近赤外・短波長赤外・熱赤外観測チャンネルを利用した SGLI 向け森林火災検知アルゴリズムの開発

Development of a SGLI Adaptable Active Fire Detection Algorithm using NIR, SWIR and TIR Observation Channels

三浦 高史*・森山 雅雄*

Takashi MIURA and Masao MORIYAMA

Abstract : We describe a forest fire detection algorithm adaptable to the Second-generation GLObal Imager (SGLI) sensor which is on board the upcoming GCOM-C satellite. Since the SGLI lacks a mid-infrared $4\mu\text{m}$ ‘fire channel’ which is mainly used for existing satellite-based active fire observations, our fire detection approach uses near infrared and shortwave infrared reflectance channels and a thermal infrared channel which are equipped on the SGLI. Some threshold tests for fire pixels detection are made by a methodology based on the multi-spectral analysis for the reflectance channels, and based on brightness temperature difference between a fire pixel and its non-fire background for the thermal channel. In this study, we use the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) data to simulate the pre-launch SGLI data and to create truth fire data. We performed a detection accuracy evaluation of our algorithm using 26 ASTER scenes. The correct detection rate of our algorithm against the truth data was approximately 14[%]. The reliable rate which is defined as a ratio of the correct detected pixels to the total detected pixels was approximately 98[%]. The fire size which is accurately detectable by our algorithm was approximately 185[m] square.

1. 序 論

現在, JAXA を中心として地球環境変動観測ミッション (Global Change Observation Mission: GCOM) が実施, 計画されている。GCOM ミッションは, 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し, 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) による全球観測を実施する。両衛星は各々 3 世代に渡って運用される計画であり, 長期間 (10-15 年) 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 は多波長光学放射計 SGLI (Second-generation GLObal Imager) を搭載し, 2017 年度の打ち上げを目標として計画が進められている (五十嵐ら, 2009)。

GCOM-C/SGLI は, 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, 本研究の対象である森林火災モニタリングもこれらの多様な観測項目のうちの一つである。森林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因子の一つである。また, 森林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 CO_2 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, 全球規模での森林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。

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 の静止気象衛星 GOES, 極軌道気象衛星 NOAA/AVHRR および

*長崎大学大学院工学研究科
「写真測量とリモートセンシング」VOL. 56, NO. 6, 2017

Suomi NPP/VIIRS, 太陽同期準回帰衛星 Terra, Aqua/MODIS による森林火災モニタリングである (Prins&Menzel, 1994 ; Schmidt et al., 2012 ; Flasse & Ceccato, 1996 ; Li et al., 2001 ; 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火災検知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。

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。前述の AVHRR および MODIS など森林火災モニタリングに利用されている既存センサは、この特徴を有する中間赤外 (MIR) 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アルゴリズムが利用されている。一方、SGLI はこの帯域を観測するチャンネルを搭載しておらず、従って上述の既存アルゴリズムをそのまま適用することができない。そこで、SGLI により森林火災検知を行うためには MIR 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 (SWIR) 帯 band8 (2.3 [μm]) を主軸としており、band8 と近赤外 (NIR) 帯 band3n (0.8 [μm]) の相関関係に着目しこれらのバンドの大気上端反射率の比および差を用いて火災画素を検知する。SGLI は ASTER に比べ低分解能 (ASTER は 30m, SGLI は 250 m/1 km) 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 ASTER の検知手法を応用して 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 NIR, SWIR, さらに熱赤外 (TIR) 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することを目的とする。本論文の流れを以下に示す。まず 2 章において、GCOM-C/SGLI についての概要を述べる。3 章において、本アルゴリズムで使用する観測帯域についての考察を述べる。4 章で

表 1 SGLI 諸元 (NIR, SWIR および TIR 観測帯域)

Sensor	Channel	Center Wavelength [μm]	IFOV
SGLI-VNR NP	VN10	868.5 [nm]	250m
SGLI-IRS SWIR	SW1	1.05	1km
	SW2	1.38	1km
	SW3	1.63	250m/1km
	SW4	2.21	1km
SGLI-IRS TIR	T1	10.8	250m/1km
	T2	12.0	

は、アルゴリズム開発に使用したデータについて述べる。そして 5 章において、開発した SGLI 向け火災検知アルゴリズムについて詳述し、続く 6 章で検知結果を検証する。最後に、7 章において本研究のまとめと今後について述べる。

2. GCOM-C 衛星と SGLI センサ

GCOM-C は軌道高度 798km (赤道上)、軌道傾斜角 98.6度の太陽同期準回帰軌道衛星であり、降交点通過地方太陽時 10:30 $\pm$ 15分、周期約 101 分で、2-3 日間に 1 回の頻度で全球を観測する。SGLI は近紫外から熱赤外域 (380 [nm]-12 [μm]) においてマルチバンド観測を行う光学放射計であり、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。SGLI-VNR および SGLI-IRS の地上走査幅はそれぞれ 1150 km, 1400km である。表 1 に、NIR, SWIR および TIR 帯域における SGLI チャンネルの諸元を示す。TIR チャンネルは陸域・沿岸部では 250m 分解能モードで観測する (加藤, 2011)。

3. 火災画素の物理的特性

3.1 熱放射特性からみた観測帯域の選択

熱放射を観測する帯域である MIR/TIR 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 SWIR 帯域であって

図1 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]

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のみに着目し、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、これを背景領域と表記する）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、これらの火災温度の画素内混成比率 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背景領域のみからなる画素の輝度値の差を、以下の式により計算した。

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

ここで、 $B(\lambda, T)$ はプランク関数であり、輝度値の単位は $[W/m^2/\mu m/sr]$ である。結果を図1に示す。火災検知に最適な観測帯域である4 [μm] 周辺の波長帯では画素内に火災が混入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この観測帯域の有効性が示されている。一方、SGLIに搭載されるSWIRおよびTIR領域の観測帯に関して考察すると、SWIR領域の2.2 [μm] 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 [μm] 帯もまた敏感になってくることが確認できる。TIR領域の10.8 [μm] 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、SWIR帯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TIRチャンネルは、陸域では250 m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。以上の考察から、本研究ではSWIR領域の観測チャンネルSW3およびSW4、TIR領域の観測チャンネルT1を主軸に据えた火災検知アルゴリズムを開発することとした。

3.2 太陽光反射の影響

地表面が黒体ではない場合、NIR、SWIR観測帯では太陽光反射が無視できない。太陽光反射成分はこれらの観測帯における観測輝度値を増大させ火災画素の判別を困難にする要因となるほか、反射が大きい画素（日当たりの良い裸地等）は誤検知の原因にもなる。そこで、火災からの熱放射に加えて太陽光反射も考慮に入れた場合のNIR、SWIRチャンネル(VN10, SW3, 4)における火災画素および非火災画素が示す大気上端反射率をシミュレーションにより明らかにした。地表面反射率が ρ_{λ}^{surf} である物質で占められる画素が示す衛星到達輝度 I_{lb} [$W/m^2/\mu m/sr$] を以下の式によって定義する。

$$I_{lb} = \left(\frac{1}{\pi} \right) \tau_{\lambda}^{\downarrow} [\tau_{\lambda}^{\uparrow} E_{0\lambda} \cos \theta_s + E_{d\lambda}] \rho_{\lambda}^{surf} + I_{a\lambda} \quad (2)$$

ここで、 λ はチャンネルの波長[μm]、 $\tau_{\lambda}^{\downarrow}$ および $\tau_{\lambda}^{\uparrow}$ はそれぞれ上向き・下向き大気透過率、 $E_{0\lambda}$ および $E_{d\lambda}$ はそれぞれ大気上端太陽照度および下向き拡散照度 [$W/m^2/\mu m$]、 $I_{a\lambda}$ はパスラジアンズ [$W/m^2/\mu m/sr$] である。地形効果の影響を加味するため、 θ_s [deg.] は地表面におけるローカル太陽天頂角として定義する。次に、背景領域からの反射成分を式(2)により算出された値とし、これに温度 T_f [K] である火災が比率 p で混成した火災画素の衛星到達輝度 $I_{\lambda f}$ [$W/m^2/\mu m/sr$]

表2 放射伝達コード6Sによる各パラメータ算出結果

		$E_{0\lambda}$	$E_{d\lambda}$	$I_{a\lambda}$	$\tau_{\lambda}^{\dagger}$	$\tau_{\lambda}^{\ddagger}$	ρ_{λ}^{surf}	
		[W/m ² /μm]	[W/m ² /μm/sr]				Vegetation	Sand
SGLI	VN10	1111.868	212.823	12.929	0.849	0.839	0.529	0.289
Chs.	SW3	223.850	11.276	0.684	0.954	0.951	0.385	0.382
	SW4	80.636	3.117	0.134	0.938	0.935	0.220	0.384

図2 SGLI VN10, SW3, SW4チャンネルにおける火災画素および非火災画素が示す大気上端反射率のシミュレーション結果。左：VN10×SW3，右：SW3×SW4

を以下の式によって定義する。

$$I_{\lambda f} = \tau_{\lambda}^{\dagger} p B_{\lambda}(T_f) + (1-p) I_{\lambda b} \quad (3)$$

ここで、 $B_{\lambda}(T)$ は NIR および SWIR チャンネルの波長 λ [μm] におけるプランク関数である。そして、これらの非火災画素および火災画素が示す大気上端反射率 $\rho_{\lambda b}$ および $\rho_{\lambda f}$ を以下の式によって定義する。

$$p_{\lambda b} = \frac{\pi I_{\lambda b}}{E_{0\lambda}} \quad (4)$$

$$p_{\lambda f} = \frac{\pi I_{\lambda f}}{E_{0\lambda}} \quad (5)$$

上述の式中のパラメータ $\tau_{\lambda}^{\dagger}$, $\tau_{\lambda}^{\ddagger}$, $E_{0\lambda}$, $E_{d\lambda}$, ρ_{λ}^{surf} および $I_{a\lambda}$ は、以下の条件により放射伝達コード6Sによって算出した。

- 対象チャンネル：ASTER band3n, band4, band6 (それぞれ SGLI VN10, SW3, SW4に対応)
- グローバル太陽天頂角：20 [deg.]
- 太陽方位角：157.5 [deg.]
- センサ角：直下
- 大気モデル：U.S. Standard Model
- エアロゾルモデル：Biomass Burning Model (6S Preset)
- 視程：5 [km]

●地表面の標高：0 [km]

●地表面反射率：Vegetation, Sand (6S Preset)

各パラメータ算出値を表2に示す。これらの算出値と以下に示すシミュレーション条件により、式(2)(4)から植生画素と土壌画素の大気上端反射率を、式(3)(5)から火災画素の大気上端反射率をそれぞれ算出した。

●ローカル太陽天頂角 θ_s ：20-80 [deg.]

●火災温度：800 [K]

●画素内火災混成比率：0.001-0.2

●背景領域の地表面反射率：Vegetation

算出された VN10と SW3および SW3と SW4チャンネルの大気上端反射率の2次元プロットを図2に示す。ローカル太陽天頂角が小さい場合はこれらのチャンネルが示す大気上端反射率が増大し、特に土壌画素では火災画素が示す値に近い値まで上昇することが確認できる。この結果によれば、火災温度が800 [K] の場合、SW3チャンネルでは火災混成比率が0.2より小さい火災画素が、また SW4チャンネルでは0.02より小さい火災画素が、太陽光の反射が大きい場合には非火災画素との判別ができなくなる可能性があることが示されている。一方、VN10よりも SW3の方が、そして SW3よりも SW4の方が火災混入に対する感度が高いためチャンネルの観測輝度値がより増大し、その結果

表3 SGLI チャンネルと ASTER バンドの対応

SGLI Chs.	Center Wavelength /Width [μm]	Spatial Resolution	ASTER Bands	Bandwidth [μm]	Spatial Resolution
VN10	868.5/20 [nm]	250m	band 3N	0.76-0.86	15m
SW3	1.63/0.200	250m	band 4	1.6-1.7	30m
SW4	2.21/0.050	1 km	band 6	2.185-2.225	30m
T1	10.8/0.74	250m	band 13	10.25-10.95	90m

図3 ASTER 火災データ26シーン

大気上端反射率空間上での火災画素分布は高高度チャンネル軸方向に移動する傾向を示すことが確認できる。以上のシミュレーション結果より、VN10とSW3、およびSW3とSW4の大気上端反射率の比もしくは差演算などといったスペクトル解析手法により火災画素の検知が可能であることが確認された。

4. アルゴリズム開発用データ

4.1 ASTER 輝度画像データ

ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection radiometer) 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。

本アルゴリズムで使用するSGLIチャンネルとASTERバンドとの対応を表3に示す。ASTERが有するNIR, SWIR, TIR領域のバンドは、本アルゴリズムで使用するSGLIチャンネル帯域の近くにあるた

図4 (a)ASTER band8大気上端反射率画像、(b)30m 分解能火災真値データ、(c)250m 分解能火災真値データ、(d) 1 km 分解能火災真値データ

め、本研究ではASTERデータを空間平均することによって現在運用前であるSGLIデータをシミュレートした。また、ASTER高分解能画像は火災を明瞭にとらえ(図4(a))火災画素判別が容易であることから、ASTERデータを用いて火災真値データを作成した。本研究ではSGLIシミュレーションデータおよび火災真値データの作成のため、ASTER Level 1B Calibrated Radianceデータを用いることとした。本研究では、図3に示すASTERにより取得された森林火災画像26データを用いた。以下の節で、作成したSGLIシミュレーションデータおよび火災真値データについて述べる。

4.2 火災真値データ

ASTERデータから火災真値データを作成するために、本研究ではGiglioら(2008)が開発したASTER

向け火災検知アルゴリズムを適用した。ASTER アルゴリズムによる高分解能火災検知データは、中分解能 MODIS 火災プロダクトの検証データとして利用されており (Schroeder et al., 2008), 本研究においてもこのアルゴリズムによって検証用真値データを作成することとした。図 4 (a)(b)に, ASTER band8大気上端反射率画像と ASTER アルゴリズムによる火災検知結果画像を示す。本研究では, この検知結果を30m 分解能火災真値データとすることとした。さらに, この30 m 火災データをリサンプリングし SGLI の分解能に合わせた250m および 1 km 火災真値データを作成した (図 4 (c)(d))。ここでは, SGLI 低分解能画素 1 画素の範囲内に30m 分解能真値画素が 1 画素でも含まれていれば当該の低分解能画素は火災画素であるとして, 30m 火災データを250m および 1 km に低分解能化した。

4.3 SGLI シミュレーションデータ

まず, 表 3 に示した ASTER バンドと SGLI チャンネルの対応に従い, ASTER 輝度画像を空間平均して SGLI シミュレーション輝度画像を作成した。ここでは, SGLI 分解能 1 画素の範囲内に画素中心が収まっている ASTER 画素の算術平均値を SGLI シミュレーション画素値とした。続いて, NIR, SWIR チャンネル VN10, SW3, 4の輝度値を大気上端反射率に, TIR チャンネル T1の輝度値を輝度温度にそれぞれ変換した。反射率チャンネル i の放射輝度値 I_i から大気上端反射率 ρ_i へは以下の式に従って変換した。

$$\rho_i = \frac{\pi I_i}{E_{0i}} \quad (6)$$

ここで, E_{0i} はチャンネル i における大気上端分光太陽照度 [$\text{W}/\text{m}^2/\mu\text{m}$] であり WRC (World Radiation Center) 大気圏外分光太陽照度テーブルから算出した。T1チャンネルの放射輝度 I_{T1} から輝度温度 T_1 [K] へは以下の式に基づいて変換した。

$$I_{T1} = B_{T1}(T_1) \quad (7)$$

ここで, $B_{T1}(T)$ は T1チャンネルにおけるプランク関数である。ASTER 原画像と, それらから作成した SGLI シミュレーション画像の一例を図 5 (a)-(h)に示す。

本アルゴリズムでは, SW3と SW4の大気上端反射率画像による演算処理を実施するため, 1 km 分解能

図 5 ASTER 原画像と SGLI シミュレーション画像。(a) ASTER band3n 輝度画像, (b)SGLI VN10反射率画像, (c)ASTER band4輝度画像, (d)SGLI SW3反射率画像, (e)ASTER band6輝度画像, (f)SGLI SW4反射率画像, (g)ASTER band13輝度画像, (h)SGLI T1輝度温度画像, (i)SGLI SW3輝度画像, (j) 1 km 平均化 SGLI SW3 反射率画像

SW3大気上端反射率画像も作成した。ここでは, 250m 分解能 SW3シミュレーション輝度画像 (図 5 (i)) を 4×4 画素平均し 1 km 分解能にしたのち, 式(6)により大気上端反射率に変換した (図 5 (j))。

図6 (a)火災画素とその背景領域の輝度温度差のシミュレーション結果, (b)火災判別式決定のための直線回帰結果

5. 火災検知アルゴリズム

5.1 火災検知テスト

本アルゴリズムは, T1チャンネルの輝度温度 T_1 , VN10およびSW3チャンネルの大気上端反射率 ρ_{10} および ρ_3 (いずれも250m分解能), 1 km 分解能に空間平均したSW3およびSW4チャンネルの大気上端反射率 ρ_{3*} および ρ_4 (1 km 分解能) を用いて構築した4種類の火災検知テストを組み合わせることにより構成される。まず本節において, これらの4種類の検知テストについてそれぞれ詳述する。

5.1.1 輝度温度テスト

火災からの熱放射の影響により, 火災画素が示す輝度温度値 T_1 は増大し, T_1 画像中において非火災画素よりも明るく見える(図7(a))。よって本アルゴリズムでは輝度温度 T_1 による閾値テストを採用する。

$$T_1 > t1[K] \quad (8)$$

ここで, $t1$ は閾値である。

5.1.2 輝度温度差テスト

熱赤外 T1チャンネルにおいて, 火災画素の輝度温度と火災周辺の非火災領域(背景領域)の輝度温度との差は増大することから, この輝度温度差を利用した検知テストを提案する。まず, この輝度温度差の増大傾向を明らかにするためのシミュレーションを実施した。輝度温度 T_{1b} の背景領域に火災が比率 p , 温度 T_f で混入した火災画素が示す輝度温度 T_1 を以下の式により算出し, その輝度温度差 $T_1 - T_{1b}$ を算出した。

図7 (a)輝度温度 T_1 画像, (b)背景領域輝度温度 T_{1b} 画像, (c)輝度温度差 $T_1 - T_{1b}$ 画像, (d)250m 火災真値画像

$$B_{T1}(T_1) = pB_{T1}(T_f) + (1-p)B_{T1}(T_{1b}) \quad (9)$$

ここで, $B_{T1}(T)$ は, T1チャンネルにおけるプランク関数である。結果を図6(a)に示す。この結果より, 画素の背景領域輝度温度 T_{1b} が低い(高い)程, 輝度温度差 $T_1 - T_{1b}$ は大きく(小さく)なる傾向がみられ, 火災画素と背景領域との輝度温度差は, 背景領域の輝度温度の関数となっていると考えることができる。ここではこれを線形関係であるとし, 火災画素判別式を以下のように定義する。

$$T_1 - T_{1b} > aT_{1b} + b \quad (10)$$

ここで, a, b は係数である。

判別式の係数は以下のようにして決定した。画素内の背景領域輝度温度 T_{1b} は未知であるため, まず T_1

画像（図 7(a)）からこれを推定した。ここでは注目画素を中心とした 3×3 画素領域内にある、注目画素自身を除いた周辺 8 画素の輝度温度 T_1 の平均値を、注目画素の背景領域輝度温度 T_{1b} とすることとした。周辺 8 画素に火災画素が含まれている場合、火災真値データを参照してこれらを除去し、非火災画素が 8 画素以上得られるまで領域を縦横 2 画素分拡大させ、8 画素以上の非火災画素が取得できた時点でそれらの平均値を算出しこれを T_{1b} とした。以上の方法で算出した T_{1b} 画像および差画像 $T_1 - T_{1b}$ の一例を図 7 (b)(c) に示す。

続いて、輝度温度差 $T_1 - T_{1b}$ によって判別可能な火災画素と判別不可能な火災画素の境界を明らかにするため、250m 火災真値画像（図 7 (d)）を参照しながら差画像 $T_1 - T_{1b}$ を目視判読することにより、かろうじて火災画素であると判別できる火災画素を抽出した。そして、独立変数を T_{1b} 、従属変数を $T_1 - T_{1b}$ としたデータ空間上における、目視抽出した火災画素の分布上に乗る回帰直線を求めることにより、判別式(10)の係数 a 、 b を決定した。使用した全データに対して目視抽出した火災画素の $(T_{1b}, T_1 - T_{1b})$ 空間上における分布に対し、回帰直線を当てはめた結果を図 6 (b)に示す。この結果より、判別式は以下の式となる。

$$T_1 - T_{1b} > -0.56 T_{1b} + 190 [K] \quad (11)$$

右辺を移項して式を整理し、判別境界を判別式と並行に調整できるように閾値 t_2 を適用した式(12)を検知テストとする。

$$T_1 - 0.44 T_{1b} - 190 > t_2 [K] \quad (12)$$

5.1.3 大気上端反射率差および比テスト

図 8 に、SGLI 大気上端反射率画像の画素値 ρ_{10} と ρ_3 ($0.8 [\mu m]$ および $1.6 [\mu m]$) および ρ_{3*} と ρ_4 ($1.6 [\mu m]$ および $2.2 [\mu m]$) の 2 次元分布を示す。非火災画素（主に土壌および植生の混合画素）は大気上端反射率空間上で相関を示して分布していることが確認できる。 ρ_{3*} と ρ_4 との間では SW3 と SW4 チャンネルの波長帯が近いため、特に高い相関関係が見られる。 ρ_{10} と ρ_3 との間では画素内における土壌と植生の混合状態の違いに起因するいくつかの傾きの異なる分布が見られるものの、概ね相関を持った分布が見受けられる。一方で、反射率空間上における火災画素の位置は、相関を持ったこれらの非火災画素分布から、火災からの熱放射の影響に敏感なチャンネルの軸方向へ移動することが判る。以上のことから、本アルゴリズムでは非火災画素から火災画素を分離・検知するために以下に示す大気上端反射率の差および比による検知テストを採用する。

$$\rho_3 - \rho_{10} > t_3 \quad (13)$$

$$\rho_3 / \rho_{10} > t_4 \quad (14)$$

$$\rho_4 - \rho_{3*} > t_5 \quad (15)$$

ここで、 t_3 、 t_4 および t_5 は閾値である。

5.1.4 Base line 法に基づく検知テスト

マルチスペクトルデータ空間上において、ある単一物質 A からなる画素はある直線上 (base line) に並ぶことが知られており、そこに反射特性の異なる他の物質 B が混入すると、データ空間上の画素の位置がその base line 上からある方向へ移動する（図 9 (a)）。Base

図 8 SGLI 大気上端反射率画像の画素値の 2 次元プロット。左： $\rho_{10} \times \rho_3$ 、右： $\rho_{3*} \times \rho_4$

図9 (a)Base line 法の概念図, (b)Background line からの残差 R を利用した火災検知指標の概念図

line 法は、この画素移動量が混入物質 B の情報を表していると考え物質 B の情報を抽出するスペクトル解析手法の一種であり、主に植生指数などに応用されている（岡田ら，2003）。

本アルゴリズムでは、この base line 法を応用した火災検知指標を提案する。背景領域のみからなる画素に火災が混入すると、大気上端反射率空間上におけるその火災画素の位置は、背景領域のみからなる画素が並ぶ base line（以下、これを background line と定義する）上から火災混入に対して敏感に輝度値が増大するチャンネルの方向へ移動する。また、画素の背景領域は主に土壌と植生が混合した状態であると考えられ、それらの混合比率の違いは background line の傾きの違いとして現れる。従って、画素内の火災の情報は背景領域の被覆状態によって決まる background line からの残差部分に含まれていると考えることとする（図9(b)）。前節で述べた反射率の比および差による検知テストは判別境界が固定であり調整ができない。一方で、この手法では適切な background line の傾きを適宜設定することにより（5.2.2.1節において詳述）判別境界の調整が可能である。以上より、本研究では background line から火災画素の位置までの残差 R を指標とした検知テストを構築することとした。

Background line を表す式を、大気上端反射率空間（ ρ_{10} , ρ_3 ）および（ ρ_{3*} , ρ_4 ）上の原点を通る直線として簡易的に定義する。

$$\rho_{3b} = a_1 \rho_{10b} \quad (16)$$

$$\rho_{4b} = a_2 \rho_{3b*} \quad (17)$$

ここで、 a_1 および a_2 は background line の傾き、 ρ_{10b} , ρ_{3b} および ρ_{3*} , ρ_{4b} は背景領域のみからなる画素の大

気上端反射率である。そして、反射率空間上における background line から任意の画素までの残差は、以下の式によって与えられる。

$$R_1 = \rho_3 - a_1 \rho_{10b} \quad (18)$$

$$R_2 = \rho_4 - a_2 \rho_{3*} \quad (19)$$

式(16)(17)を式(18)(19)にそれぞれ代入する。

$$R_1 = \rho_3 - (\rho_{3b}/\rho_{10b})\rho_{10} \quad (20)$$

$$R_2 = \rho_4 - (\rho_{4b}/\rho_{3b*})\rho_{3*} \quad (21)$$

これらの指標 R_1 および R_2 では、background line の式は原点を通る直線であるとして簡易的に定義したが、実際には大気からの下向き拡散照度やパスラジアンなどの影響により画素値分布の原点が移動するため、background line は厳密には原点を通らず、本来であればあるオフセット値を付加された式として表現される。そこで、background line は原点を通る直線であるとした今回の定義の妥当性をシミュレーションにより検証した。植生と土壌の地表面反射率および画素内背景領域の植生被覆率をそれぞれ ρ_v , ρ_s および a_v とすると、これらが混合した背景領域の地表面反射率 ρ_{λ}^{surf} は以下の式で表現される。

$$\rho_{\lambda}^{surf} = a_v \rho_v + (1 - a_v) \rho_s \quad (22)$$

ρ_v および ρ_s には表2に示した植生および土壌の地表面反射率を適用し、植生被覆率を $a_v = 0.2, 0.5, 0.8, 1.0$ として式(22)(24)により植生と土壌が混合した背景領域が示す大気上端反射率 ρ_{10b} , ρ_{3b} , ρ_{3b*} および ρ_{4b} をそれぞれ算出した。シミュレーションパラメータは表2に示した値を用い、ローカル太陽天頂角は20–80[deg.]とした。次に、式(3)(5)によりこれらの背景領域に火災が混入した画素が示す大気上端反射率 ρ_{10} , ρ_3 , ρ_{3*} および ρ_4 をそれぞれ算出した。そして、算出したこれらの大気上端反射率を式(16)(17)(20)(21)に代入し、background line の傾き a_1 および a_2 , 検知指標値 R_1 および R_2 を算出した。横軸に background line の傾き、縦軸に検知指標値をとり、これらの算出値をプロットした結果を図10に示す。被覆率が同一である画素は同一の background line 上に乗り一定の傾きを示すはずであるが、オフセット値を考慮していないためこれらは同一の background line 上に厳密には乗らず、ローカル太陽天頂角の違い、すなわち地形効果の違い

図10 Background line の定義の妥当性検証のためのシミュレーション結果。左： (ρ_{10}, ρ_3) 空間上における background line の傾き a_1 と火災画素までの残差 R_1 の関係、右： (ρ_{3*}, ρ_4) 空間上における background line の傾き a_2 と火災画素までの残差 R_2 の関係

の影響が傾き a_1 および a_2 のばらつきとして現れていることが確認できる。特に近赤外チャンネルでは、短波長赤外域のチャンネルに比べバスマジアンズ等の効果が大きいため a_1 のばらつきが大きくなっている。一方、残差 R_1 および R_2 は background line の傾きのばらつきにかかわらず、混入した火災の温度と面積の違いの影響によってほぼ一定に値が増減する傾向が確認できる。以上の検証結果より、原点を通る直線として background line を大まかに定義しても火災検知を目的とした場合には実用的に問題はなく、妥当であると考えられる。

以上の検証結果を踏まえ、本アルゴリズムでは反射率空間上の原点と背景領域のみからなる画素のデータ点 (ρ_{10b}, ρ_{3b}) および (ρ_{3b*}, ρ_{4b}) を通る background line からの残差 R_1 および R_2 を検知指標とした以下の検知テストを採用する。

$$R_1 = \rho_3 - (\rho_{3b}/\rho_{10b})\rho_{10} > t_6 \quad (23)$$

$$R_2 = \rho_4 - (\rho_{4b}/\rho_{3b*})\rho_{3*} > t_7 \quad (24)$$

ここで、 t_6 および t_7 は閾値である。

5.2 アルゴリズム詳述

前節において述べた4種類の検知テストは、画素値の絶対量やそれらの単純な演算値を用いたもの（輝度温度、大気上端反射率の差および比）と、火災画素内の背景領域の持つ情報からの相対的な変量を用いたもの（輝度温度差、background line からの残差）とに大別される。ここでは、これらをそれぞれ Absolute

threshold tests および Relative threshold tests と定義する。Absolute threshold tests は注目画素の画素値のみを用いるため処理が単純である一方、画素値は場所、季節、時間によって異なる分布を示すため最適閾値もその都度変動することから、閾値が固定である Absolute tests はグローバルスケールで適用する際のロバスト性が問題となる。一方、Relative threshold tests は注目画素内の背景領域の情報を考慮し判別境界を調整するため、Absolute threshold tests と比較して場所、季節、時間の違いに対してロバストであることが期待できる。ただし、注目画素内の背景領域の情報は未知であるため、これを推定する必要がある。

以上のことを踏まえ、本アルゴリズムでは十分に高い閾値を設定した Absolute threshold tests を適用してまず明らかな火災画素から検知し、続いて Relative threshold tests によって残りの火災画素を詳細に検知するという流れで処理を行う。図11に処理フローを示す。入力画像中の水・雲画素の除去処理は、SGLI のシステム運用後には当該プロダクトを用いて実施することとなるが、今回は目視によって除去した。また、1 km 分解能画像 (ρ_{3*} および ρ_4 画像) は1画素を 4×4 分割し250m 分解能相当にした上でアルゴリズムを適用する。従って、検知結果の分解能は250m となる。

5.2.1 Step 1: Absolute threshold tests

陸域画素に対して、以下に示す一連の検知テストを適用する。

$$T_1 > 340[K] \quad (25)$$

図11 アルゴリズムの処理フロー

$$\rho_3 - \rho_{10} > 0.25 \quad (26)$$

$$\rho_3 / \rho_{10} > 3.0 \quad (27)$$

上記の検知テストのうちの一つでも満たせば、火災画素として検知する。

5.2.2 Step 2 : Relative threshold tests

5.2.2.1 Step 2.1 : Background estimation

Relative threshold tests において必要となる注目画素の背景領域の輝度温度および大気上端反射率は未知であるため、注目画素に近接する非火災画素を用いて推定する。これは、空間的に近接する画素は互いに類似した特性（地表面温度、被覆状態）を持つという仮定に基づいており、注目画素を中心とした近傍領域内（図12(a)）における非火災画素の輝度温度 T_1 の平均値によって注目画素の背景領域輝度温度 T_{1b} を、また注目画素を中心とした近傍領域内の非火災画素が大気

上端反射率空間上において示す分布の重心と原点を通る直線によって、注目画素の background line を定めるものである（図12(b)）。

背景領域推定手法は MODIS アルゴリズムの手法（Giglio et al., 2003）を基に構築した。注目画素を中心とした $N \times N$ 画素の可変方形領域内にある非火災画素を用いて、注目画素の背景領域の輝度温度 T_{1b} および大気上端反射率 ρ_{10b} , ρ_{3b} , ρ_{3b^*} , ρ_{4b} を推定する。まず、推定に用いる可変方形領域内の画素から火災画素（neighboring fire）を除外するために以下の条件を評価する。

$$T_1 > 320 [K] \quad (28)$$

$$\rho_3 - \rho_{10} > 0.15 \quad (29)$$

$$\rho_3 / \rho_{10} > 2.5 \quad (30)$$

$$\rho_4 - \rho_{3^*} > 0.05 \quad (31)$$

これらの条件の一つでも満たす画素を neighboring fire とする。方形領域の初期サイズは 3×3 画素とする。注目画素を中心とした方形領域内の陸域画素から、注目画素自身と Step 1 で既に検知された火災画素および neighboring fire を除外し、領域内に残った非火災画素数が条件：8 画素以上かつ領域全体の 25 [%] 以上であれば、それらの画素の輝度温度 T_1 の算術平均値 $\overline{T_1}$ 、大気上端反射率 ρ_{10} , ρ_3 , ρ_{3^*} および ρ_4 の算術平均値 $\overline{\rho_{10}}$, $\overline{\rho_3}$, $\overline{\rho_{3b^*}}$ および $\overline{\rho_4}$ を求め、これらを背景領域の推定値として、続く Step 2.2 : Fire detection を

図12 (a)注目画素を中心とした $N \times N$ 画素近傍領域の概念図、(b)近傍非火災画素による注目画素の background line 推定の概念図

実行する。もし条件を満たさない場合は、これを満たすまで方形領域を縦横 2 画素ずつ増加させ続け、条件を満たした時点で算術平均値を算出する。ただし、方形領域を 21×21 画素まで拡大しても条件を満たさない場合は、背景領域推定値の算出は不能であるとし、注目画素を以降の処理から除外する。

5.2.2.2 Step 2.2 : Fire detection

Relative threshold tests の式(12)(23)(24)中の背景領域の値 T_{1b} , ρ_{10b} , ρ_{3b} , ρ_{3b*} および ρ_{4b} を、それぞれ Step 2.1において算出した推定値 $\overline{T_1}$, $\overline{\rho_{10}}$, $\overline{\rho_3}$, $\overline{\rho_{3*}}$ および $\overline{\rho_4}$ に置き換え、残りの陸域画素に対して以下に示す一連の検知テストを適用する。

$$T_1 - 0.44\overline{T_1} - 190 > 0 [K] \tag{32}$$

$$R_1 = \rho_3 - (\overline{\rho_3} / \overline{\rho_{10}}) \rho_{10} > 0.1 \tag{33}$$

$$T_1 - 0.44\overline{T_1} - 190 > -20 [K] \tag{34}$$

$$R_2 = \rho_4 - (\overline{\rho_4} / \overline{\rho_{3*}}) \rho_{3*} > 0.05 \tag{35}$$

$$T_1 - 0.44\overline{T_1} - 190 > -15 [K] \tag{36}$$

輝度温度差テスト(34)および(36)は、それぞれ残差テスト(33)および(35)の誤検知を除去するためのテストである。残差テストでは、裸地、火災に近接する領域および燃えた後の燃焼痕、濃い煙に覆われた領域において誤検知が見受けられた。これらの誤検知画素は異常値といえる程までは高温ではない、もしくは明らかに低温であるため、輝度温度差テストによってこれらを除去する。テスト(32)–(36)を組み合わせた以下の条件を満たす画素を、火災画素として検知する。

(32) is true
or
[(33) and (34) is true]
or
[(35) and (36) is true]

6. 検知結果の検証

6.1 MODIS 火災プロダクトとの比較

MODIS 火災プロダクトは米国 NASA によって運用・配布されている代表的な火災モニタリングプロダクトの一つである。MODIS は ASTER と同一の衛星

Terra に搭載されており、ASTER が観測したエリアをほぼ同期観測することができる。よって本研究では検知精度評価の比較対象として、今回使用した ASTER データ 26 シーンに同期した 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用いた。

MODIS 火災データは 1 km 分解能であり、各検知画素には 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。本研究では high confidence である検知画素を比較対象データとした。

6.1.1 検知精度の相互比較

まず、火災真値データに対する本アルゴリズムと MODIS high confidence 火災データの検知精度をそれぞれ算出し、これらの相互比較を行った。本アルゴリズムによる 250 m 検知結果を 250 m 真値データと比較した結果、および MODIS 火災データを 1 km 真値データと比較した結果を表 4 に示す。そして、精度評価指標として検知率 P_d = (正解検知画素) / (全火災画素) および検知信頼率 P_r = (正解検知画素) / (全検知画素) を算出した。本アルゴリズムの検知信頼率は 97.8 [%] であり、MODIS (86.0 [%]) と比較して

表 4 上：本アルゴリズムの検知結果と真値データとの比較結果, 下：MODIS high confidence データと真値データとの比較結果

		Truth		
		Fire	Non-fire	
Result of SGLI Algorithm	Detect	555	12	567
	Not Detect	3449	1539242	1542691
Pd = 555/4004 = 0.138 Pr = 555/567 = 0.978		4004	1539254	1543258
		Truth		
		Fire	Non-fire	
MODIS high confidence	Detect	241	39	280
	Not Detect	1248	99454	100702
Pd = 241/1489 = 0.161 Pr = 241/280 = 0.860		1489	99493	100982

良好であった。一方、本アルゴリズムと MODIS の検知率はそれぞれ13.8 [%], 16.1 [%] であり、MODIS と比較して若干低かった。これは 4 [μm] 帯が使用できないことが大きな要因であるが、SGLI は MODIS と比較して高分解能であることが検知率を大きく低下させなかった要因と考えられる。以上より、本アルゴリズムでは検知率、検知信頼率ともに MODIS high confidence に準ずる精度が得られる可能性が示された。ただし、今回は火災が含まれているシーンを作為的に選択したデータセットを用いたこと、またデータ数の少なさおよび取得したデータに地域の偏りがあることなどから、さらに多くのデータを用いた検証が必要である。

6.1.2 MODIS 火災データとの一緻度

続いて、本アルゴリズムの検知結果と MODIS high confidence 火災データそれぞれが検知・見落した火災画素を比較した。相互比較を行うために、まず本アルゴリズムによる検知結果の分解能を MODIS の分解能に合わせた。ここでは、本アルゴリズムの250m 検知画素が MODIS の 1 km 画素内に 1 画素でも存在すれば、その 1 km 画素は検知されているとし、本アルゴリズムの検知結果を 1 km 分解能に集積した。本アルゴリズムにより検知できた火災画素と見落とした火災画素、および MODIS が検知できた火災画素と見落とした火災画素を 1 km 分解能において相互に比較した結果を表5に示す。本アルゴリズムの MODIS に対する一緻度 (Both detection)/(MODIS detection) は 5 割程度であり、互いに異なって検知している火災画素があることが確認された。図13(c)(d)に本アルゴリズムと

表5 本アルゴリズムが検知した火災画素と MODIS high confidence 火災データとの比較

		MODIS high confidence		
		Detect	Not Detect	
Result of SGLI Algorithm	Detect	Both Detection	SGLI Only	Total SGLI Detection
		126	48	174
	Not Detect	MODIS Only	Both Omission	Total SGLI Omission
		115	1200	1315
		Total MODIS Detection	Total MODIS Omission	Total Fire
		241	1248	1489

図13 検知結果画像の一例。検知画素は ASTER band8 DN 画像に重ねて表示してある。(a)(b)本アルゴリズムにおいて確認された代表的な誤検知画素 (×印), (c)(d) 本アルゴリズムによる検知画素 (250m 分解能) と MODIS high confidence 画素 (1 km 分解能) との比較

MODIS high confidence の検知画像の一例を示す。小さい黒グリッドは本アルゴリズムによる250m 検知画素、大きい白グリッドは 1 km MODIS high confidence 画素であり、×のついたものは誤検知画素である。互いの検知画素は大規模な火災ほど一致しており、小規模であるほど異なっている傾向が見られた。

6.2 誤検知画素についての検討

図13(a)(b)に、本アルゴリズムによる代表的な誤検知画素を示す。図13(a)は残差テスト R_1 (式(33)) による誤検知画素であり、海浜部画素において発生している。この画素の周辺近傍には植生が多く、空間的に近接する画素の被覆状態は類似しているとする仮定が成り立っていない状況である。この海浜画素の background line を周辺の植生画素に合わせて推定したため、background line の傾き a_1 が本来よりも小さく推定され、海浜 (土壌) 画素の残差 R_1 が大きくなり誤検知されたものと考察される。図13(b)は、残差テスト R_2 (式(35)) により大規模火災の近接画素で発生した誤検知画素である。 R_2 テストは本来 1 km 分解能である ρ_3 および ρ_4 を用いたテストであるため、1 画素検知することは250m 分解能 4×4 画素を検知することに相当し、火災画素の外縁部まで常に多めに画素を検知することとなる。検知しすぎた外縁部画素の多くは輝度温

度差テスト（式(36)）により除去されるが、火災に隣接する画素は温度が高いため除去されずに誤検知として残ったと考察される。

6.3 検知可能な火災規模についての検討

最後に、本アルゴリズムが検知した火災および見落とした火災の規模について考察した。図14に、検知画素および見落とし画素に含まれる火災規模について、これらの画素数を解析した結果を示す。ここでは、火災規模の定義をSGLIの火災画素（250m分解能）内にある30m火災真値画素の数とし、横軸に火災規模を、縦軸に検知画素および見落とし画素の出現回数をとっている。図14より、本アルゴリズムはAbsolute threshold testsにおいてまず大規模火災を検知し、続いてRelative threshold testsにより小規模火災にまで渡り検知していることが判る。一般的に、小規模な火災を含む画素は、非火災画素との区別が曖昧な判別領域に分布している。そのため、この曖昧な領域にある小規模火災の検知を、背景領域の情報に従い判別境界を動的に設定するRelative threshold testsによって行うことで、本アルゴリズムのロバスト性の確保を図った。ただし、この方針がロバスト性の確保にどの程度有効に働いているかの詳細な検証は本研究においては未着手であるため、今後の研究課題として残る。一方、見落としした火災画素について検討すると、火災の規模が50を下回るあたりから見落とし画素数が増加し始め、およそ38を下回ると見落とし画素数が検知画素数を上回って急激に増加していることが確認できる。この火災規模を面積換算しその平方根をとると $\sqrt{(30 \times 30) [\text{m}^2] \times 38} \approx 185 [\text{m}]$ 、つまり本アルゴリズム

では概算で面積が185 [m] 四方以上に相当する火災であれば、良好な精度で検知できるということが確認された。

7. まとめと今後

本研究では、気候変動観測衛星 GCOM-C に搭載される SGLI センサに適用可能な火災検知アルゴリズムを開発した。SGLI は火災観測に最適な中間赤外 4 $[\mu\text{m}]$ 帯を搭載していないため、SGLI に搭載される近赤外 (NIR)、短波長赤外 (SWIR) および熱赤外 (TIR) 観測チャンネルを用いた火災検知手法を考案した。NIR および SWIR チャンネルにおいては、反射率の差・比および base line 法といったスペクトル解析手法に基づいた検知テストを、TIR チャンネルにおいては、火災画素の輝度温度と背景領域の輝度温度との差が、背景領域の輝度温度と線形関係にあることを利用した判別関数による検知テストを提案し、これらの検知テストを組み合わせて火災検知アルゴリズムを構築した。ASTER データから作成した SGLI シミュレーションデータに対し本アルゴリズムを適用して、その検知結果を ASTER データから作成した火災真値データおよび MODIS 火災プロダクトと比較し、本アルゴリズムの精度評価および検知結果の検証を行った。

今後は、検知した火災の放射エネルギー推定手法および検知画素に付加する評価情報 (QA 情報) の算出法を開発する。

謝 辞

本研究は、JAXA 気候変動観測ミッションの支援をうけて実施された。ここに記して謝意を表する。

(受付日2017.6.23, 受理日2017.11.14)

参考文献

- 岡田和也, 杉田幹雄, 2003. スペクトル解析, 地球観測データからの情報抽出 (山口康編著), pp.63-128, (財)資源・環境観測解析センター, 東京.
- 加藤恵理, 2011. SGLI センサ特性ガイド (初版), GCOM プロジェクトチーム (Jan. 26, 2011).
- 五十嵐保, 今岡啓治, 可知美佐子, 藤井秀幸, 村上 浩, 堀 雅裕, 小野朗子, 田中一広, 伊藤徳政, 中川敬

図14 検知画素と見落とし画素における火災規模と出現画素数の関係

- 三, 2009. 地球環境変動ミッション (GCOM) の展望. 日本リモートセンシング学会誌, 29(5), pp. 665-674.
- Dozier, J., 1981. A method for satellite identification of surface temperature fields of subpixel resolution. *Remote Sensing of Environment*, 11, pp.221-229.
- Flasse, S.P., Ceccato, P., 1996. A contextual algorithm for AVHRR fire detection. *International Journal of Remote Sensing*, 17(2), pp.419-424.
- 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., Descloitres, J., Justice, C.O., Kaufman, Y. J., 2003. An enhanced contextual fire detection algorithm for MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 87, pp.273-282.
- Giglio, L., Schroeder, W., 2014. A global feasibility of the bi-spectral fire temperature and area retrieval using MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 152, pp.166-173.
- 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.
- 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., Nakajima, T., 1993. Effect of Amazon smoke on cloud microphysics and albedo-analysis from satellite imagery. *Journal of Applied Meteorology*, 32, pp.729-744.
- Li, Z., Kaufman, Y.J., Ichoku, C., Fraser, R., Trishchenko, A., Giglio, L., Jin, J., Yu, X., 2001. A review of AVHRR-based active fire detection algorithms: Principles, limitations, and recommendations, *Global and Regional Vegetation Fire Monitoring from Space: Planning and Coordinated International Effort* (Eds. Ahern, F., Goldammer, J.G., Justice, C.), pp.199-225, Kugler Publishing, U.S..
- Prins, E.M., Menzel, W.P., 1994. Trends in South American biomass burning detected with the GOES visible infrared spin radiometer atmospheric sounder from 1983 to 1991. *Journal of Geophysical Research*, 99, pp.16719-16735.
- Schmidt, C.S., Hoffman, J., Prins, E., Lindstrom, S., 2012. GOES-R Advanced Baseline Imager (ABI) Algorithm Theoretical Basis Document for Fire/ Hot Spot Characterization, Version 2.5. NOAA NESDIS Center for Satellite Applications and Research (Jul. 30, 2012).
- Schroeder, W., Oliva, P., Giglio, L., Csiszar, I.A., 2014. The new VIIRS 375m active fire detection data product: Algorithm description and initial assessment. *Remote Sensing of Environment*, 143, pp.85-96.
- 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, pp.2711-2726.