストリア国境付近, ベルヒテスガーデン国立公園東部近郊

3.4.3 見落とし画素に関する考察

火災の見落とし画素に関して詳しく分析するために、火災画素を明らかな火災画素と曖昧な火災画素に区別した上で、明らかな火災画素および曖昧な火災画素それぞれについて、以下に定義する火災網羅率を算出した：明らかな火災の網羅率；曖昧な火災の網羅率。明らかな火災の網羅率は、明らかな火災画素のうち正しく検知された画素の割合として定義される。曖昧な火災の網羅率は、曖昧な火災画素のうち正しく検知された画素の割合として定義される。

明らかな火災画素と曖昧な火災画素の網羅率を表 14 に示す。明らかな火災画素についてはその半数程度(0.53)は検知できている一方、曖昧な火災画素についてはほとんど検知できていない(0.02)ことが確認できる。明らかな火災画素は高温で広大な火災を、逆に曖昧な火災画素は低温で小さな火災を観測していると仮定した場合、明らかな火災画素としては、例えば森林・灌木域で例年発生する大規模火災や開発を目的とした deforestation fire などが挙げられ、このような火災は本アルゴリズムにおいて検知できる可能性がある。一方、曖昧な火災画素としては、例えば森林管理のための山焼き・野焼き(prescribed fire)や農業での焼き畑(agricultural fire)などの人間のコントロール下にある小規模な火災が挙げられ、このような火災は本アルゴリズムにおいては検知が難しい可能性がある。ただし、上述の考察は、明らかな火災および曖昧な火災についての仮定に基づいた定性的なものである。そのため、今後は SGLI 画素をサブピクセルレベルで把握できる高分解能衛星データなどを併用し、検知画素および見落とし画素が観測している火災の温度や面積の定量的な分析が必要である。

表 14 明らかな火災画素と曖昧な火災画素の網羅率

明らかな火災画素数	明らかな火災の 正解検知画素数	明らかな火災の 網羅率
536	286	0.533582
曖昧な火災画素数	曖昧な火災の 正解検知画素数	曖昧な火災の 網羅率
754	13	0.017241

3.5 本章のまとめ

本章では、気候変動観測衛星 GCOM-C 搭載の SGLI センサに適用可能な火災検知アルゴリズムについて述べた。SGLI は火災観測に最適な中間赤外 4[μm]帯を搭載していないため、SGLI に搭載される近赤外、短波長赤外および熱赤外観測チャンネルを用いた火災検知手法を考案した。熱赤外観測データにおける輝度温度異常と、近・短波長赤外観測データにおけるスペクトル異常を捉えるための火災検知スキームを構築し、SGLI データに適用可能な火災検知アルゴリズムを開発した。

目視抽出した火災画素を真値データとして、本アルゴリズムの性能を評価した結果、本アルゴリズムは、明らかな火災画素であれば検知が可能であることが確認された。また、誤検知は火災近辺の燃焼痕や、植生の少ない土壌もしくは裸地といった観測輝度が高く暖かい領域で発生することが確認された。

第4章 GCOM-C/SGLI 向け Fire Radiative Power 推定アルゴリ

ズム

4.1 概要

林野火災の強度を表す物理量として、火災からの放射エネルギー (Fire Radiative Energy : FRE[J])(Wooster et al., 2004)があるが、衛星から観測する場合は火災からの放射量 (Fire Radiative Power : FRP[J/s または W])とされ、次のような関連する現象の研究・解明に利用されている。例えば、FRP は火災による植生の焼失量、および火災からの煙の放出率や放出量と比例関係にあることが報告されている (Roberts et al., 2005 ; Jordan et al., 2008)。また、強度が強く FRP が高い火災では、放出された煙が高高度に達し、境界層を超えて自由対流圏まで輸送されることがあり、FRP は放出される煙の到達高度と関連があるという報告もある (Val Martin et al., 2010)。このように、FRP は林野火災と、それに付随して起こる現象を結びつける有用な物理量として利用されている。

FRP をプロダクトとして提供している既存システムとしては、米国 NASA が運用する人工衛星 Terra および Aqua に搭載された MODIS センサによる火災モニタリングシステムが挙げられる。MODIS FRP プロダクトはデータ精度の信頼性が高いとされ、上述した応用解析における利用だけでなく、他衛星による FRP プロダクト開発における参照データとしても利用されている (Wooster et al., 2015)。MODIS は火災からの放射を最も的確に捉えることのできる中間赤外 $4[\mu\text{m}]$ チャンネルを搭載しており、また MODIS 搭載 $4[\mu\text{m}]$ チャンネルの飽和温度は高く (channel 21 において、 $\sim 500[\text{K}]$)、火災のような高温物質の観測においても飽和しにくいいため、観測された火災の解析に適している。

一方、本研究で対象とする SGLI は、この $4[\mu\text{m}]$ チャンネルを搭載しておらず、先に述べた MODIS の FRP 推定アルゴリズムをそのまま適用することができないため、本研究では、SGLI に搭載されている短波長赤外觀測チャンネルを利用した FRP 推定アルゴリズムを開発した。

4.2 FRP 推定原理

本アルゴリズムでは、FRP 推定量をステファン-ボルツマンの法則に基づき算出する。ステファン-ボルツマンの法則とは、温度 T [K]である黒体からの単位面積当たりの放射エネルギー I [W/m²]と、その温度 T との関係式であり、以下の式で表現される。

$$I = \sigma T^4 \quad (22)$$

ここで、比例定数 σ はステファン-ボルツマン定数($\sigma=5.67 \times 10^{-8}$ [W/m²/K⁴])である。一般的に、FRP は火災からの単位面積当たりの放射エネルギー[W/m²]ではなく、火災全域からの総放射量[W]、つまり、火災からの単位面積当たりの放射エネルギーにその面積を掛けたものとなるため、FRP 推定量の算出式は式(22)を基にして以下のように表現される。

$$FRP = \sigma T_f^4 P A_p \quad (23)$$

ここで、 T_f は火災温度[K]、 A_p は火災を観測している画素(火災画素)全体の面積[m²]、 P はその観測画素中に占める火災領域の画素内面積比率である。

FRP 推定量の算出式において、 σ は定数、また、 A_p は画素分解能から分かる既知の値であり、FRP 推定量の算出には、残る未知数である火災画素中の火災温度と画素内面積比率を求めればよい。すなわち、画素分解能が数百[m]～数[km]である衛星観測画素の観測輝度値から、画素分解能より面積が小さな火災の温度とその画素内面積比率を導き出す必要がある。

これら2つの未知数を求める手法として、bi-spectral method(Dozier, 1982)がある。この方法は、異なる2チャンネルの観測輝度値に関して立てた連立方程式を解いて2つの未知数(火災温度・面積比率)を導き出す手法である。しかし、この方法は様々な仮定に基づいた簡便な手法であるため、仮定が成り立たない状況においては、導出される火災温度・面積比率が誤差の影響を受けやすく、適切な値が得られなくなるという問題がある。この問題を解決するために、本アルゴリズムでは、bi-spectral method における火災温度・面積比率の導出過程を修正した手法を提案する。以下、4.2.1 において bi-spectral method およびこれを SGLI データに適用する方法について詳述し、4.2.2 において本アルゴリズムの提案手法について概説する。

4.2.1 Bi-spectral method による火災面積比率・温度の導出

Bi-spectral method では、観測される火災画素は、単一の非火災地表面領域(以下、背景領域と表記する)に単一温度の火災が画素内面積比率 P で混成したミクセルであると仮定して、この火災画素のチャンネル i による観測輝度値 L_i [W/m²/μm/sr]を、火災からの放射と背景領域からの放射との加重平均によって表現した簡易的な数理モデルで表す。そして、異なる2チャンネル i, j の観測輝度 L_i および L_j に関してこの数理モデルに基づきそれぞれ等式を立て、火災温度とその面積比率を未知数とした連立方程式を解くことによってこれらを推定する。

$$\begin{cases} L_i = PB_i(T_{if}) + (1 - P)L_{ib} \\ L_j = PB_j(T_{jf}) + (1 - P)L_{jb} \end{cases} \quad (24)$$

ここで、 T_{if} および T_{jf} はそれぞれ異なるチャンネル i, j における火災の輝度温度[K]、 L_{ib} および L_{jb} はそれぞれチャンネル i, j における背景領域からの衛星到達輝度[W/m²/μm/sr]、 B_i および B_j はそれぞれチャンネル i, j におけるプランク関数である。本来は、式中の L_{ib} および L_{jb} も未知数であるが、本研究では空間的に近接する画素は互いに類似した反射特性を示すと仮定し、火災画素近傍の非火災画素値から予めこれを推定することで、既知のパラメータとした。また、先行研究(Peterson et al., 2013)では、放射伝達コードを利用し予め算出した大気パラメータによって大気補正を行い、地表面レベルでの火災温度を推定する方針を採用している。しかし、大気パラメータに影響を与える一因である火災から放出される煙について、その組成や高度分布は火災毎に異なり、これらを事前に正確に知ることが難しいため、事前に条件を決めてシミュレーションを行い求めた大気パラメータを一律に適用することの正当性を保証することは難しいと考えた。そこで、本研究では、大気補正を行わず衛星到達レベルでの輝度温度として火災温度を推定することとした。一方、火災温度を輝度温度ベースで推定する方針の場合、輝度温度はチャンネル毎に異なるため、式(24)における未知数は、各チャンネルそれぞれについての火災の輝度温度 T_{if} 、 T_{jf} および面積比率 P の3つとなるのに対して式は2本であるため、この方程式は解くことができない。そこで、本研究では、火災の輝度温度は2チャンネル間で一定であるとする仮定($T_{if} = T_{jf} = T_f$ [K])を立て、未知数と式の本数が等しくなるように式(24)を修正した連立方程式(25)を解くことにより、火災の輝度温度 T_f およびその面積比率 P を推定することとした。

$$\begin{cases} L_i = PB_i(T_f) + (1 - P)L_{ib} \\ L_j = PB_j(T_f) + (1 - P)L_{jb} \end{cases} \quad (25)$$

連立方程式(25)が妥当であるためには、使用する2チャンネルが以下の条件を満たさねばならない：条件(1)2チャンネル間の火災輝度温度差が十分に小さいこと、かつ、条件(2)火災画素と非火災画素の輝度差が十分に大きいこと。そこで、SGLI搭載の観測チャンネル

の中からこれらの 2 条件を満たすものを明らかにし、連立方程式に適用する SGLI 観測チャンネルを選択するためのシミュレーションを実施した。まず、条件(2)の検証のために、SGLI 搭載の短波長赤外(SWIR)および熱赤外(TIR)領域のチャンネルが観測する火災画素の輝度値を火災画素の数値モデルに従い算出した。ここでは、大気効果は無視し、背景領域は黒体でその温度は一般的な地表面温度 $T_b = 300$ [K]であるとして、これに火災が温度 $T_f = 800$ [K]、画素内面積比率 P で混成した火災画素の輝度値を算出した。そして、この火災画素の輝度値と背景領域のみからなる画素(非火災画素)の輝度値の差を以下の式により算出した。

$$\Delta L_i = [PB_i(T_f) + (1 - P)B_i(T_b)] - B_i(T_b) \quad (26)$$

ここで、 i は対象の各 SGLI チャンネルである。結果を図 25(a)に示す。この結果から、火災画素と非火災画素の輝度差は SW4 チャンネルにおいて最も大きく、続いて T1 チャンネルと SW3 チャンネルにおいて大きいことが明らかとなった。続いて、これら 3 つのチャンネルの中で、条件(1)を満たすチャンネルの組み合わせを選択するためのシミュレーションを行った。まず、チャンネル $i=SW3, SW4, T1$ において観測される火災の輝度温度 T_{if} [K]を以下の式により算出した。

$$T_{if} = B_i^{-1}[\tau_i B_i(T_f^{surf})] \quad (27)$$

ここで、 τ_i はチャンネル i における上向き大気透過率、 T_f^{surf} は地表面レベルでの火災温度[K]、 B_i^{-1} はチャンネル i におけるプランク関数の逆関数である。大気透過率は放射伝達コード MODTRAN を用いて算出した。そして、SW3, 4 および T1 の内の異なる 2 チャンネル i, j 間の全ての組み合わせについて、それらの火災輝度温度の差 $|T_{if} - T_{jf}|$ を算出した。横軸に地表面レベルでの火災温度を、縦軸に異なる 2 チャンネル間の火災輝度温度差を取ったグラフを図 25 (b)に示す。この結果より、全ての 2 チャンネルの組み合わせの内、SW3 と SW4 間の火災の輝度温度差が最小であることが確認できる。600[K]から 1200[K]である地表面レベルでの火災温度に対し、SW3 と SW4 間の火災輝度温度差は 1[K]から 9[K]程度であり、この結果から SW3 と SW4 間の火災の輝度温度差は十分に小さく、両者の火災輝度温度は一定とみなせると結論付けた。

以上の一連のシミュレーション結果を総合し、本アルゴリズムでは、SW3 および SW4 チャンネルにより観測された火災画素に関して立てた以下の連立方程式に基づき、火災輝度温度および面積比率を導出する。

$$\begin{cases} L_3 = PB_3(T_f) + (1 - P)L_{3b} \\ L_4 = PB_4(T_f) + (1 - P)L_{4b} \end{cases} \quad (28)$$

ここで、 L_3 および L_4 はそれぞれ SW3 および SW4 チャンネルにより取得された火災画素の観測輝度値 $[\text{W}/\text{m}^2/\mu\text{m}/\text{sr}]$ 、 L_{3b} および L_{4b} はそれぞれ SW3 および SW4 チャンネルにおける背景領域からの観測輝度推定値 $[\text{W}/\text{m}^2/\mu\text{m}/\text{sr}]$ 、 B_3 および B_4 はそれぞれ SW3 および SW4 チャンネルにおけるプランク関数である。また、SW3 チャンネルは 250[m]分解能で観測可能であるが、SW4 が 1[km]分解能であるため、解析は 1[km]分解能で実施する。

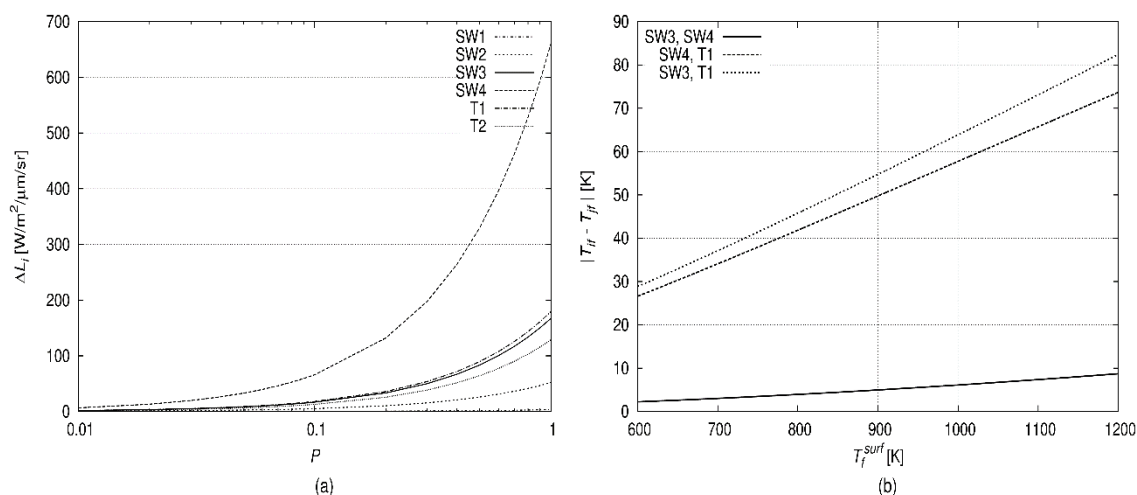


図 25 火災輝度温度・面積比率推定に使用する SGLI チャンネル選択のためのシミュレーション結果 (a)：火災画素内における火災の面積比率 P と、その火災画素の輝度値と非火災画素の輝度値の差 ΔL_i の関係 (b)：地表面レベルにおける火災温度 T_f^{surf} と、各チャンネル i, j において観測されるその火災の輝度温度の差 $|T_{if} - T_{jf}|$ の関係

4.2.2 提案する FRP 推定手法

Bi-spectral method の連立方程式をそのまま解き火災輝度温度・面積比率を同時推定した場合、現実的ではない値が導出されてしまうという問題点がある。例えば、一般的な火災温度(600[K]~1000[K])を目安とした場合、これよりも大幅に低い、もしくは高い火災輝度温度が導出されることがある。この連立方程式では、火災画素の数理モデルをただ 2 つの構成要素(単一火災と単一背景領域)のみで非常に簡易的に表現しているため、導出される火災輝度温度・面積比率が様々な仮定(火災輝度温度は 2 チャンネル間で一定であると仮定したこと、背景輝度値を周辺の非火災画素によって推定したこと、等)に起因する誤差および不確かさの影響を敏感に受けることにより、現実的ではない値が導出される結果となる。

そこで、本研究では、bi-spectral method の連立方程式(28)の解 (T_f, P) から式(23)によって FRP を求める(同時推定手法)のではなく、まず、回帰に基づく推定式によって適切な火災面積比率 P を推定し、次に火災輝度温度 T_f を推定し、最後に FRP を算出する逐次的推定手法を開発した。この提案手法では、火災面積比率の推定式として、SW4 および SW3 チャン

ネルが観測した火災画素の大気上端反射率の差 $\Delta\rho = \rho_4 - \rho_3$ を説明変数、火災面積比率 P を目的変数とした回帰式を適用する。これは、図 25 (a)に示したシミュレーション結果からも明らかなように、火災画素が示す観測値は SW3 チャンネルに比べ SW4 チャンネルの方がより敏感に上昇し、そして火災の面積比率が高くなるほどこれらの差は大きくなる、つまり、SW4 と SW3 の大気上端反射率の差 $\Delta\rho$ と火災面積比率 P との間に正の相関関係が見られることを利用したものである。

4.3 使用データ

4.3.1 SGLI

本研究では、2019年8月から12月にかけて、オーストラリア南東部、インドネシア南部およびアメリカ西部において発生した林野火災を観測した SGLI 観測データを対象とした。この年、オーストラリア南東部では大規模な森林・灌木火災が、またインドネシアでは泥炭火災が長期間に渡り頻発した。

本研究では、SGLI 観測輝度データとして、SGLI Level 2 大気上端放射輝度プロダクト (LTOAQ, 1day, tile)を用いた。図 26 および表 15 に、使用した SGLI データの観測領域およびデータ概要を示す。

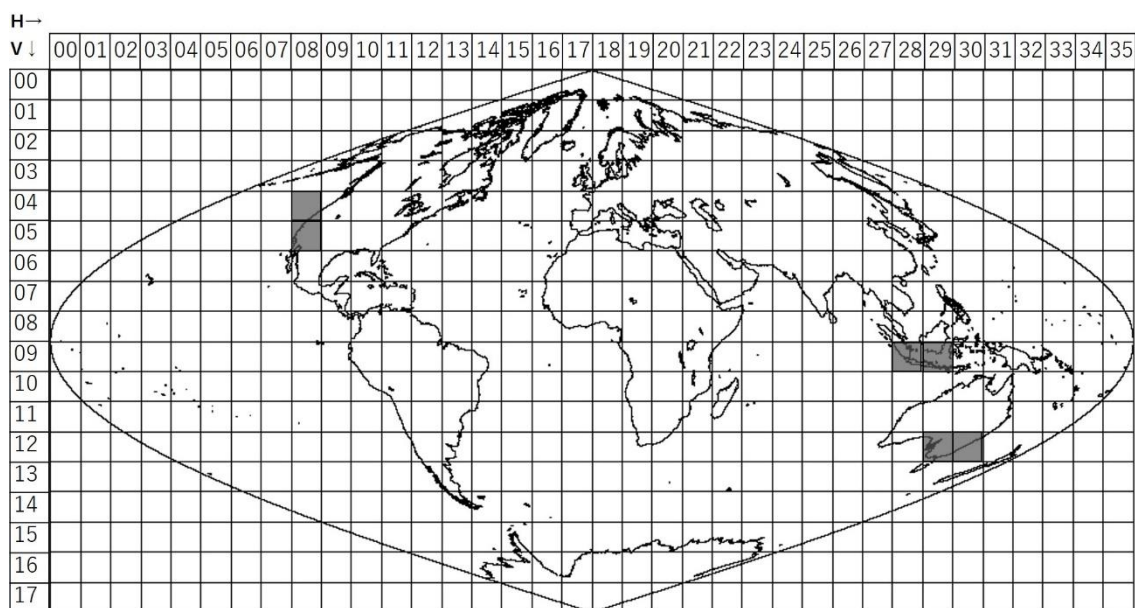


図 26 使用した SGLI データの観測領域

表 15 使用した SGLI データの概要

タイル番号	観測開始日時	Granule ID	タイル番号	観測開始日時	Granule ID
V09H28	2019/08/18 03:28	GC1SG1_20190818D01D_T0928_L2SG	V12H29	2019/10/09 00:39	GC1SG1_20191009D01D_T1229_L2SG
V09H28	2019/09/09 03:46	GC1SG1_20190909D01D_T0928_L2SG	V12H29	2019/11/24 00:22	GC1SG1_20191124D01D_T1229_L2SG
V09H28	2019/09/13 03:40	GC1SG1_20190913D01D_T0928_L2SG	V12H29	2019/12/05 00:31	GC1SG1_20191205D01D_T1229_L2SG
V09H28	2019/09/14 03:14	GC1SG1_20190914D01D_T0928_L2SG	V12H29	2019/12/20 00:34	GC1SG1_20191220D01D_T1229_L2SG
V09H28	2019/09/17 03:34	GC1SG1_20190917D01D_T0928_L2SG	V12H29	2019/12/24 00:28	GC1SG1_20191224D01D_T1229_L2SG
V09H28	2019/09/18 03:08	GC1SG1_20190918D01D_T0928_L2SG	V12H29	2019/12/25 00:02	GC1SG1_20191225D01D_T1229_L2SG
V09H28	2019/09/21 03:28	GC1SG1_20190921D01D_T0928_L2SG	V12H29	2019/12/28 00:22	GC1SG1_20191228D01D_T1229_L2SG
V09H28	2019/10/06 03:32	GC1SG1_20191006D01D_T0928_L2SG	V12H29	2019/12/30 01:09	GC1SG1_20191230D01D_T1229_L2SG
V09H28	2019/10/23 02:39	GC1SG1_20191023D01D_T0928_L2SG	V12H29	2019/12/31 00:42	GC1SG1_20191231D01D_T1229_L2SG
V09H29	2019/08/23 02:56	GC1SG1_20190823D01D_T0929_L2SG	V12H30	2019/11/09 00:18	GC1SG1_20191109D01D_T1230_L2SG
V09H29	2019/08/30 03:10	GC1SG1_20190830D01D_T0929_L2SG	V12H30	2019/11/13 00:13	GC1SG1_20191113D01D_T1230_L2SG
V09H29	2019/08/31 02:44	GC1SG1_20190831D01D_T0929_L2SG	V12H30	2019/11/17 00:07	GC1SG1_20191117D01D_T1230_L2SG
V09H29	2019/09/03 03:05	GC1SG1_20190903D01D_T0929_L2SG	V12H30	2019/11/20 00:27	GC1SG1_20191120D01D_T1230_L2SG
V09H29	2019/09/04 02:38	GC1SG1_20190904D01D_T0929_L2SG	V12H30	2019/11/21 00:01	GC1SG1_20191121D01D_T1230_L2SG
V09H29	2019/09/07 02:59	GC1SG1_20190907D01D_T0929_L2SG	V12H30	2019/11/28 00:15	GC1SG1_20191128D01D_T1230_L2SG
V09H29	2019/09/10 03:19	GC1SG1_20190910D01D_T0929_L2SG	V12H30	2019/12/02 00:10	GC1SG1_20191202D01D_T1230_L2SG
V09H29	2019/09/11 02:53	GC1SG1_20190911D01D_T0929_L2SG	V12H30	2019/12/06 00:04	GC1SG1_20191206D01D_T1230_L2SG
V09H29	2019/09/12 02:26	GC1SG1_20190912D01D_T0929_L2SG	V12H30	2019/12/09 00:24	GC1SG1_20191209D01D_T1230_L2SG
V09H29	2019/09/14 03:14	GC1SG1_20190914D01D_T0929_L2SG	V12H30	2019/12/13 00:18	GC1SG1_20191213D01D_T1230_L2SG
V09H29	2019/09/15 02:47	GC1SG1_20190915D01D_T0929_L2SG	V12H30	2019/12/17 00:13	GC1SG1_20191217D01D_T1230_L2SG
V09H29	2019/09/18 03:08	GC1SG1_20190918D01D_T0929_L2SG	V12H30	2019/12/21 00:07	GC1SG1_20191221D01D_T1230_L2SG
V09H29	2019/09/19 02:41	GC1SG1_20190919D01D_T0929_L2SG	V12H30	2019/12/28 00:21	GC1SG1_20191228D01D_T1230_L2SG
V09H29	2019/09/23 02:35	GC1SG1_20190923D01D_T0929_L2SG			
V09H29	2019/09/30 02:50	GC1SG1_20190930D01D_T0929_L2SG			
タイル番号	観測開始日時	Granule ID	タイル番号	観測開始日時	Granule ID
V04H08	2019/09/08 19:06	GC1SG1_20190908D01D_T0408_L2SG			
V04H08	2019/09/09 18:41	GC1SG1_20190909D01D_T0408_L2SG			
V04H08	2019/09/12 19:01	GC1SG1_20190912D01D_T0408_L2SG			
V04H08	2019/09/13 18:35	GC1SG1_20190913D01D_T0408_L2SG			
V04H08	2019/09/15 19:21	GC1SG1_20190915D01D_T0408_L2SG			
V05H08	2019/10/08 17:35	GC1SG1_20191008D01D_T0508_L2SG			
V05H08	2019/10/09 17:12	GC1SG1_20191009D01D_T0508_L2SG			
V05H08	2019/10/21 18:30	GC1SG1_20191021D01D_T0508_L2SG			
V05H08	2019/10/22 18:04	GC1SG1_20191022D01D_T0508_L2SG			
V05H08	2019/10/24 17:13	GC1SG1_20191024D01D_T0508_L2SG			
V05H08	2019/10/25 18:24	GC1SG1_20191025D01D_T0508_L2SG			
V05H08	2019/10/27 17:32	GC1SG1_20191027D01D_T0508_L2SG			
V05H08	2019/10/28 18:45	GC1SG1_20191028D01D_T0508_L2SG			
V05H08	2019/11/01 18:39	GC1SG1_20191101D01D_T0508_L2SG			
V05H08	2019/11/05 18:33	GC1SG1_20191105D01D_T0508_L2SG			

4.3.2 Landsat8/OLI

火災面積比率推定の回帰モデルを構築するための高分解能衛星データとして、Landsat8/OLI(Operational Land Imager)が取得した林野火災データを用いた。Landsat8 衛星はアメリカ地質調査所(USGS)が運用する地球観測衛星であり、回帰日数は約 16 日、降交点通過地方時 10:00-10:15am の太陽同期準回帰軌道をとる。搭載される OLI は可視域から近赤外域までの 9 スペクトルバンドを有するマルチスペクトルセンサである。表 16 に OLI センサの仕様を示す。また、図 27 に、使用した Landsat 8 データの観測領域を示す。

表 16 Landsat8/OLI センサ仕様

Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) and Thermal Infrared Sensor (TIRS) Launched February 11, 2013	Bands	Wavelength (micrometers)	Resolution (meters)
	Band 1 - Coastal aerosol	0.43 - 0.45	30
	Band 2 - Blue	0.45 - 0.51	30
	Band 3 - Green	0.53 - 0.59	30
	Band 4 - Red	0.64 - 0.67	30
	Band 5 - Near Infrared (NIR)	0.85 - 0.88	30
	Band 6 - SWIR 1	1.57 - 1.65	30
	Band 7 - SWIR 2	2.11 - 2.29	30
	Band 8 - Panchromatic	0.50 - 0.68	15
	Band 9 - Cirrus	1.36 - 1.38	30
	Band 10 - Thermal Infrared (TIRS) 1	10.60 - 11.19	100
	Band 11 - Thermal Infrared (TIRS) 2	11.50 - 12.51	100

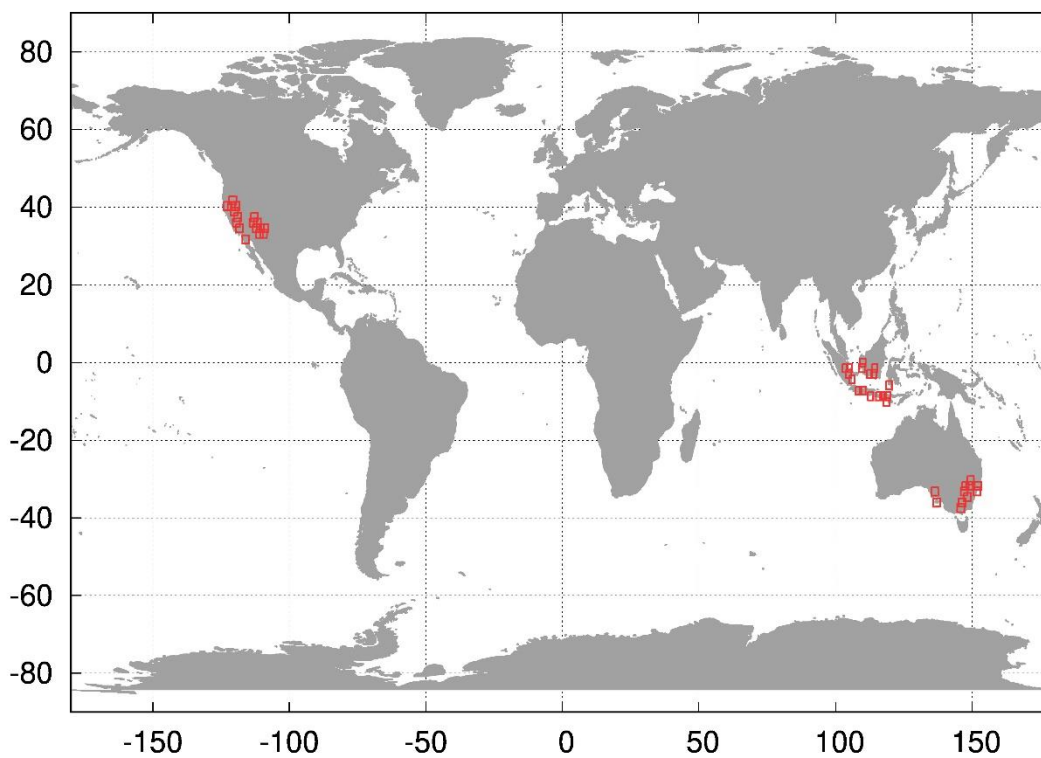


図 27 使用した Landsat8 データの観測領域

4.3.3 MODIS 火災プロダクト

本研究では、検証データとして、SGLI データに同期した MODIS 火災プロダクト (Collection 6 MODIS Level 2 fire product(MOD14))(Giglio et al., 2016)が提供する火災データをを用いた。

MODIS 火災データは 1km 分解能であり、MODIS 火災検知アルゴリズムによって検知された画素には 0%-100%の検知信頼率が付与されている。それらは信頼率毎に low confidence[0[%], 30[%]), nominal confidence[30[%], 80[%]), high confidence[80[%], 100[%]]の 3 つにクラス分けされている。そして、各々の検知画素に対し FRP 推定量が付随され、プロダクトとして提供されている。本研究では high confidence である MODIS 検知画素の FRP 推定量を、本アルゴリズムの検証データとして採用した。図 28 に、SGLI データに同期した MODIS 火災プロダクトの一例を示す。



図 28 本研究にて使用した SGLI と同期観測した MODIS 火災プロダクトの一例。米国カリフォルニア州サンディエゴ近郊において 2019 年 10 月 25 日に観測された林野火災である。下絵は SGLI フォールスカラーコンポジット画像(R:G:B = SW4:SW3:VN11)。このコンポジットでは、火災画素は赤～黄に見える。白いグリッドは SGLI と同期観測した MODIS 火災画素。

4.4 FRP 推定アルゴリズム

本研究における解析対象画素として、SGLI 画素のうち、MODIS high confidence 画素に対応しており、かつ SGLI 画素と MODIS high confidence 画素の観測時間ずれが 5 分以内であるものを抽出した。以下では、抽出したこれらの画素を SGLI 火災画素と表記する。

本研究では、まず火災面積比率を推定し、次に火災輝度温度を推定したのち、FRP を推定する逐次的推定手法を提案する。FRP 推定アルゴリズムのフローチャートを図 29 に示す。SGLI 火災画素の背景輝度値 L_{3b} および L_{4b} は未知であるため、事前に SW3 および SW4 観測輝度画像からそれぞれ推定した。具体的には、空間的に近接する画素は互いに類似した反射特性を示すという仮定の下、注目 SGLI 火災画素を中心とした 11x11 画素領域内にある非火災画素の輝度値の算術平均を求め、これを注目 SGLI 火災画素の背景輝度推定値 L_{3b} および L_{4b} とした。

開発した FRP 推定アルゴリズムでは、まず、回帰に基づく推定式により火災面積比率 P を推定し(Step 1.1)、続いて、この P の下で連立方程式に最もあてはまる T_f を探索することにより火災輝度温度を求め(Step 1.2)、最後に、以上で得られた T_f, P から FRP 推定量を算出する(Step 2)。以下 Step 1.1：火災面積比率の推定について、 Step 1.2：火災輝度温度の推定について、 Step 2：FRP 推定量の算出について、それぞれ詳述する。

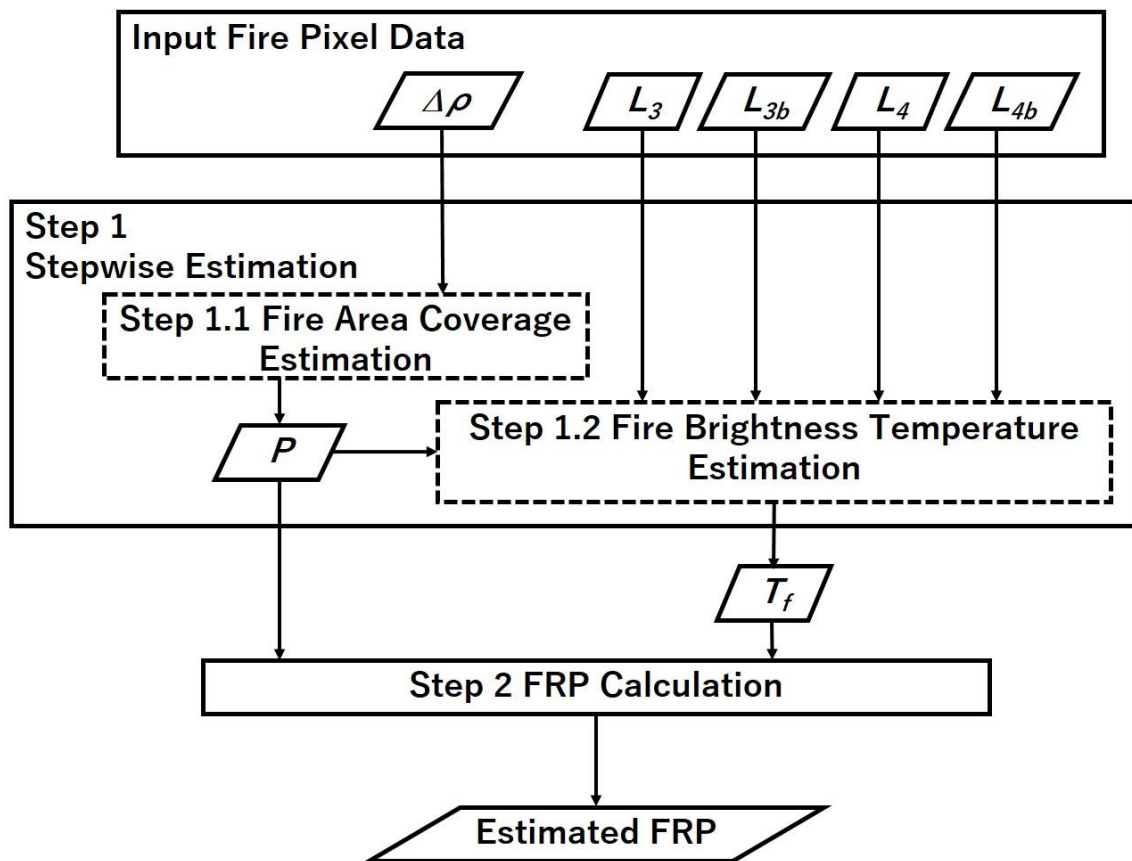


図 29 FRP 推定アルゴリズムの処理フロー

4.4.1 Step 1.1: 火災面積比率の推定

火災面積比率の推定式を以下に示す。

$$P = \frac{p}{1 + \exp[-(b_0 + b_1 \Delta \rho)]} \quad (29)$$

この推定式はロジスティック回帰モデルに、補正パラメータ p を掛けた形で表現される。ロジスティックシグモイド関数 $y = 1/(1 + \exp(-x))$ とは、その定義域 $(-\infty, \infty)$ に対して、滑らかな S 字曲線を描きながら値域を $(0,1)$ に圧縮する関数であり、確率や比率の予測のために用いられる。回帰係数 b_0, b_1 は、Landsat8/OLI の高分解能観測データを用いて決定した。また、 p は、回帰モデルから求められた火災面積比率の過大推定を補正するためのパラメータであり、 p による推定式の補正の必要性を数値シミュレーションにより明らかにした。以下に、回帰係数 b_0, b_1 および補正パラメータ p の決定方法について詳述する。

回帰係数の決定

火災面積比率推定式(29)における補正パラメータ p を除いたロジスティック回帰モデル部分(式(30))について、Landsat8 高分解能データから作成した SGLI 火災画素のシミュレ

ーションデータセットを用いて回帰係数 b_0, b_1 を決定した。回帰に必要となる火災画素のデータセットは、SGLI 火災画素に相当する 1[km]分解能での大気上端反射率差 $\Delta\rho = \rho_4 - \rho_3$ および、その 1[km]分解能の画素領域に占める火災面積比率のデータセットである。

$$P = \frac{1}{1 + \exp[-(b_0 + b_1\Delta\rho)]} \quad (30)$$

SGLI 火災画素相当の大気上端反射率は、Landsat8/OLI の対応する観測バンドの大気上端反射率画像を 1[km]分解能に空間平均することによりシミュレートした。具体的には、OLI band6(バンド幅 1.560–1.660[μm], 30[m]分解能)の大気上端反射率を空間平均することにより SGLI SW3 チャンネルの観測値 ρ_3 を、そして OLI band7(バンド幅 2.100–2.300[μm], 30[m]分解能)の大気上端反射率を空間平均することにより SGLI SW4 チャンネルの観測値 ρ_4 をシミュレートした(図 30 (a-1)~(b-2))。

SGLI 火災画素の火災面積比率は、空間平均を施した 1[km]分解能画素領域内における Landsat8 高分解能火災画素(30[m]分解能)を計上することにより作成した。Landsat8 高分解能火災画素は、Landsat8 火災検知アルゴリズム(Schroeder et. al., 2016)を適用することにより抽出し(図 30 (c-1))、空間平均を施した 1[km]分解能領域における Landsat8 高分解能画素(30[m]分解能)の総数 N (図 30 (c-3))および Landsat8 高分解能火災画素の総数 n ((図 30 (c-2)))を計上した。そして、1[km]分解能画素の領域内の N 個の構成要素の内、 n 個が火災であるというようなカウントデータとして、1[km]分解能火災画素に占める火災面積比率を表現した。

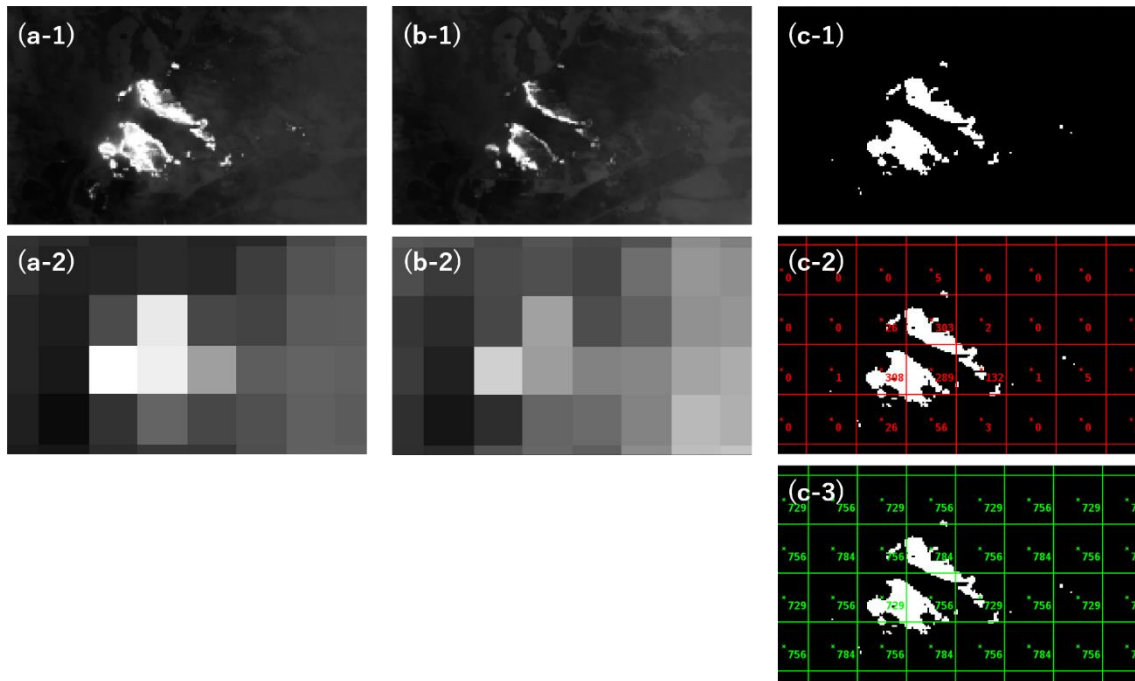


図 30 Landsat 8/OLI による林野火災観測データと、それらから作成した SGLI シミュレーションデータの一例：(a-1) OLI band7 が観測した 30[m]分解能大気上端反射率データ；(a-2) OLI band7 データから空間平均によりシミュレートした SGLI SW4 1[1km]分解能大気上端反射率 ρ_4 データ；(b-1) OLI band6 が観測した 30[m]分解能大気上端反射率データ；(b-2) OLI band6 データから空間平均によりシミュレートした SGLI SW3 1[km]分解能大気上端反射率 ρ_3 データ；(c-1) Landsat 8 火災検知アルゴリズムにより抽出された 30[m]分解能火災画素；(c-2) SGLI 1[km]分解能画素内を占める Landsat 8/OLI30[m]分解能火災画素数 n ；(c-3) SGLI 1[km]分解能画素内を占める Landsat 8/OLI 30[m]分解能画素の総数 N

Landsat8 データから作成した SGLI 火災画素シミュレーションデータが示す大気上端反射率差 $\Delta\rho = \rho_4 - \rho_3$ と、その火災面積比率との関係をプロットした散布図を図 31(左)に示す。ここでは、横軸に回帰式における説明変数である $\Delta\rho$ を、縦軸に火災面積比率(n/N)を取った。これより、火災画素が示す $\Delta\rho$ が増大すると、その火災面積比率も増大する傾向が見られ、火災面積比率は $\Delta\rho$ に依存して変動するとして、回帰モデルを当てはめることは妥当であると確認された。そこで、このデータセットを用いて回帰係数を推定した結果、 $b_0 = -4.11, b_1 = 16.98$ を得た。得られた回帰式から推定した P と、火災面積比率(n/N)の 1 対 1 プロットを図 31(右)に示す。火災面積比率(n/N)を真値とした場合の、推定値 P の RMSE は 0.031, また両者の相関係数は 0.802 であり、妥当な回帰モデルが得られていることが確認された。

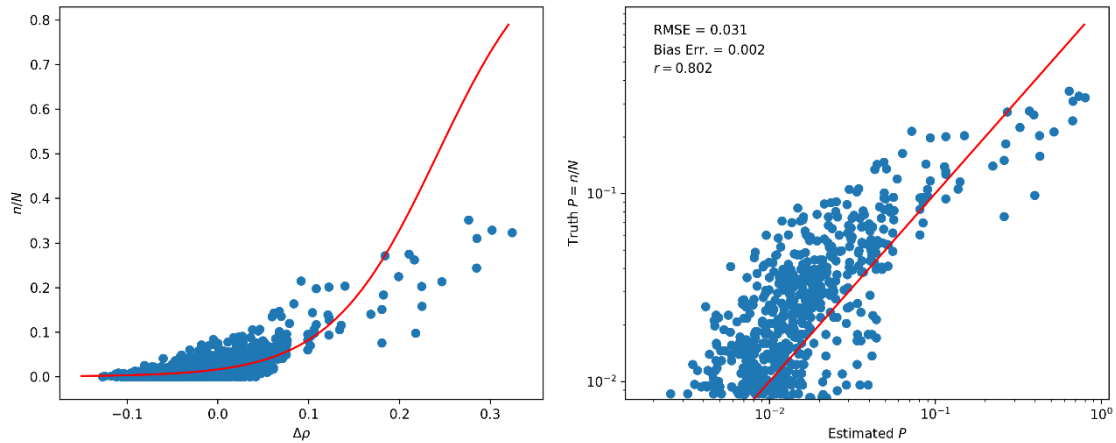


図 31 (左) : 火災画素が示す大気上端反射率差とその火災面積比率との関係および回帰結果 (右) : 回帰式から求められた火災面積比率推定値と真値の 1 対 1 プロット

補正パラメータ p の決定

回帰モデルを構築する際に用いた火災面積 n は、Landsat8 の 30[m]分解能画素を最小構成要素と見做して計上されたものであり、30[m]分解能火災画素は全て火災で覆われているとの想定がある。しかし、現実的には 30[m]分解能火災画素中においても火災領域と火災ではない領域(背景領域)があると考えられることから、Landsat8 高分解能火災画素を 1[km]分解能領域内で単純計上して得られた火災面積 n は過大に見積もっている可能性がある。このため、この火災画素データセットを用いて構築した回帰モデルによる火災面積比率の推定値も過大推定である可能性があり、これを補正する必要がある。

そこで、この火災面積 n の過大見積もりの程度を明らかにするため、30[m]分解能の Landsat8 高分解能火災画素中に占める火災の温度と面積比率を明らかにするための数値シミュレーションを行った。高分解能火災画素を抽出するために適用した Landsat8 火災検知アルゴリズムは、band7 の観測値を火災検知の基幹として用いており、検知された高分解能火災画素のほとんどにおいて band7 の観測値は飽和している。このことから、この数値シミュレーションでは、30[m]分解能 Landsat8/OLI band7 の観測値が飽和するために必要な火災の温度と面積比率を数値シミュレーションにより計算し、火災面積 n の過大見積もりの程度を明らかにした。

このシミュレーションでは、30[m]分解能画素内に含まれる火災の温度 T_f を 600[K]~1000[K], 背景領域の温度 T_b を 300[K](太陽光反射成分を無視), さらに大気効果は無視することとした。landsat8/OLI band7 の観測値が飽和する最大観測輝度 L^{max} は、個々の Landsat8 データに付随しているメタデータ記載値を平均し、30[W/m²/μm/sr]とした。この条件下において landsat8/OLI band7 が飽和するために最低限必要な 30[m]分解能画素内の火災面積比率 p を、以下の式により算出した。

$$p = \frac{L_7^{max} - B_7(T_b)}{B_7(T_f) - B_7(T_b)} \quad (31)$$

ここで、 B_7 は Landsat8/OLI band7 におけるプランク関数である。結果を図 32 に示す。これより、火災の輝度温度が 600[K]~1000[K]の場合、この火災が 30[m]分解能画素中を少なくとも 0.02~1 程度の面積比率で占有していれば、band7 は飽和することが確認できる。つまり、Landsat8 高分解能火災画素を 1[km]分解能領域内で単純計上して得られた火災面積 n をもとに構築した回帰モデルにより計算される火災面積比率は、実際にはその 0.02~1 倍程度である可能性があることが示唆されている。以上のシミュレーション結果より、火災面積比率推定式(29)の補正パラメータ p には、0.02~1 程度の値が妥当であると決定する。

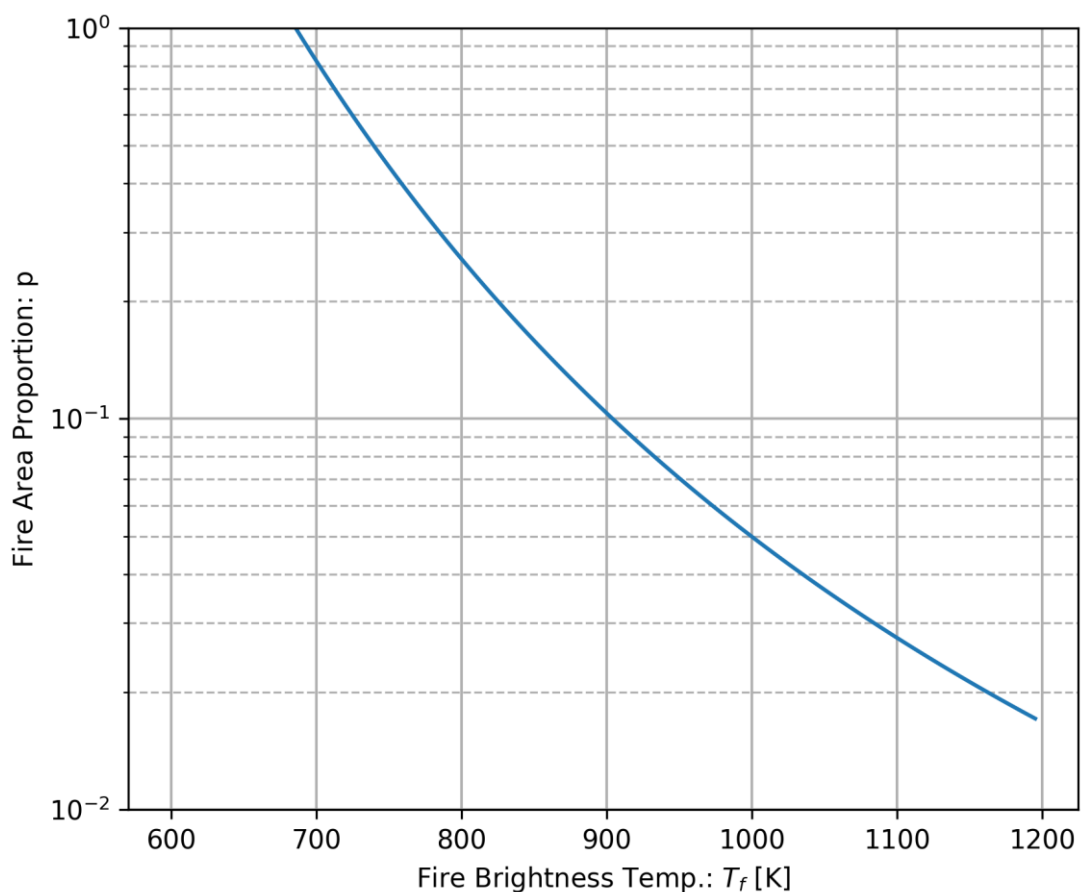


図 32 30[m]分解能火災真値画素において Landsat8 OLI band7 の観測値が飽和するために必要な火災温度とその面積比率を算出したシミュレーション結果

4.4.2 Step 1.2: 火災輝度温度の推定

火災輝度温度は最小二乗法により導出する。連立方程式(28)の左辺は衛星データから取得される火災画素の実観測輝度値であり、右辺は輝度温度 T_f [K]、画素内面積比率 P である火災を観測した場合の、その火災画素が示す観測輝度値の数理モデル上における算出値である。ここで、各チャンネル $i = 3,4$ に関して、Step 1.1において推定された P の下での、実測輝度値(式(28)の左辺)に対する算出輝度値(同,右辺)の誤差を、未知数 T_f の関数として以下の式で表現する。

$$\varepsilon_i(T_f) = [PB_i(T_f) + (1 - P)L_{ib}] - L_i \quad (32)$$

そして、各々の火災画素に対して、2チャンネルの二乗和誤差 SSE (式(33))を最小化する未知数 T_f を探索することにより火災輝度温度を求める。

$$SSE = \sum_{i=3,4} [\varepsilon_i(T_f)]^2 \quad (33)$$

4.4.3 Step 2: FRP 推定量の算出

SGLI 火災画素の分解能は一律に 1[km]とし、FRP 推定量は[MW]単位で算出する。したがって、FRP の算出式は以下ようになる。

$$FRP = \sigma T_f^4 P (1000^2 [m^2]) \cdot 10^{-6} = \sigma T_f^4 P \quad (34)$$

4.5 推定精度評価と考察

SGLI 火災画素に対してアルゴリズムを適用し FRP 推定量を算出して、その結果を本研究の検証データとした MODIS 火災プロダクトにおける high confidence 火災画素の FRP 推定量(以下, MODIS FRP と表記する)と比較した。検証指標として、以下に示す MODIS FRP に対する本アルゴリズムの FRP 推定量の平均誤差(バイアス誤差, 式(35)), RMS 誤差(式(36)), および互いの FRP 推定量の相関係数を算出した。

$$Bias\ Err. = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (FRP_i - MODIS\ FRP_i) \quad (35)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (FRP_i - MODIS\ FRP_i)^2} \quad (36)$$

ここで、 N は解析対象の SGLI 火災画素の総数である。

まず、パラメータ p による火災面積比率推定式の補正が、最終的な FRP 推定精度に及ぼす影響を評価した。ここでは、補正パラメータ p を、シミュレーションにより示された補正值の下限である 0.02 から 1(補正なし)の範囲で変化させて SGLI 火災画素に対して FRP 推定アルゴリズムを適用し、各 p の下で算出された FRP 推定量を MODIS FRP と比較した。結果を図 33 に示す。ここでは、横軸に補正パラメータ p を、縦軸に MODIS FRP に対する本アルゴリズムの FRP 推定量のバイアス誤差および RMSE を取った。バイアス誤差を示す実線を見ると、補正パラメータ p の値を大きくしていくに従い、FRP 推定量は過少から過大に推移していることが確認できる。このことはつまり、 p の調整に伴う火災面積比率の過少・過大推定が、そのまま FRP 推定量の過小・過大推定に影響していることを示しており、偏りのない FRP 推定量を得るためには、火災面積比率推定式の適切な補正が重要であることが確認された。MODIS FRP と比較したこの結果では、バイアス誤差は $p = 0.05$ の時に最も 0 に近く、また、RMSE は $p = 0.03$ の場合に最小であった。この結果はシミュレーションで示された p の範囲とも合致している。以上より、これらの中間である $p = 0.04$ を火災面積比率推定式の補正パラメータとして採用した。

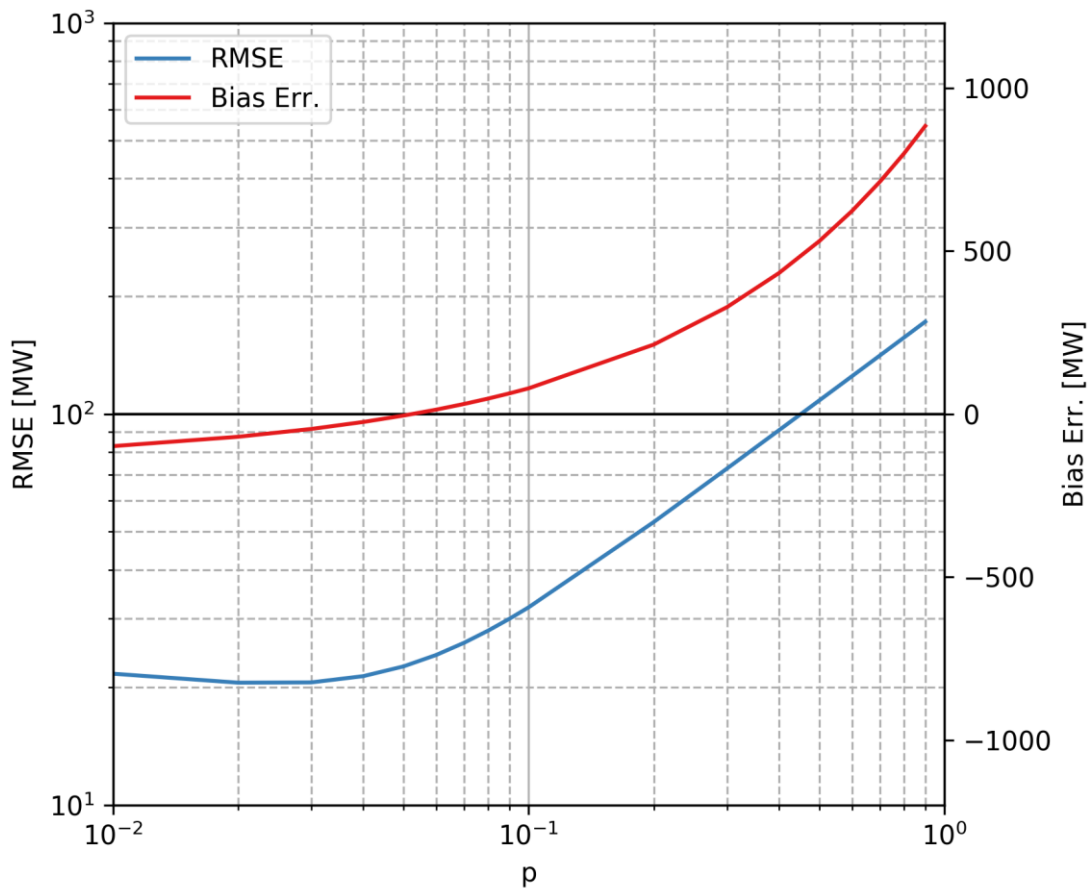


図 33 火災面積比率推定式の補正定数 p と FRP 推定誤差の関係

続いて、本研究で提案した火災面積比率・火災輝度温度の逐次推定手法の有効性を検証するため、同時推定手法(連立方程式(28)を一度に解き (T_f, P) を求める手法)による推定結果との比較を行った。図 34 に、同時推定手法による火災面積比率・火災輝度温度推定結果、および FRP 推定結果を示す。また、図 35 に本研究で提案する逐次推定手法による推定結果を示す。これらの散布図では、火災画素の観測輝度値(L_i)とその背景輝度推定値(L_{ib})の大小関係に従い、以下の 4 条件に区別してプロットしている。

Case1 : $L_3 > L_{3b}$ and $L_4 > L_{4b}$

Case2 : $L_3 < L_{3b}$ and $L_4 > L_{4b}$

Case3 : $L_3 > L_{3b}$ and $L_4 < L_{4b}$

Case4 : $L_3 < L_{3b}$ and $L_4 < L_{4b}$

火災画素が示す観測輝度値は、本来であればその背景輝度値より高くなる($L_i > L_{ib}$)ことが想定されるが、火災画素によってはこれが逆転する($L_i < L_{ib}$)ことがある。これは、観測し

ている火災が小規模である、もしくは低温である等の理由により、火災画素の観測輝度値が十分に上昇していない場合や、火災画素の周辺画素から求めた背景輝度推定値の不確かさが大きい場合に起こる。 L_i と L_{ib} の大小関係は連立方程式の解に影響するため、最終的に算出される FRP 推定精度にも影響を及ぼす。したがって、火災画素を上記の 4 条件に区別することにより、 L_i と L_{ib} の大小関係と推定精度との関係を明らかにした。

同時推定手法を適用した場合の火災面積比率・火災輝度温度推定結果を図 34 (左)に示す。ここでは、横軸に火災輝度温度推定値を、縦軸に火災面積比率推定値を取った。これより、同時推定した場合、火災輝度温度はほとんどの画素で低温火災の温度程度の低い値が導出され、さらには火災面積比率が 1 を超える物理的に意味をなさない値が導出されるなど、適切な推定がなされていないことがわかる。さらに、Case3 および Case4 においては、連立方程式の解が存在しなかった。これらの結果は、同時推定手法により導出される推定値は、連立方程式を構築する際に立てた仮定に起因する誤差の影響を受けやすいことを示している。同時推定したこれらの推定値 P, T_f から算出した FRP 推定量を MODIS FRP と比較した結果を図 34(右)に示す。ここでは、横軸に同時推定した P, T_f から算出した FRP 推定量を、縦軸に MODIS FRP を取った。算出した FRP 推定量と MODIS FRP との間の相関係数は 0.2 程度と弱かった。以上の結果は、同時推定手法では適切な推定を行うことが難しいことを示している。

一方、逐次推定手法を適用した本アルゴリズムにおける火災面積比率・火災輝度温度推定結果(図 35 (左))を見ると、Case1 および Case2(SW4 チャンネルによる火災画素の観測輝度値 L_4 が、その背景輝度推定値 L_{4b} よりも高い火災画素)では、火災輝度温度推定値は一般的な火災温度(600[K]~1200[K])の範囲内に概ね収まっており、同時推定手法と比較して改善が見られた。但し、Case3 および Case4(SW4 チャンネルによる火災画素の観測輝度値 L_4 が、その背景輝度推定値 L_{4b} よりも低い火災画素)では、火災温度としては低すぎる値が導出されており、逐次推定手法においても適切な火災輝度温度推定値が得られなかった。逐次推定したこれらの推定値 P, T_f から算出した FRP 推定量を MODIS FRP と比較した結果を図 35 (右)に示す。Case3 および Case4 の火災画素では、そもそも適切な火災輝度温度推定値が得られていないため、算出される FRP 推定量の精度もまた悪く、これらの火災画素は本アルゴリズムでは解析不能であると結論した。そこで、これらの火災画素を除いた Case1 および Case2 の火災画素について、MODIS FRP に対する精度を算出した結果、バイアス誤差が抑えられ(-24.42[MW])、両者の間に相関($r = 0.48$)が認められるようになり、同時推定手法を適用した場合と比較して大幅な改善が認められ、逐次推定手法の有効性が確認された。

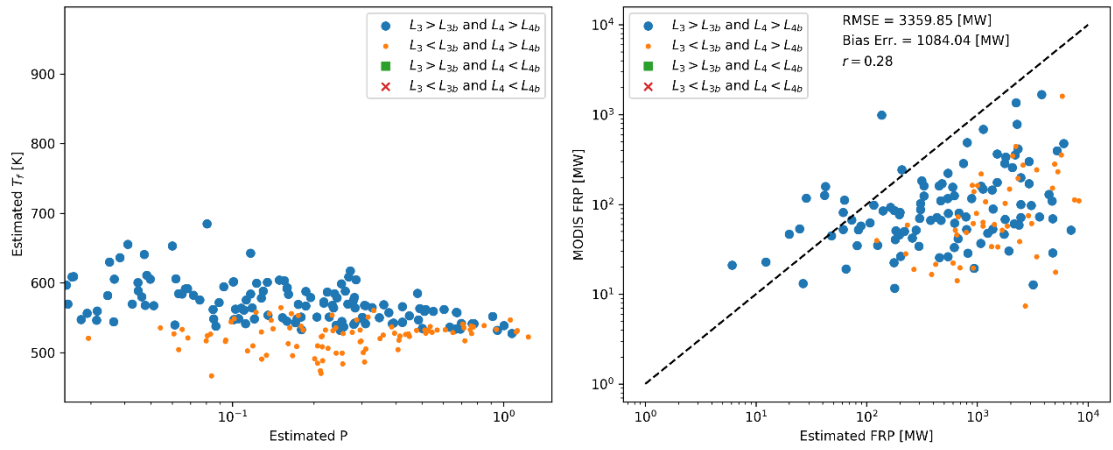


図 34 同時推定手法による推定結果 (左): 火災輝度温度・面積比率推定結果 (右): MODIS FRP との比較

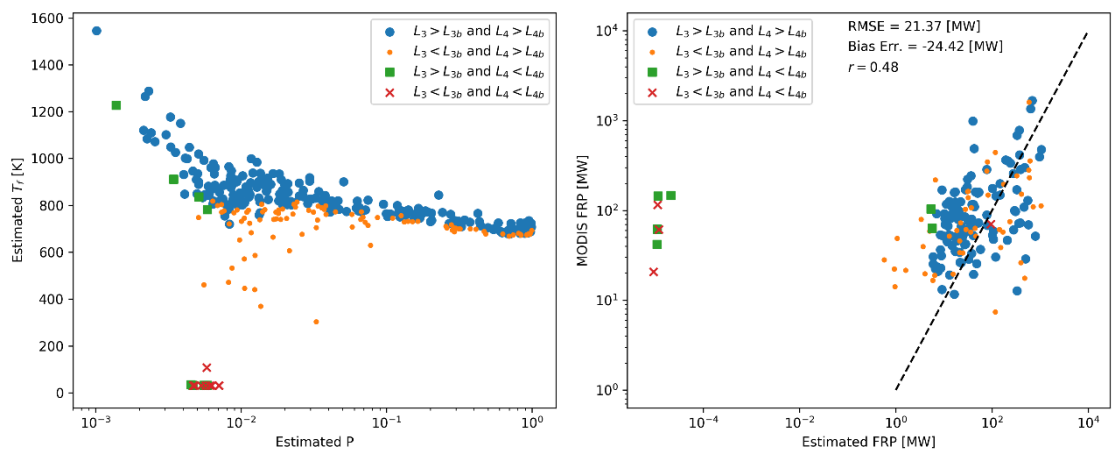


図 35 逐次推定手法による推定結果 (左): 火災輝度温度・面積比率推定結果 (右): MODIS FRP との比較

4.6 本章のまとめ

本章では、SGLI センサに適用可能な、林野火災からの放射量(FRP)推定アルゴリズムを開発した。本アルゴリズムでは、SGLI が観測する火災画素を解析し、観測されている火災の輝度温度およびその画素内面積比率を推定して、ステファン・ボルツマンの法則を基にした算出式により最終的な FRP 推定量を算出した。

観測画素内の火災の輝度温度・面積比率は、異なる 2 チャンネル(SW3 および SW4 チャンネル)の観測輝度値に対して火災輝度温度および面積比率の 2 つを未知数とした式を 2 本立てた連立方程式に基づいて求めた。この連立方程式は原理的には解くことができるが、連立方程式を立てる際の仮定に起因する誤差に敏感に影響され、適切な火災輝度温度・面積比率推定値が得られないという問題がある。そのため、まず、連立方程式とは別に構築した推定式により、事前に適切な火災面積比率推定値を取得し、その後、事前推定された面積比率の下で連立方程式に最もよくあてはまる火災輝度温度を求めるといった、逐次的方法を採用した。

火災面積比率の事前推定式は、SW4 と SW3 チャンネルの大気上端反射率差を説明変数とするロジスティック回帰モデルを基に構築した。この際、回帰モデルから得られる火災面積比率は過大推定であり、これを補正する必要があることが明らかとなった。そこで、MODIS FRP を検証値として、回帰モデルの補正が最終的な FRP 推定精度に与える影響を検証した結果、火災面積比率推定値の過少・過大が FRP 推定量の過少・過大につながるということが明らかとなり、偏りのない FRP 推定のためには火災面積比率推定モデルの適切な補正が重要であることが明らかとなった。

本アルゴリズムによる FRP 推定量を MODIS FRP と比較し、推定精度の検証を行った。その結果、SW4 チャンネルによる火災画素の観測輝度値が、その背景輝度推定値よりも高い場合は、本アルゴリズムにより良好な FRP 推定量が得られることが確認された。逆に、SW4 チャンネルによる火災画素の観測輝度値が、背景輝度推定値よりも低い場合には、十分な推定精度が得られず、この状況下にある火災画素は本アルゴリズムでは解析不能であると結論した。

第5章 高分解能光学衛星による FRP 検証データの作成手法

5.1 概要

前章において、SGLI 向けの Fire Radiative Power 推定アルゴリズムを開発した。今後、開発したアルゴリズムによる SGLI FRP プロダクトの推定精度の検証とアルゴリズムの改良を進め、プロダクト品質の管理・向上を図っていくためには、FRP の検証データが必要となる。一般的に、検証データは対象とする衛星の通過と同期した地上観測により得られるが、林野火災の場合、地上観測によって検証データを取得することは現実的ではない。

そこで本章では、同期観測された高分解能光学衛星データを利用することにより、FRP の検証データを作成する方法を提案する。画素分解能が数十[m]である高分解能衛星データは火災を明瞭に捉えることができ、SGLI のような中程度分解能(数百[m]~1[km])画素の領域内に広がる火災の様子を詳細に把握できるため、FRP 検証データの作成に適している。また、高分解能衛星データでは火災を観測している画素が飽和しやすく、画素の飽和は一般的に解析の弊害となると見なされているが、本研究で提案する方法では、高分解能火災画素の飽和を利用することにより、FRP 検証値の推定幅、すなわち不確かさを明示した FRP 検証値を提供できる点に特徴がある。

5.2 使用した衛星データ

本研究では、高分解能衛星データとして ASTER(the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection radiometer)が取得した林野火災シーンを用いて、FRP 検証データ作成法を構築した。ASTER は人工衛星 Terra 搭載のマルチスペクトルセンサであり、可視域から熱赤外域までの 14 スペクトルバンドを有している。また ASTER は高空間分解能であり VNIR, SWIR, TIR バンド域における空間分解能はそれぞれ 15m, 30m, 90m である。

表 17 に、今回使用した ASTER 林野火災シーンの概要を示す。シーン a, b-1, b-2 および c はそれぞれ Canberra bushfire, Old fire, Cedar fire および Willow fire として知られている林野火災であり、いずれも灌木・森林地帯において夏の乾燥期に発生した大規模火災である。

提案手法における解析には、短波長赤外領域の 2 チャンネル(band4(1.6[μm])および band6(2.2[μm]))により観測されたデータを使用する。ASTER の短波長赤外放射計(SWIR)は、冷却器の経年劣化に伴い 2008 年以降運用を停止しており、今後の使用が見込めないが、今回 ASTER データを用いた理由を以下に示す：(1)MODIS(the MODerate resolution Imaging Spectroradiometer)と同じ衛星プラットフォーム Terra に搭載されており、MODIS とほぼ同期観測を行っているため、信頼性が高いとされる MODIS 火災プロダクトとの比較による FRP 検証データの妥当性の検証が行える；(2)今後の SGLI FRP の検証に使用す

ることを見込んでいる Landsat8/OLI(Operational Land Imager) および Sentinel-2/MSI(Multi Spectral Imager)といった高分解能センサは、短波長赤外帯域に ASTER と同一の観測チャンネル(1.6[μm]帯と 2.2[μm]帯)を有しているため、今回 ASTER で構築した FRP 検証データ作成手法は、今後 Landsat8/OLI および Sentinel-2/MSI データにも適用可能であると考えられる。

表 17 使用した ASTER 林野火災シーンの概要

ASTER scene	観測日時	位置
a	2003/01/23 00:07 UTC	(-35.699391, 149.103195) Canberra
b-1	2003/10/26 18:35 UTC	(34.211980, -117.235811) San Bernardino
b-2	2003/10/26 18:35 UTC	(33.149892, -117.525825) San Diego
c	2004/07/03 18:20 UTC	(34.051163, -111.509428) Phoenix

5.3 FRP 検証データ作成手法

本研究において提案する FRP 検証データの作成手法では、検証対象である中分解能火災画素(1[km]分解能)の領域内に、そのサブピクセル単位で広がる高分解能データの火災画素(ASTER を用いる今回は 30[m]分解能)を解析することにより、その中分解能火災画素に対する FRP の検証値を得る。本研究において提案する FRP 検証データ作成の流れは、以下に示すように大きく 3つのステップから成る。

- Step 1: 高分解能火災画素の抽出
検証対象の中分解能火災画素の領域内から高分解能データの火災画素(以下、高分解能火災画素と定義する)を抽出する。
- Step 2: 高分解能 FRP の推定
抽出した個々の高分解能火災画素に対して、これらの FRP(以下、高分解能 FRP と定義する)を推定する。
- Step 3: 高分解能 FRP の積算
推定された個々の高分解能 FRP を中分解能火災画素の領域内において積算し、この積算結果を中分解能火災画素に対する FRP 検証値とする。

以下、5.3.1 において高分解能火災画素の抽出方法について、5.3.2 において高分解能 FRP

の推定方法について、そして5.3.3において高分解能 FRP を積算することにより中分解能 FRP の検証値とする方法について、それぞれ詳述する。

5.3.1 Step 1: 高分解能火災画素の抽出

ASTER データから高分解能火災画素を抽出するために、ASTER 向け火災検知アルゴリズム(Giglio et. al., 2008)を適用した。このアルゴリズムは、ASTER 高分解能データから MODIS 火災プロダクトの検証データを作成するために開発され、MODIS 火災プロダクトの検証に利用されている(Schroeder et. al., 2008)。図 36 に、ASTER 近赤外チャンネル (band8)により観測された火災画像、および ASTER 向け火災検知アルゴリズムを適用し抽出された高分解能火災画素の一例を示す。

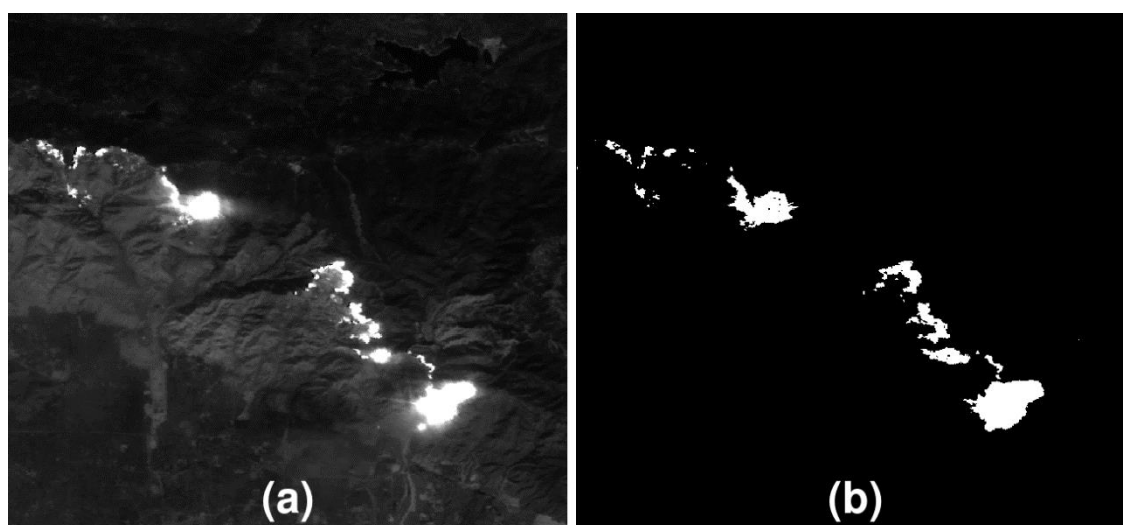


図 36 高分解能林野火災データ：(a) ASTER band8(2.3[μm])が観測した林野火災画像；(b) ASTER 火災検知アルゴリズムによる高分解能火災画素の抽出結果。

5.3.2 Step 2: 高分解能 FRP の推定

高分解能 FRP は、ステファン-ボルツマンの法則に基づき推定する。本手法における高分解能 FRP の推定式を以下に示す。

$$\Phi_{FRP}(P_f, T_f) = \sigma A_p P_f T_f^4 \times 10^{-6} \quad (37)$$

FRP の単位は [MW] である。ここで、 σ はステファン-ボルツマン定数 ($5.67 \times 10^{-8} [W/m^2/K^4]$)、 A_p は高分解能火災画素の面積 [m^2]、 P_f および T_f はそれぞれ高分解能火災画素中に占める火災の面積比率および火災温度 [K] である。この推定式の中で、 σ および A_p は既知であり、 P_f および T_f は未知である。したがって、高分解能 FRP の推定のためには、まず高分解能火災画素内の火災面積比率 P_f と火災温度 T_f を推定し、その後、式(37)によって高分解能 FRP を推定するといった一連の解析の流れとなる。この Step 2 における解析過程のフ

ローチャートを図 37 に示す。 P_f および T_f は、短波長赤外領域の 2 チャンネル(1.6[μm]および 2.2[μm])により得られる高分解能火災画素の観測輝度値から、bi-spectral method(Dozier, 1981)に基づく連立方程式を解くことにより求める。この際、高分解能火災画素の観測輝度値が飽和しているか・飽和していないかの状況に応じて、 (P_f, T_f) の推定から高分解能 FRP の推定までの一連の解析の流れを 3 つのパターンに切り替える。以下、bi-spectral method の原理および画素の飽和状況に応じた 3 パターンの高分解能 FRP 推定手法についてそれぞれ具体的に述べる。

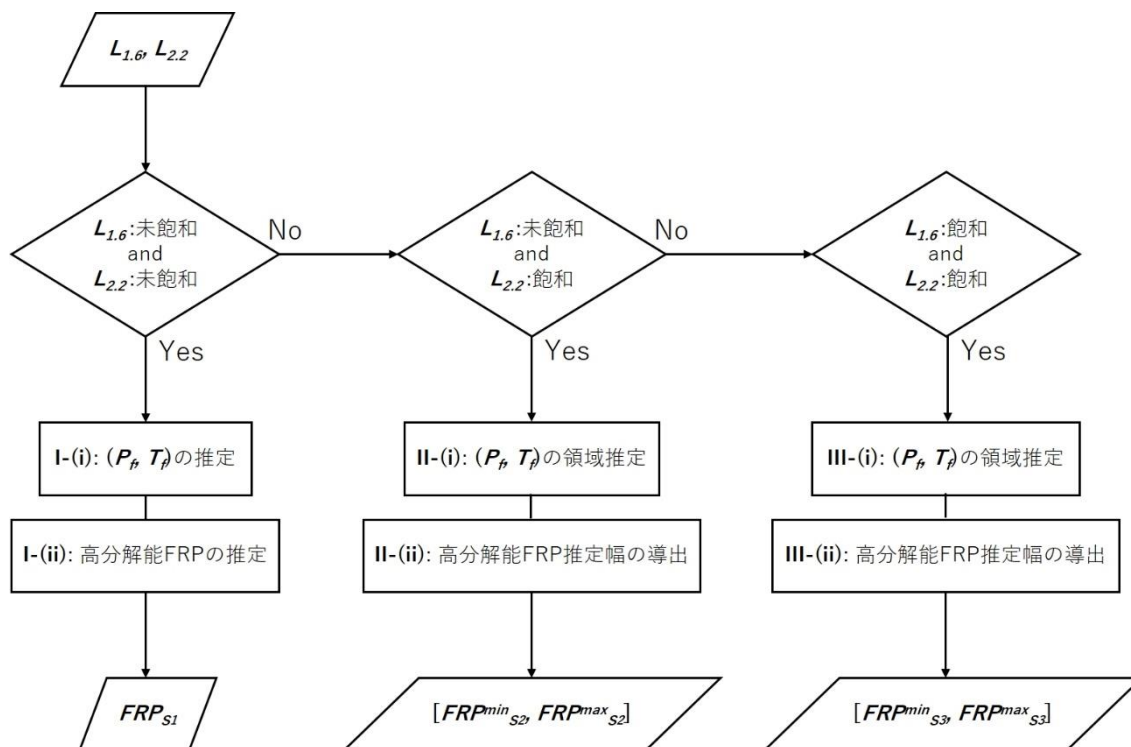


図 37 高分解能 FRP の推定過程における解析の流れ

Bi-spectral method の原理

短波長赤外領域の 1.6[μm]および 2.2[μm]チャンネルにおける高分解能火災画素の観測輝度値 $L_{1.6}$ および $L_{2.2}$ は、bi-spectral method に基づくとそれぞれ、 P_f および T_f を未知数とした以下の式により表現され、この連立方程式を (P_f, T_f) について解く。

$$L_{1.6} = P_f B_{1.6}(T_f) + (1 - P_f) L_{b1.6} \quad (38)$$

$$L_{2.2} = P_f B_{2.2}(T_f) + (1 - P_f) L_{b2.2} \quad (39)$$

ここで、 $B_{1.6}$ および $B_{2.2}$ はそれぞれ 1.6[μm]および 2.2[μm]チャンネルにおけるプランク関数、 $L_{b1.6}$ および $L_{b2.2}$ はそれぞれ、1.6[μm]および 2.2[μm]チャンネルによる高分解能火災画素の観測輝度 $L_{1.6}$ および $L_{2.2}$ のうちの、火災ではない領域からの放射成分(以下、背景放射と

定義する。単位は $[W/m^2/\mu m/sr]$ である。ASTER データを用いた今回は、 $L_{1.6}$ および $L_{2.2}$ はそれぞれ band4 および band6 が観測した高分解能火災画素の観測輝度値に対応する。

(P_f, T_f) 推定に $1.6[\mu m]$ と $2.2[\mu m]$ チャンネルを採用する理由は、第一に火災からの放射に敏感な観測帯域であり、第二に今後の検証において使用を見込んでいる Landsat8/OLI および Sentinel2/MSI にも搭載されている観測帯域であるからである。

(P_f, T_f) 推定においては、大気補正は実施せず、火災温度 T_f は輝度温度ベースで推定する方針をとる。この理由としては、第一に火災から放出される煙やガスの構成は複雑であるため、これを正確に見積もることが困難であり、第二に、第4章において示したように、一般的に輝度温度は波長帯により異なるが、 $1.6[\mu m]$ と $2.2[\mu m]$ チャンネルにおいては火災の輝度温度は一定であると見做せることから、連立方程式が解ける形になるためである。

また、 (P_f, T_f) 推定において、本来は未知数である高分解能火災画素の背景放射 $L_{b1.6}$ および $L_{b2.2}$ は、検証対象とする中分解能火災画素の領域内における、火災ではない高分解能画素の輝度値の算術平均値をもってそれぞれ事前に推定しておくことにより、連立方程式は (P_f, T_f) について解くことが可能となる。

画素の飽和状況に応じた高分解能 FRP の推定

$1.6[\mu m]$ と $2.2[\mu m]$ チャンネルによる高分解能火災画素の観測輝度値 $L_{1.6}$ および $L_{2.2}$ の飽和・未飽和の状況には、3つのパターンがある。ここでは、まずこれらの状況を数値シミュレーションにより明らかにした後、 (P_f, T_f) の推定から高分解能 FRP の推定までの一連の解析の流れを、これらの3パターンの飽和・未飽和状況の別にそれぞれ詳述する。

(P_f, T_f) 空間上において、2チャンネルによる高分解能火災画素の観測輝度値 $L_{1.6}$ および $L_{2.2}$ が飽和する領域、および飽和しない領域をそれぞれ数値シミュレーションにより明らかにした上で、これらの領域の重なり合いを見ることにより、2チャンネルの飽和状況の組み合わせを明らかにする。以下に、数値シミュレーションの条件を示す。 $1.6[\mu m]$ および $2.2[\mu m]$ チャンネルが飽和する最大観測輝度値 $L_{1.6}^{max}$ および $L_{2.2}^{max}$ は、それぞれ $L_{1.6}^{max} = 55.0$ および $L_{2.2}^{max} = 15.8$ とする(単位は $[W/m^2/\mu m/sr]$)。これらの値は、それぞれ ASTER band4($1.6[\mu m]$ 帯)および band6($2.2[\mu m]$ 帯)における normal gain 観測時の最大輝度値である。背景放射 $L_{b1.6}$ および $L_{b2.2}$ は、放射伝達コード 6S により、以下の条件により算出した。

- 大気モデル：US standard
- エアゾルモデル：Biomass burning model
- 視程：5[km]
- 背景領域の被覆：Vegetation
- チャンネル応答関数：ASTER band4, band6
- 太陽天頂角：20[deg.]
- 観測角：直下

以上の条件に基づき, (P_f, T_f) 空間上における 1.6[μm]および 2.2[μm]チャンネルの観測輝度値の飽和・未飽和の境界をそれぞれ以下の式(40)および(41)により求め, それらを (P_f, T_f) 空間上に重ね合わせた結果を図 38 に示す。

$$L_{1.6}^{max} = P_f B_{1.6}(T_f) + (1 - P_f) L_{b1.6} \quad (40)$$

$$L_{2.2}^{max} = P_f B_{2.2}(T_f) + (1 - P_f) L_{b2.2} \quad (41)$$

図 38(上)(中)はそれぞれ, (P_f, T_f) 空間上における 1.6[μm]および 2.2[μm]チャンネルによる火災画素の観測輝度値の飽和・未飽和の領域を示している。図 38(下)は, これらを同一 (P_f, T_f) 空間上に重ねたものである。この結果から, 2チャンネルによる高分解能火災画素の観測輝度値 $L_{1.6}$ および $L_{2.2}$ の飽和・未飽和の状況には, 次の3つがあることを示している。

- I. $L_{1.6}$ 未飽和 and $L_{2.2}$ 未飽和
- II. $L_{1.6}$ 未飽和 and $L_{2.2}$ 飽和
- III. $L_{1.6}$ 飽和 and $L_{2.2}$ 飽和

以下では, (P_f, T_f) 推定から高分解能 FRP の推定までの一連の解析の流れを, 3 パターンの画素の飽和状況 I.~III.の別にそれぞれ詳述する。

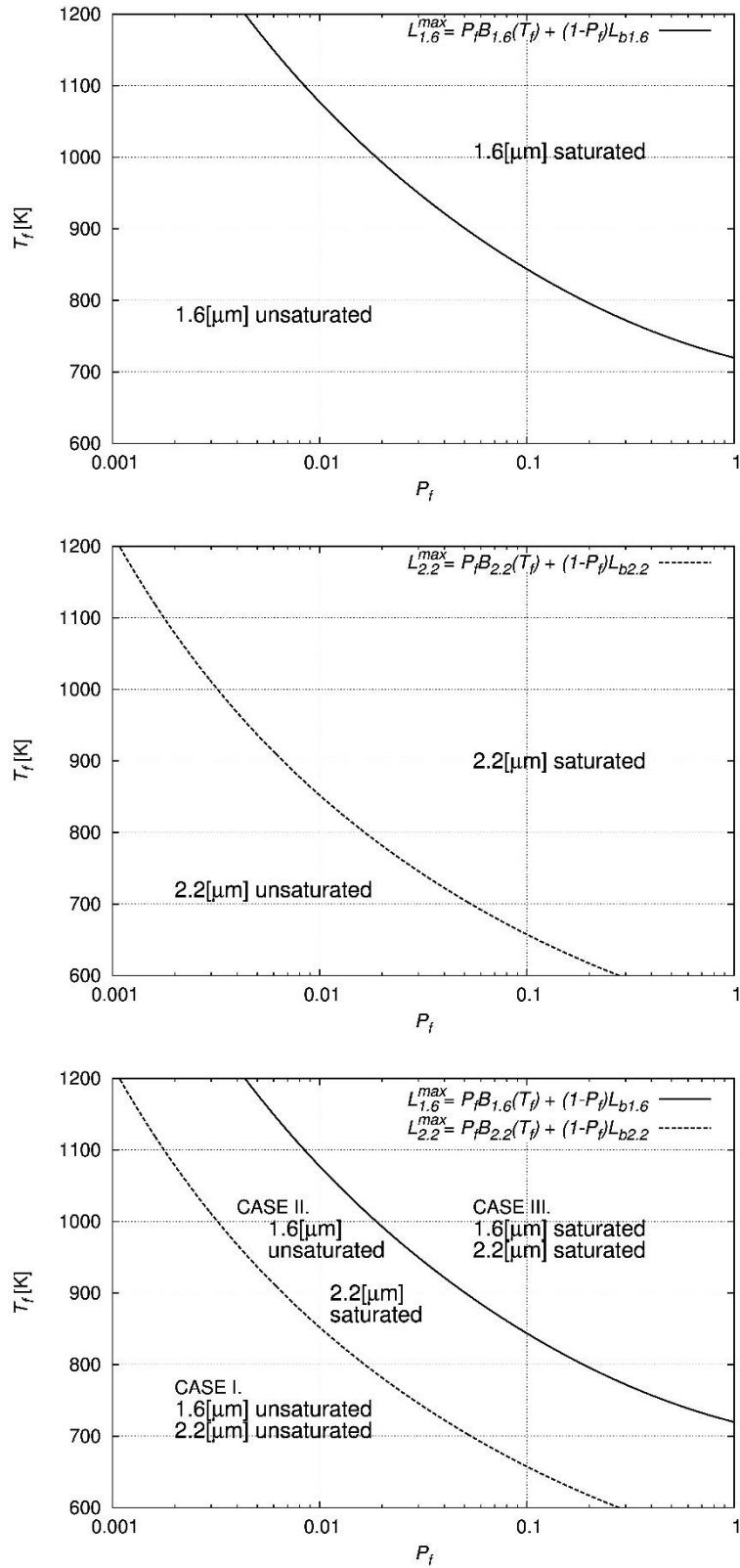


図 38 (P_f, T_f)空間上における 1.6 [μm] および 2.2 [μm] 観測チャンネルによる高分解能火災画素の観測値の飽和・未飽和領域のシミュレーション結果

I. $L_{1.6}$ 未飽和 and $L_{2.2}$ 未飽和の場合の高分解能 FRP 推定

この状況の場合、bi-spectral method における連立方程式を解いてまず (P_f, T_f) を推定し、その後式(37)により高分解能 FRP を算出するという解析の流れとなる。以下に、具体例を挙げてこの解析の流れを詳述する。

図 39(上)は、状況 I.において、bi-spectral method の連立方程式を解くことにより (P_f, T_f) を推定する過程(図 37 の I-(i))を模式的に示したものである。図中の (P_f, T_f) 空間上における実線および点線はそれぞれ、式(38)および(38)を満たす曲線を示しており、連立方程式を同時に満たす解は一点 S_1 に定まる。そこで、この解 S_1 を (P_f, T_f) の推定値として式(37)に代入することにより、状況 I.の場合の高分解能 FRP の推定値 FRP_{S_1} を得る(図 37 の I-(ii))。これを定式化すると以下のようになる。

$$FRP_{S_1} = \Phi_{FRP}(P_f, T_f); \text{ where } (P_f, T_f) = S_1. \quad (42)$$

II. $L_{1.6}$ 未飽和 and $L_{2.2}$ 飽和の場合の高分解能 FRP 推定

この状況の場合、bi-spectral method においてこれを連立不等式とみた上で、まず連立不等式を満たす (P_f, T_f) の領域を求める。その後、求めた (P_f, T_f) 領域の中で最小および最大の高分解能 FRP をそれぞれ式(37)により求め、これを高分解能 FRP の推定幅とするといった解析の流れとなる。以下に、具体例を挙げてこの解析の流れを詳述する。

図 39(中)は、状況 II.において、bi-spectral method を連立不等式と見た上で、これを満たす (P_f, T_f) の領域を推定する過程(図 37 の II-(i))を模式的に表したものである。2.2[μm]チャンネルの観測輝度値 $L_{2.2}$ は飽和しているため、求める解は (P_f, T_f) 空間上において2.2[μm]チャンネルが飽和する領域、すなわち $L_{2.2}^{max} \leq P_f B_{2.2}(T_f) + (1 - P_f)L_{b2.2}$ に存在する。かつ、1.6[μm]チャンネルの観測輝度値 $L_{1.6}$ は飽和していないため、求める解は (P_f, T_f) 空間上において式(38)を満たす曲線(図 37 (中)の実線)上にある。さらに、 (P_f, T_f) 空間上における解領域を現実的な範囲に制限するために以下の条件を加える： $0 < P_f \leq 1$ ； $600[\text{K}] \leq T_f \leq 1200[\text{K}]$ 。 T_f に関する条件において設定した値は、一般的な林野火災の温度とされる値である(Kaufman et. al., 1998)。以上を定式化すると、次の連立不等式となる。

$$\begin{cases} L_{1.6} = P_f B_{1.6}(T_f) + (1 - P_f)L_{b1.6} \\ L_{2.2}^{max} \leq P_f B_{2.2}(T_f) + (1 - P_f)L_{b2.2} \\ 0 < P_f \leq 1 \\ 600[\text{K}] \leq T_f \leq 1200[\text{K}] \end{cases} \quad (43)$$

状況 II.では、求める解は (P_f, T_f) 空間上において連立不等式(43)を満たす曲線 S_2 上に存在することとなる。この S_2 を状況 II.における (P_f, T_f) の推定領域として、 S_2 上における最小のFRP($FRP_{S_2}^{min}$)および最大のFRP($FRP_{S_2}^{max}$)を求め、これを状況 II.における高分解能 FRP の

推定幅 $[FRP_{S_2}^{min}, FRP_{S_2}^{max}]$ として求める(図 37 の II-(ii))。この過程を定式化すると以下のようになる。

$$FRP_{S_2}^{min} = \min_{(P_f, T_f) \in S_2} \Phi_{FRP}(P_f, T_f) \quad (44)$$

$$FRP_{S_2}^{max} = \max_{(P_f, T_f) \in S_2} \Phi_{FRP}(P_f, T_f) \quad (45)$$

III. $L_{1.6}$ 飽和 and $L_{2.2}$ 飽和の場合の高分解能 FRP 推定

この状況の場合も II.の状況の同様に、まず連立不等式を満たす (P_f, T_f) の領域を求めた後、高分解能 FRP の推定幅を求めるという解析の流れとなる。以下に、具体例を挙げてこの解析の流れを詳述する。

図 39(下)は、状況 III.において、連立不等式を満たす (P_f, T_f) の領域を推定する過程(図 37 の III-(i))を模式的に表したものである。1.6[μm]チャンネルの観測輝度値 $L_{1.6}$ は飽和しているため、求める解は (P_f, T_f) 空間上において 1.6[μm]チャンネルが飽和する領域、すなわち $L_{1.6}^{max} \leq P_f B_{1.6}(T_f) + (1 - P_f)L_{b1.6}$ に存在する。かつ、2.2[μm]チャンネルの観測輝度値 $L_{2.2}$ も飽和しているため、求める解は (P_f, T_f) 空間上において 2.2[μm]チャンネルが飽和する領域、すなわち $L_{2.2}^{max} \leq P_f B_{2.2}(T_f) + (1 - P_f)L_{b2.2}$ に存在する。さらに、 (P_f, T_f) 空間上における解領域を現実的な範囲に制限するための条件を加えて、以上を定式化すると、次の連立不等式となる。

$$\begin{cases} L_{1.6}^{max} \leq P_f B_{1.6}(T_f) + (1 - P_f)L_{b1.6} \\ L_{2.2}^{max} \leq P_f B_{2.2}(T_f) + (1 - P_f)L_{b2.2} \\ 0 < P_f \leq 1 \\ 600[\text{K}] \leq T_f \leq 1200[\text{K}] \end{cases} \quad (46)$$

状況 III.では、求める解は (P_f, T_f) 空間上において連立不等式(46)を満たす領域 S_3 上に存在することとなる。この S_3 を状況 III.における (P_f, T_f) の推定領域として、 S_3 上における最小の FRP($FRP_{S_3}^{min}$)および最大の FRP($FRP_{S_3}^{max}$)を求め、これを状況 III.における高分解能 FRP の推定幅 $[FRP_{S_3}^{min}, FRP_{S_3}^{max}]$ として求める(図 37 の III-(ii))。この過程を定式化すると以下のようになる。

$$FRP_{S_3}^{min} = \min_{(P_f, T_f) \in S_3} \Phi_{FRP}(P_f, T_f) \quad (47)$$

$$FRP_{S_3}^{max} = \max_{(P_f, T_f) \in S_3} \Phi_{FRP}(P_f, T_f) \quad (48)$$

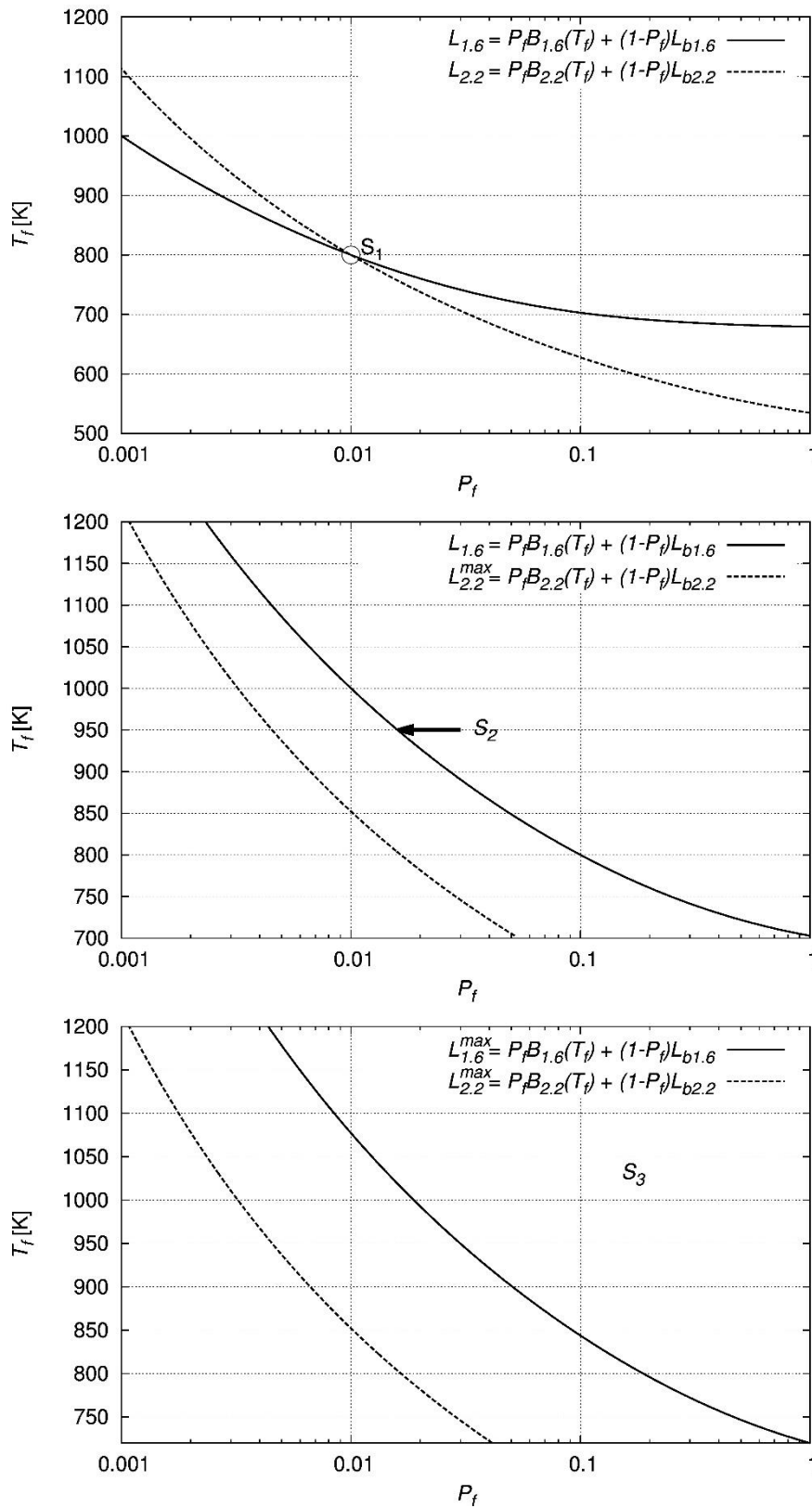


図 39 高分解能火災画素内の火災の面積比率・輝度温度(P_f, T_f)推定過程の模式図：(上)飽和状況 I の場合；(中)飽和状況 II の場合；(下)飽和状況 III の場合。

5.3.3 高分解能 FRP の積算

中分解能火災画素の領域内における個々の高分解能 FRP の推定値(FRP_{S_1})または推定幅($[FRP_{S_2}^{min}, FRP_{S_2}^{max}]$ もしくは $[FRP_{S_3}^{min}, FRP_{S_3}^{max}]$)を, 中分解能火災画素の領域内において積算することにより, 中分解能火災画素に対する FRP 検証値の推定幅 $[FRP_{valid}^{min}, FRP_{valid}^{max}]$ を得る。ここで, 対象の中分解能火災画素の領域内にある, 状況 I., 状況 II.および状況 III.の高分解能火災画素の画素数をそれぞれ N_1, N_2 および N_3 と定義する。その上で, 高分解能 FRP の積算過程を定式化すると, 以下のようになる。

$$FRP_{valid}^{min} = \sum_i^{N_1} (FRP_{S_1})_i + \sum_j^{N_2} (FRP_{S_2}^{min})_j + \sum_k^{N_3} (FRP_{S_3}^{min})_k \quad (49)$$

$$FRP_{valid}^{max} = \sum_i^{N_1} (FRP_{S_1})_i + \sum_j^{N_2} (FRP_{S_2}^{max})_j + \sum_k^{N_3} (FRP_{S_3}^{max})_k \quad (50)$$

5.4 MODIS 火災プロダクトとの比較による高分解能 FRP 検証デー

タの妥当性検証

提案した手法により得られた FRP 検証値を, 同期観測された MODIS 火災プロダクトと比較することにより, 提案手法の妥当性を検証した。この検証では, MODIS における FRP 推定値は信頼性が高いという前提のもと, 両者の一致度合いを評価することにより, 本手法で得られる FRP 検証値の妥当性を評価することとした。本章では, 5.4.1 において, 比較データとして使用した MODIS 火災プロダクトについて, 5.4.2 において, 提案する FRP 検証値の作成手法に則り ASTER 高分解能データから得られた FRP 検証データと MODIS 火災プロダクトとを比較する具体的方法について, 5.4.3 において ASTER データから得られた FRP 検証値を MODIS 火災プロダクトの FRP と比較した結果について, それぞれ述べる。

5.4.1 MODIS 火災プロダクト

本研究において使用する ASTER 火災シーン(表 17 参照)と同期観測された MODIS 火災プロダクト (Collection 6 MODIS/Terra Thermal Anomalies/Fire 5-Min L2 Swath(MOD14))(Giglio et. al., 2016)が提供する FRP 推定値を, 提案手法の妥当性検証のための比較データとして用いた。図 40 および表 18 に, 比較データとして使用した MODIS 火災プロダクトの概要を示す。

MODIS 火災プロダクトを比較データとして選んだ理由としては, 第一に MODIS 火災プロダクトは解析精度の信頼性が高いとされているからである。例えば MODIS 火災プロダ

クトにおける FRP 推定データは、他衛星による FRP プロダクト開発における参照データとして利用されている(Wooster et. al., 2015)。そして第二に、MODIS と ASTER は同一の衛星 Terra に搭載されていることから両者はほぼ同期観測しているため、相互の観測時間ずれの影響が無い理想的な条件下において比較ができるからである。

MODIS 火災プロダクトが提供する 1[km]分解能火災検知画素(以下、MODIS 火災画素と定義する)には、各々に検知の信頼度(Confidence)が付与されている。MODIS 火災検知アルゴリズムにおいて、検知信頼度は火災観測チャンネル(4[μ m]帯)における観測値が大きい、つまり火災からの熱放射がはっきりと観測されている程、高い値となるように設計されており、検知の信頼度が高い順にそれぞれ以下の 3 つにクラス分けされている：high confidence(80-100%)；nominal confidence(30-80%)；low confidence(0-30%)。本研究では、最も検知信頼度の高い high confidence である MODIS 火災画素の FRP 推定値(以下、MODIS FRP と定義する)を比較データとした。

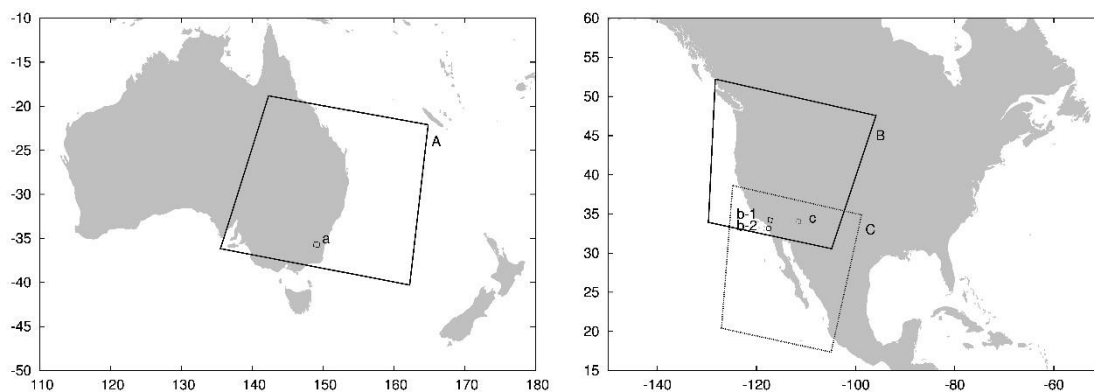


図 40 FRP 検証データの妥当性検証に使用した MODIS・ASTER 同期観測データセットの観測領域

表 18 FRP 検証値の妥当性検証に使用した MODIS・ASTER 同期観測データセットの概要

同期観測 Dataset#	MODIS scene	MODIS観測日時	ASTER scene (表1 参照)
1	A	2003/01/26 00:05 UTC	a
2	B	2003/10/26 18:35 UTC	b-1 b-2
3	C	2004/07/03 18:20 UTC	c

5.4.2 検証方法

比較データである high confidence MODIS 火災画素(1[km]分解能)の領域内にある ASTER 高分解能火災画素(30[m]分解能)を、提案手法に則り解析することにより FRP 検証値を算出する。そして、これを対象の high confidence MODIS 火災画素の FRP 推定値と比較することにより、本手法により得られる FRP 検証値が妥当であるかを検証する。以下、順を追って検証方法を述べる。

まず、比較対象である MODIS 火災画素の 1 画素の領域を定義する。このために、対象の MODIS 火災画素の 4 隅の緯度経度座標を MODIS Geolocation Fields プロダクト (Collection 6 MODIS/Terra Geolocation fields 5-Min L1A Swath (MOD03)) が提供する MODIS 1[km]分解能画素の中心緯度・経度座標を用いて算出し、MODIS 火災画素の領域を定義した。具体的には、対象の MODIS 火災画素における各隅の周囲 4 つの中心座標を平均することにより、対象の MODIS 火災画素の 4 隅の座標を決定し、これらの 4 隅の座標により定まる方形領域を対象の MODIS 火災画素の領域と定義した(図 41)。以上の方法により定義した MODIS 火災画素領域と、同期観測された ASTER データから抽出された高分解能火災画素とを重ね合わせたデータの一例を図 42 に示す。

続いて、MODIS 火災画素の領域内にある ASTER 高分解能火災画素を提案手法に則り解析し(高分解能火災画素の抽出→高分解能 FRP の推定→高分解能 FRP の積算)、対象の MODIS 火災画素領域内における FRP 検証値を得る。

最後に、対象の MODIS 火災画素の FRP と、その MODIS 火災画素領域内において得られた FRP 検証値を比較することにより、提案する FRP 検証データ構築法が妥当であるかを評価する。

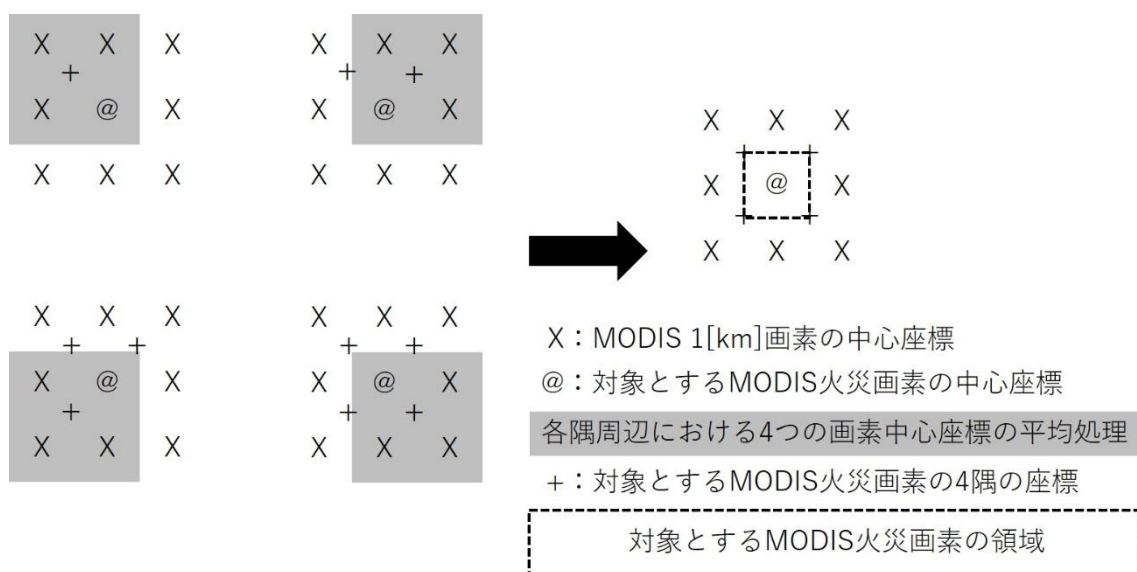


図 41 MODIS 火災画素の画素領域の決定方法

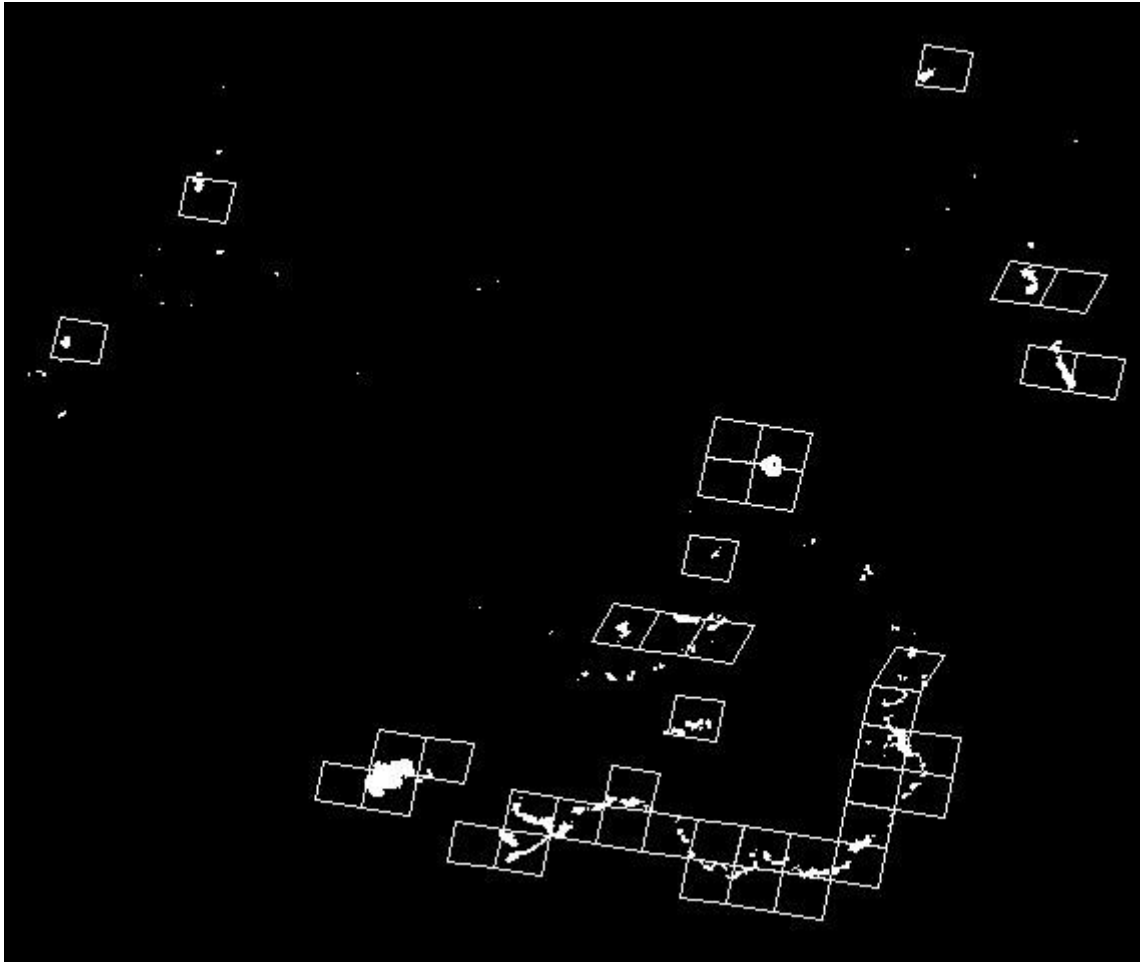


図 42 同期観測された MODIS・ASTER データセットにおける MODIS 火災画素の領域 (白いグリッド) と ASTER 高分解能火災画素(白い画素)

5.4.3 検証結果と考察

得られた FRP 検証値と MODIS FRP との一致度合いを評価するために、以下に示す 2 つの評価指標を算出した。1 つめとしては、提案手法により得られた FRP 検証値と MODIS FRP との間の相関係数を算出した。具体的には、提案手法による FRP 検証値は推定幅 $[FRP_{valid}^{min}, FRP_{valid}^{max}]$ として得られるため、推定幅における中央値 $(FRP_{valid}^{min} + FRP_{valid}^{max})/2$ と MODIS FRP との間の相関係数を算出することとした。2 つめとしては、全てのデータの内、MODIS FRP が FRP 検証値の推定幅 $[FRP_{valid}^{min}, FRP_{valid}^{max}]$ 内に収まっているものの割合 (Corresponding rate) を算出した。

同期観測された MODIS と ASTER のデータセットに対して、それぞれ相関係数および Corresponding rate を算出し、FRP 検証値 $[FRP_{valid}^{min}, FRP_{valid}^{max}]$ および MODIS FRP (FRP_{MODIS}) を 1 対 1 プロットにした結果を図 43 に示す。これらの結果より、両者は全体的に良い一致を見せていることが確認できるものの、推定幅を持たない FRP 検証値は MODIS FRP と比較して大きく過少に見積もられる傾向が確認された。これについての考察を以下に述べる。

提案手法において FRP 検証値の推定幅が出ない場合とは、対象の MODIS 火災画素の領域内にある ASTER 高分解能火災画素がすべて飽和状況 I.にある場合である。この場合では、bi-spectral method における連立方程式を厳密に解くことにより高分解能 FRP を推定する(図 37 の I-(i)~I-(ii))。Bi-spectral method における連立方程式は火災画素のモデル化が簡易的であるため、連立方程式を構築する際に立てた様々な仮定に起因する誤差に敏感である。このため、これを厳密に解いた場合、適切な解が得られない。このことが原因で、全て飽和状況 I.である高分解能火災画素から得られた FRP 検証値は、MODIS FRP から乖離した値が得られてしまう結果となったと考えられる。しかしながら、今回用いた 3 つの同期観測データセットを通して、両者の相関係数はおおよそ 0.7~0.9、Corresponding rate はおおよそ 0.7~0.8 であり、提案手法により得られる FRP 検証値と MODIS FRP は全体的に良い一致を見せた。この結果より、本研究において提案した検証データ構築法により得られる FRP 検証値は妥当であると結論づけた。

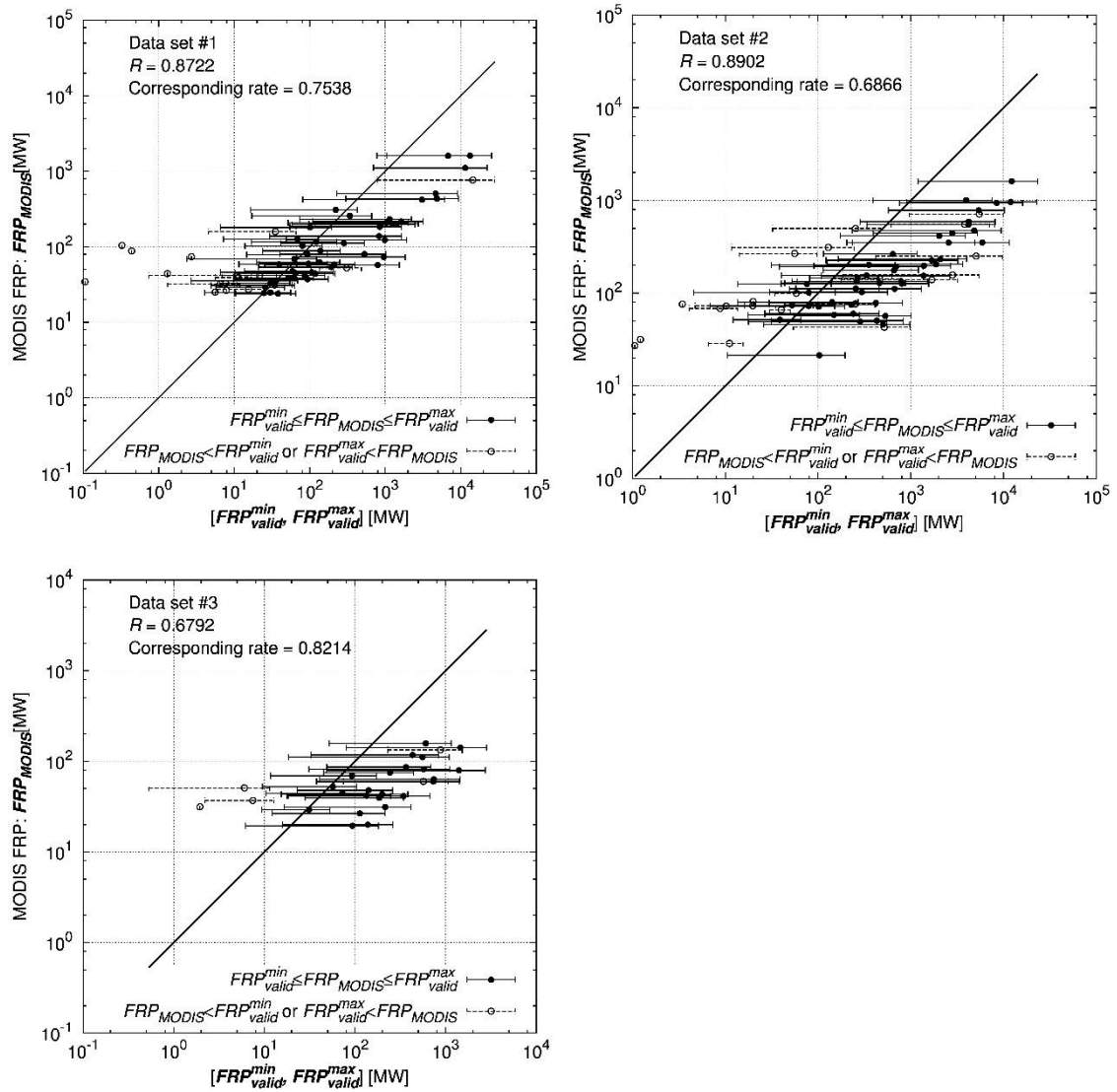


図 43 提案手法により得られた FRP 検証値と MODIS FRP との比較結果：(左上)Data set #1；(右上)Data set #2；(左下)Data set #3.

5.5 本章のまとめ

本章では、SGLIFRP プロダクトの検証データを取得することを目的として、高分解能光学衛星データを利用した中分解能 FRP の検証データ作成手法を提案した。解析に短波長赤外領域の観測帯域(1.6[μm]および 2.2[μm]帯)を用いることにより、現行の主な高分解能衛星データ(Landsat8/OLI および Sentinel-2/MSI)に対して適用可能な手法を構築した。提案手法では、高分解能データの火災画素が飽和しているという状況を一つの情報として利用することにより、推定幅をもった FRP 検証値を提示することができる。

提案手法により得られた FRP 検証値を MODIS FRP と比較した結果、両者は良い一致を見せ、提案手法により取得される FRP 検証値は妥当であることが確認された。

第6章 結論

本研究では、GCOM 計画における GCOM-C/SGLI 向け林野火災モニタリングプロダクト産出のためのアルゴリズム開発を目的として、短波長赤外・熱赤外観測チャンネルを利用した(1)林野火災検知アルゴリズム、(2)FRP 推定アルゴリズムおよび(3)高分解能光学衛星データを用いた FRP 検証データ作成手法を開発した。

SGLI 火災検知アルゴリズム構築においては、火災からの熱放射に起因する熱赤外観測値の異常および短波長赤外観測値のスペクトル異常を捉えるための火災検知指標を考案し、この指標に基づく閾値テストを組み合わせることにより、火災観測チャンネルに依らない火災画素の検知を実現した。火災画素の目視抽出データと比較した結果、明らかに視認できる火災画素は本アルゴリズムにより検知可能である一方、視認の難しい曖昧な火災画素は多く見落す結果となった。また、誤検知は火災近辺の燃焼痕や、植生の少ない土壌もしくは裸地といった観測輝度が高く暖かい領域で発生することが確認された。

FRP 推定アルゴリズムにおいては、火災温度・面積比率の逐次推定手法を考案した。この手法では、まず回帰モデルに基づく推定式により面積比率を事前推定したあと、事前推定された面積比率の下で連立方程式に最もよくあてはまる火災輝度温度を求める。これにより、仮定や外部推定値の誤差に敏感な bi-spectral method から導出される解が現実的な値に安定し、良好な FRP 推定量を導出可能なアルゴリズムを実現した。

FRP 検証データ作成手法の開発においては、解析に短波長赤外領域の 2 つの観測帯域(1.6[μm]および 2.2[μm]帯)を用いるため、現行の主な高分解能衛星データ(Landsat8/OLI および Sentinel-2/MSI)に対して適用可能な方法を考案した。提案手法では、まず高分解能火災画素について FRP を推定し、それらを検証対象の中分解能画素内で積算することにより FRP 検証値を得る。高分解能 FRP 算出のために必要とされる火災画素内の火災面積比率と温度は bi-spectral method における連立方程式を解くことにより導出する。この際、高分解能火災画素が飽和している場合には bi-spectral method を連立不等式とみなすことにより、高分解能火災画素内の火災面積比率と温度の推定幅が得られ、結果的に推定幅をもった FRP 検証値が得られる。提案手法により作成した FRP 検証データを MODIS FRP と比較した結果、両者は良い一致を見せ、提案手法による FRP 検証データの妥当性が確認された。

本研究において、GCOM-C/SGLI による林野火災モニタリングプロダクトの提供に向けた解析アルゴリズムの基礎を確立することができた。さらに、林野火災プロダクトの精度検証のための検証データ作成手法を構築できたことにより、今後の林野火災プロダクトの精度・品質向上へ向けた解析基盤を整えることができた。今後は、これらの成果をもとに、林野火災モニタリングアルゴリズムの改良を進め、実利用に資する林野火災プロダクトの提供を目指す。

参考文献

- 久世宏明, 飯倉義和, 竹内章司, 吉森久, 2005. リモートセンシングの基礎, 森北出版.
- 日本リモートセンシング研究会, 1992. 図解リモートセンシング, (社)日本測量協会.
- JAXA , 2011 . SGLI センサ特性ガイド (初版) ,
https://suzaku.eorc.jaxa.jp/GCOM_C/resources/files/SGLI_Characterization_Guide_20110404.pdf. (2019年11月20日確認)
- JAXA, 2018. 気候変動観測衛星「しきさい」(GCOM-C) データ利用ハンドブック,
https://gportal.jaxa.jp/gpr/assets/mng_upload/GCOM-C/GCOM-C_SHIKISAI_Data_Users_Handbook_jp.pdf . (2019年11月20日確認)
- Dozier, J., 1981. A method for satellite identification of surface temperature fields of subpixel resolution. *Remote Sensing of Environment*, 11, 221-229.
- Giglio, L., Csiszar, I., Restás, Á., Morisette, J.T., Schroeder, W., Morton, D., Justice, C.O., 2008. Active fire detection and characterization with the advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER). *Remote Sensing of Environment*, 112, pp. 3055-3063.
- Giglio, L., Schroeder, W., Justice, C.O., 2016. The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products. *Remote Sensing of Environment*, 112, pp. 3055-3063.
- Giglio, L., Schroeder, W., Justice, C.O., 2016. The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products. *Remote Sensing of Environment*, 112, 3055-3063.
- Jordan, N. S., Ichoku, C., Hoff, R. M., 2008. Estimating smoke emissions over the US Southern Great Plains using MODIS fire radiative power and aerosol observations. *Atmospheric Environment*, 42, 2007-2022.
- Justice, C.O., Giglio, L., Korontzi, S., Owens, J., Morisette, J.T., Roy, D., Descloitres, J., Alleaume, S., Petitcolin, F., Kaufman, Y., 2002. The MODIS fire products. *Remote Sensing of Environment*, 83, pp. 244-262.
- Kaufman, Y.J., Justice, C., 1998. MODIS FIRE PRODUCTS Algorithm Technical Background Document, Version 2.2. MODIS Science Team (Nov. 10, 1998).
- Kaufman, Y.J., Justice, C., 1998. MODIS FIRE PRODUCTS Algorithm Technical Background Document, Version 2.2. MODIS Science Team (Nov. 10, 1998).
- Kaufman, Y.J., Nakajima, T., 1993. Effect of Amazon smoke on cloud microphysics and albedo-analysis from satellite imagery. *Journal of Applied Meteorology*, 32, pp. 729-744.
- Peterson, D., Wang, J., Ichoku, C., Hyer, E., Ambrosia, V., 2013. A sub-pixel-based calculation of fire radiative power from MODIS observations: 1 Algorithm development and initial assessment. *Remote Sensing of Environment*, 129, 262-279.
- Roberts, G., Wooster, G. L., Perry, W., Drake, N., 2005. Retrieval of biomass combustion

- rates and totals from fire radiative power observations: Application to southern Africa using geostationary SEVIRI imagery. *Journal of Geophysical Research*, 110.
- Schroeder, W., Olivia, P., Giglio, L., Quayle, B., Lorenz, E., Morelli, F., 2016. Active fire detection using Landsat-8/OLI data. *Remote Sensing of Environment*, 185, 210-220.
- Schroeder, W., Prins, E., Giglio, L., Csiszar, I., Schmidt, C., Morisette, J., Morton, D., 2008. Validation of GOES and MODIS active fire detection products using ASTER and ETM+ data. *Remote Sensing of Environment*, 112, 2711-2726.
- Val Marin, M., Logan, J. A., Kahn, R. A., Leung, F. Y., Nelson, D. L., Diner, D. J., 2010. Smoke injection heights from fires in North America: Analysis of 5 years of satellite observations. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 10, 1491-1510.
- Wooster, M. J., Roberts, G., Freeborn, P. H., Xu, W., Govaerts, Y., Beeby, R., He, J., Lattanzio, A., Fisher, D., Mullen, R., 2015. LSA SAF Meteosat FRP products – Part 1: Algorithms, product contents, and analysis. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 15, 13217-13239.
- Wooster, M. J., Zhang, Y. H., 2004. Boreal forest fires burn less intensely in Russia than in North America. *Geophysical Research Letters*, 31, L20505.

謝辞

本研究は、長崎大学大学院工学研究科准教授 森山雅雄先生のご指導の下で行われた。森山雅雄先生には、研究室配属時から長きに渡り、たくさんの助言・ご鞭撻と多大なご支援を頂きました。リモートセンシング研究の幅広さや奥深さ、そして研究に取り組む姿勢を教えてくださいました。ここに記して感謝の意を表するとともに、深く御礼申し上げます。

長崎大学大学院水産・環境科学総合研究科教授 河本和明先生，同研究科教授 田井村明博先生，同研究科教授 阪倉良孝先生には，本論文の査読から学位審査に渡り，貴重なご助言とご指導を頂きました。ここに深く御礼申し上げます。

JAXA GCOM プロジェクトチームの方々には，本研究の遂行にあたり研究の機会と環境を与えていただきました。ここに深く感謝申し上げます。