

## Un metodo innovativo per mappare le aree bruciate nell'Europa Mediterranea basato su indici spettrali e tecniche di *soft computing*

Daniela Stroppiana (\*), Gloria Bordogna (\*\*), Mirco Boschetti (\*\*\*),  
Paola Carrara (\*\*\*\*), Luigi Boschetti (\*\*\*\*\*), Pietro Alessandro Brivio (\*\*\*\*\*)

(\*) IREA-CNR, Via Bassini 15, 20133 Milano, Italy, Tel. +39 02 23699454, Fax +39 02 23699300

Email: stroppiana.d@irea.cnr.it

(\*\*) IDPA-CNR, Via Pasubio 5, 24044 Dalmine (BG), Italy, Tel. +39 035 6224262, Fax +39 035 6224260

Email: gloria.bordogna@idpa.cnr.it

(\*\*\*) IREA-CNR, Via Bassini 15, 20133 Milano, Italy, Tel. +39 02 23699297, Fax +39 02 23699300

Email: boschetti.m@irea.cnr.it

(\*\*\*\*) IREA-CNR, Via Bassini 15, 20133 Milano, Italy, Tel. +39 02 23699295, Fax +39 02 23699300

Email: carrara.p@irea.cnr.it

(\*\*\*\*\*) Department of Geography, Univ. of Maryland, College Park, MD, USA 20740

Tel. +1 301 4059845, Fax +1 301 4056806, Email: luigi@hermes.geog.umd.edu

(\*\*\*\*\*) IREA-CNR, Via Bassini 15, 20133 Milano, Italy, Tel. +39 02 23699289, Fax +39 02 23699300

Email: brivio.pa@irea.cnr.it

### Riassunto

La perimetrazione delle aree percorse da incendi nei sistemi naturali è fondamentale per la stima del loro impatto sia sugli ecosistemi che sull'atmosfera. Le immagini acquisite dai sistemi satellitari permettono il monitoraggio e la mappatura a scala regionale delle aree percorse da incendio; in particolare, le immagini acquisite dal sensore Landsat TM/ETM+ ed ora rese disponibili gratuitamente da US Geological Survey Earth Resource Observation and Science Center sono adatte alle caratteristiche delle aree bruciate in ambiente Mediterraneo. In questo lavoro proponiamo un metodo innovativo per la mappatura delle aree bruciate da immagini Landsat TM/ETM+ basato sull'integrazione di indici spettrali con tecniche di *soft computing* per l'applicazione di un algoritmo di *region growing*. Il metodo offre il vantaggio di integrare un numero variabile di indici che vengono interpretati tramite funzioni di *membership* definite con lo scopo di ridurre gli indici allo stesso dominio  $[0,1]$  e di enfatizzare il segnale delle aree bruciate (evidenza positiva) o non bruciate (evidenza negativa). L'evidenza negativa viene utilizzata per revisionare l'evidenza positiva derivata dall'integrazione degli score degli indici per ridurre gli errori di commissione (falsi positivi). Il metodo è stato valutato su un'area test di una scena TM acquisita in Croazia (path/row 189/029) e la validazione ha prodotto misure di accuratezza soddisfacenti (accuratezza globale=96%, omissione=10%, commissione=16%).

### Abstract

Mapping burned area perimeters is of key importance for assessing the impact of fires on the ecosystems and the atmosphere. Satellite images allow monitoring and mapping burned areas over large areas; in particular, the images acquired by the Landsat TM/ETM+ sensor and now made available through the web by the US Geological Survey Earth Resource Observation and Science Center are suitable for mapping burns in the Mediterranean eco system. In this article we propose a new approach for mapping burned areas from Landsat TM/ETM+ images based on the integration of spectral indices using soft computing techniques in the framework of a region growing algorithm. The approach offers the advantage of being able to integrate a variable number of indices which are interpreted by membership functions; the use of membership functions has the objective

of rescaling the indices to the same domain [0,1] while enhancing at the same time the spectral signal of burned areas (positive evidence of burn) or unburned areas (negative evidence). The negative evidence of burn is used for revising the integrated positive evidence brought by all indices for reducing the commission errors (false alarms). The performance of the proposed approach has been assessed over a test area extracted from a TM scene acquired over Croatia (path/row 189/029) and validation carried out by comparison with photo-interpreted perimeters provided the accuracy figures: overall accuracy=96%, omission=10% and commission=16%.

### **Introduzione**

La perimetrazione delle aree percorse da incendi nei sistemi naturali è fondamentale per la stima del loro impatto sia sugli ecosistemi che sull'atmosfera, per la prevenzione di eventi futuri e per il monitoraggio della ricrescita della vegetazione. Nelle foreste dell'Europa meridionale gli incendi costituiscono la minaccia più significativa non soltanto per i sistemi naturali ma anche per la sicurezza della popolazione e delle infrastrutture (Laneve et al., 2006). Nonostante questo la maggior parte dei paesi della Europa meridionale non ha un sistema di monitoraggio delle aree percorse dal fuoco a scala regionale e/o nazionale. I dati acquisiti dai sistemi di osservazione della Terra, ed, in particolare, i dati del sensore Landsat TM/ETM+, si sono dimostrati di fondamentale importanza per la mappatura delle aree percorse da incendio in ambiente Mediterraneo (Chuvieco et al., 2002; Quintano et al., 2006). Numerosi sono i metodi utilizzati per estrarre i perimetri delle aree bruciate dalle immagini multi-spettrali TM/ETM+ e tra questi l'utilizzo degli Indici Spettrali (IS) è molto diffuso. Gli indici spettrali permettono la riduzione della ridondanza spettrale delle immagini TM/ETM+ tramite rapporti, più o meno complessi, di una o più bande spettrali. L'utilizzo di metodi multi-indice e multi-soglia è l'approccio più diretto per la classificazione del dato satellitare e l'identificazione delle aree bruciate (Bastarrica et al., 2011). Tuttavia non esiste un unico indice accettato come il migliore per la mappatura delle aree bruciate poiché le caratteristiche spettrali delle superfici percorse dal fuoco possono variare significativamente all'interno dello stesso ecosistema. Un'ulteriore conseguenza è il fatto che le soglie utilizzate per segmentare le immagini possono variare da sito a sito. In questo articolo proponiamo un metodo basato sull'utilizzo di indici spettrali e tecniche di *soft computing* per implementare un approccio multi-indice capace di superare questi limiti. In particolare, il metodo proposto utilizza ed integra un insieme di indici senza richiedere una scelta a priori di uno o più di essi: il metodo, inoltre, si adatta automaticamente ad un numero variabile di indici. L'utilizzo di tecniche di *soft computing* (funzioni di *membership* applicate a ciascun indice) riduce l'influenza delle soglie da applicare al dominio di ciascun indice permettendone l'utilizzo su larga scala.

### **L'approccio proposto**

La figura 1 presenta lo schema riassuntivo del metodo proposto in questo articolo. Il metodo si basa su un algoritmo di *region growing* dove i semi e i limiti per la crescita delle aree bruciate sono derivati dall'integrazione degli indici spettrali convertiti in gradi di *membership* di evidenza positiva e negativa di bruciato. Nel primo passo ciascuna scena multi-spettrale acquisita dal sensore TM/ETM+ è convertita in un set di indici spettrali (Spectral Indices) che vengono successivamente trasformati in evidenza positiva e negativa. L'evidenza positiva è data da un sottoinsieme del dominio di ogni indice che identifica le aree bruciate; dal momento che non è possibile identificare in modo univoco (senza errori di commissione) i valori spettrali delle aree percorse da incendio, il valore di evidenza positiva varia tra 0 e 1 dove i valori più alti corrispondono ad una maggiore probabilità di identificare correttamente pixel bruciati (minore confusione con aree non bruciate). In modo simmetrico, l'evidenza negativa è un sottoinsieme degli indici che identifica le aree non bruciate e varia tra 0 e 1.

Evidenza positiva e negativa vengono calcolate per ogni indice spettrale ( $IS_i$ ) tramite funzioni di membership ( $\mu_{IS_i}: \text{Dom}_i \rightarrow [0,1]$ ) definite in modo empirico a partire dagli istogrammi di frequenza di aree bruciate e non bruciate ed estratti da un training set.

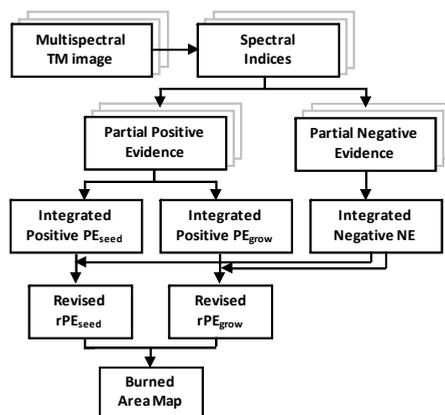


Figura 1 – Schema del metodo proposto per la mappatura delle aree bruciate da immagini TM/ETM+.

In una fase successiva, le evidenze positive vengono integrate con due diversi metodi per produrre i *layer* potenziali dei semi ( $PE_{seed}$ ) e di massima espansione dei perimetri ( $PE_{grow}$ ); allo stesso modo le evidenze negative sono integrate per derivare un unico *layer* (NE) che nel passo successivo verrà utilizzato per la revisione dei *layer* positivi ( $rPE_{seed}=PE_{seed}-NE$ ;  $rPE_{grow}=PE_{grow}-NE$ ). L'idea alla base della revisione è che i pixel fonte di confusione a cui è stata assegnata un'alta evidenza positiva avranno anche un'alta evidenza negativa che viene utilizzata per abbattere il valore di  $PE_{seed}$  e  $PE_{grow}$ . I due *layer* finali  $rPE_{seed}$  e  $rPE_{grow}$  costituiscono gli input per l'algoritmo di *region growing* codificato in linguaggio IDL. La mappa finale (*burned area map*) è caratterizzata da valori continui compresi fra 0 ed 1.

### Dati sperimentali e metodi

Il dataset utilizzato per testare il metodo proposto e descritto nella sezione precedente è costituito da sei scene Landsat TM acquisite per l'Europa meridionale nel 2003 (Tabella 1).

Tabella 1 – I dati TM acquisiti per l'anno 2003 ed i pixel campionati per ciascuna classe ed utilizzati per training e testing del metodo proposto.

Path/Row	Paese	Data	Bruciato	Ombre	Acqua	Vegetazione
204/032	Portogallo	12/08	1200	1000	881	1750
202/032	Spagna	15/09	1300	1613	1000	2455
203/034	Portogallo	24/10	1000	963	1000	1500
189/029	Croazia	04/09	1200	730	900	1800
184/034	Grecia	10/03	1955	1000	1277	1681
195/030	Francia	14/09	1500	1500	1000	1300

Le immagini TM sono state corrette radiometricamente e per l'effetto atmosferico (Masek et al., 2006) per estrarre la riflettanza al suolo  $\rho_i$  nelle bande TM ( $i=1, \dots, 7$ ). In questo primo test sono stati selezionati otto indici spettrali (Tabella 2), comunemente utilizzati in letteratura per la mappatura delle aree bruciate.

Tabella 2 – Gli indici spettrali utilizzati per l'applicazione del metodo proposto.

Indice Spettrale (SI)	Formula	Referenza
NDVI	$(\rho_4 - \rho_3) / (\rho_4 + \rho_3)$	Rouse et al., 1973
NBR	$(\rho_4 - \rho_7) / (\rho_4 + \rho_7)$	Key and Benson, 1999
NBR2	$(\rho_5 - \rho_7) / (\rho_5 + \rho_7)$	Key and Benson, 1999
MIRBI	$(10\rho_7 - 9.5\rho_5 + 2)$	Trigg and Flasse, 2001
CSI	$(\rho_4 / \rho_5)$	Smith et al., 2005
SAVI	$(\rho_4 - \rho_3)(1+L) / (\rho_4 + \rho_3 + L)$	Huete, 1988
EVI	$G^*(\rho_4 - \rho_3) / (\rho_4 + C_1\rho_3 - C_2\rho_1)$	Huete et al., 2002
EVI2	$G^*(\rho_4 - \rho_3) / (\rho_4 + C_3\rho_3 + 1)$	Jiang et al., 2008

$$L=0.5, G=2.5, C_1=6, C_2=7.5 \text{ e } C_3=2.4.$$

Dalle scene TM acquisite per l'area di studio, sono stati estratti mediante interpretazione visuale dei *training set* in corrispondenza di superfici bruciate e non; la numerosità (numero di pixel per classe per scena) dei *training set* è indicata in Tabella 1. I *training set* sono stati utilizzati per l'analisi di separabilità e per definire le funzioni di membership ( $\mu_{Si}$ ) per ciascuno degli otto indici  $IS_i$ .

L'analisi di separabilità è stata condotta calcolando la misura S (Eq. 1) per coppie di classi delle superfici identificate nel *training set* (vedi Tabella 1).

$$S = \frac{|\mu_{i,b} - \mu_{i,u}|}{(\sigma_{i,b} + \sigma_{i,u})} \quad [1]$$

dove  $\mu_{i,b}$  e  $\sigma_{i,b}$  sono, rispettivamente, la media e la deviazione standard delle aree bruciate e  $\mu_{i,u}$  e  $\sigma_{i,u}$  sono, rispettivamente, la media e la deviazione standard delle aree non bruciate (ombre, acqua e vegetazione non bruciata).

Le funzioni di *membership* che identificano le aree bruciate (evidenza positiva) sono state definite a partire dagli istogrammi di frequenza della classe bruciato del *training set* estratto su tutte le scene TM. Le funzioni permettono di scalare i valori del dominio di ogni indice tra 0 e 1, dove i valori minimi (massimi) sono associati ad una bassa (alta) probabilità di identificare i pixel bruciati. Per esempio, la funzione di evidenza positiva per l'indice NBR ( $\mu_{NBR,b}$ ) è definita come segue:  $\mu_{NBR,b}=1$  if  $NBR < -0.325$ ;  $\mu_{NBR,b}=0$  if  $NBR > 0.620$ ;  $\mu_{NBR,b}=0.66-1.06*NBR$  if  $-0.325 < NBR \leq 0.620$ . L'evidenza positiva è definita per tutti gli indici considerati a partire dall'ipotesi che ogni indice contribuisce anche se in modo parziale all'identificazione delle aree bruciate (convergenza dell'evidenza). Al contrario le funzioni di evidenza negativa sono state definite solo per NBR e MIRBI sulla base degli istogrammi derivati dal *training set* per le classi ombra e vegetazione. La formulazione è tuttavia simile a quella proposta per l'evidenza positiva. Per esempio per NBR (evidenza di non bruciato:  $\mu_{NBR,u}$ ):  $\mu_{NBR,u}=1$  if  $NBR \geq 0.605$ ;  $\mu_{NBR,u}=0$  if  $NBR < -0.290$ ;  $\mu_{NBR,u}=0.32+1.12*NBR$  if  $-0.290 < NBR \leq 0.605$ .

I gradi di *membership* dell'evidenza positiva ottenuti per ogni indice sono stati integrati con due diversi operatori Ordered Weighted Averaging (OWA) (Yager, 1988; Bone et al., 2005) per estrarre  $PE_{seed}$  e  $PE_{grow}$ : un operatore restrittivo ( $OWA_{most90}$  ( $most(x)=0$  for  $x \leq 0.9$ ;  $most(x)=10x-9$  for  $x > 0.9$ )) per derivare il *layer* dei semi a cui si richiede un'elevata accuratezza (basso errore di commissione) ed un operatore più rilassato ( $OWA_{most50}$  ( $most(x)=0$  for  $x \leq 0.5$ ;  $most(x)=2x-1$  for  $x > 0.5$ )) per il *layer* di crescita dei semi. Il *layer* di evidenza negativa è costruito a partire dai gradi di *membership* di NBR e MIRBI con un operatore di massimo e sottratto a  $PE_{seed}$  e  $PE_{grow}$ .

Il metodo proposto è stato testato su un'area estratta dalla scena TM acquisita per la Croazia (path/row 189/029) e le misure di accuratezza sono state calcolate per confronto con i perimetri delle aree percorse da incendio estratte tramite foto-interpretazione.

## Risultati

La tabella 3 riassume i risultati dell'analisi di separabilità tra aree bruciate e non per ciascun indice e classe. I valori di S mettono in evidenza come la capacità degli indici di separare spettralmente le

aree bruciate vari da indice a indice ed in funzione della superficie considerata, sebbene si possa identificare una certa superiorità degli indici NBR, NBR2 e MIRBI rispetto agli altri. Il motivo principale è che questi indici sono stati formulati specificamente per la mappatura delle aree bruciate e quindi tengono conto delle bande più sensibili ai cambiamenti spettrali indotti dal passaggio del fuoco.

Tabella 3 – Separabilità  $S$  tra aree bruciate e non.

	NBR	NBR2	NDVI	SAVI	CSI	MIRBI	EVI	EVI2
Ombre	1.47	1.08	0.79	0.19	0.56	0.24	0.16	0.17
Vegetazione	0.63	1.06	0.08	0.50	0.48	1.35	0.50	0.51
Acqua	1.11	0.08	0.64	0.91	0.60	0.20	0.89	0.90

Questi risultati mettono anche in evidenza la complementarità degli indici rispetto alle diverse superfici che spesso inducono ad un errore di misclassificazione (confusione spettrale) tra bruciato e non. Per esempio, l'indice NDVI è caratterizzato da una bassa separabilità ( $S=0.08$ ) tra bruciato e vegetazione mentre, per lo stesso confronto, l'indice MIRBI ha il valore massimo ( $S=1.35$ ): in un approccio, come quello proposto in questo lavoro, dove gli indici vengono integrati, la presenza dell'indice MIRBI può sicuramente bilanciare le mancanze dell'NDVI nel separare le aree bruciate dalla vegetazione. Ricordiamo che per migliorare l'accuratezza della mappatura delle aree bruciate abbiamo considerato nelle nostre analisi solo le superfici non bruciate normalmente fonte di confusione spettrale: quindi, per vegetazione si intendono aree vegetate in condizioni di non completa copertura (vegetazione sparsa) e/o vegetazione in condizioni di senescenza.

La tabella 3 mette anche in evidenza come NBR e MIRBI siano gli indici migliori per separare le aree bruciate dalle ombre e dalla vegetazione, rispettivamente. Questo è il motivo principale per cui questi due indici sono stati selezionati per costruire il *layer* di evidenza negativa utilizzato per la revisione dell'evidenza positiva costruita a partire dal contributo di tutti gli indici.

La figura 2 mostra un esempio dei *layer* di evidenza negativa derivati da NBR e MIRBI e di tre degli otto *layer* di evidenza positiva derivati da NBR, MIRBI ed NDVI. Questi *layer* sono costituiti da valori continui compresi tra 0 ed 1 dove, nel caso di evidenza positiva, i valori più alti (toni di rosso) assegnati a ciascuno pixel dalle funzioni indice-specifiche  $\mu_{i,b}$  rappresentano i pixel con più alta probabilità di essere bruciati; nel caso di evidenza negativa, invece, i valori più alti sono mappati in corrispondenza delle superfici non bruciate. Il confronto con l'immagine TM in falsi colori (RGB 543) (Figura 2a) mette in evidenza come, nel caso dell'evidenza positiva gli indici mostrati siano in accordo nell'assegnare i valori alti alle aree bruciate (convergenza dell'evidenza) mentre nel caso di evidenza negativa i valori più alti siano in corrispondenza di aree non bruciate ma di diverso tipo per NBR e MIRBI. Infatti, come evidenziato dall'analisi di separabilità MIRBI ha una capacità superiore nel discriminare le aree caratterizzate da vegetazione sparsa e/o secca (in basso a sinistra della figura).

Si può inoltre osservare che, nel caso dell'indice NDVI, vengono assegnati dei valori alti (rosso) a delle zone di ombra dovute alla topografia nell'area più montagnosa della scena (in basso a sinistra); tuttavia, questi valori saranno ridotti nella fase di integrazione dell'evidenza positiva e negativa dai valori alti di MIRBI negativo.

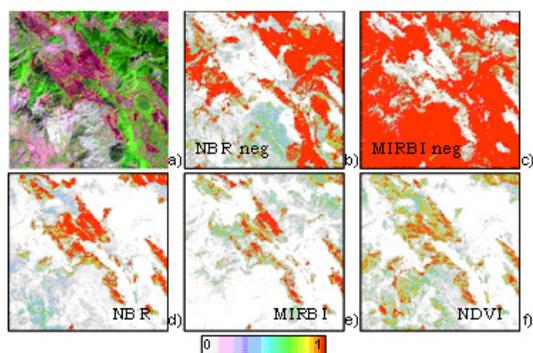


Figura 2 – a: Immagine Landsat TM in falsi colori (RGB 543) estratta dalla scena acquisita per la Croazia (path/row 189/029); grado di membership dell’evidenza negativa per NBR (b) e MIRBI (c); grado di membership dell’evidenza positiva per NBR (d), MIRBI (e) ed NDVI (f).

La figura 3 mostra la mappa delle aree bruciate (centro) e la mappa della distribuzione degli errori di commissione ed omissione rispetto ai vettori dei perimetri delle aree percorse da incendio ed individuati tramite foto-interpretazione. Il confronto con i perimetri fotointerpretati mette in evidenza l’accuratezza della mappatura: la maggior parte della superficie bruciata viene infatti classificata correttamente (aree arancioni nel pannello a destra della Figura 3) mentre vengono commessi alcuni errori di commissione (verde) ed omissione (blu). Gli errori di omissione sono principalmente dovuti ad aree non bruciate interne al poligono principale bruciato (isole).

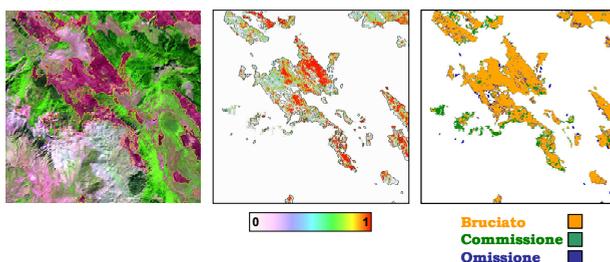


Figura 3 – Landsat TM in falsi colori (sinistra) per una area estratta dalla scena acquisita per la Croazia (path/row 189/029); mappa finale delle aree bruciate (centro) e mappa degli errori di classificazione (destra).

La validazione effettuata per l’area test mostrata nelle figure 2 e 3 ha portato le seguenti misure di accuratezza: accuratezza globale= 96%, omissione=10%, commissione=16%.

### Conclusioni

In questo articolo proponiamo un metodo innovativo per la mappatura delle aree bruciate da immagini Landsat TM/ETM+ basato su un approccio multi-indice e tecniche di *soft computing*. Il metodo si basa su un algoritmo di *region growing* dove i *layer* dei semi e di crescita sono derivati dall’integrazione dell’evidenza positiva portata dai diversi indici spettrali. L’integrazione è ottenuta applicando operatori di *soft computing* OWA che permettono di implementare funzioni diverse per ciascun *layer*. Inoltre un contributo significativo ed innovativo del nostro lavoro è l’utilizzo dell’evidenza negativa (evidenza di non bruciato) per la revisione dei *layer* integrati di evidenza positiva allo scopo di ridurre gli errori di commissione (falsi positivi). La valutazione dell’accuratezza della mappa delle aree bruciate, derivata per un’area test estratta da una scena TM

acquisita per la Croazia nell'estate 2003, ha prodotto risultati soddisfacenti (accuratezza globale=96%, omissione=10% e commissione=16%).

### **Ringraziamenti**

Il software "SDSS" utilizzato per le analisi è stato sviluppato nell'ambito del progetto di ricerca "Convenzione operativa del CNR-IDPA & Dip. di Informatica – Facoltà di Ingegneria dell'Università di Bergamo ". L'attività di uno degli autori è stata finanziata nel quadro del programma Short-term Mobility (anno 2010) del Consiglio Nazionale delle Ricerche, Italia, ed ospitato da CNR-IREA, Milano.

### **Riferimenti bibliografici**

- Bastarrika, A., Chuvieco E., Pilar Martín M. (2011), "Mapping burned areas from Landsat TM/ETM+ data with a two-phase algorithm: balancing omission and commission errors", *Remote Sensing of Environment*, 115: 1003-1012.
- C. Bone, S. Dragicevic, and A. Roberts (2005), "Integrating high resolution remote sensing, GIS and fuzzy set theory for identifying susceptibility areas of forest insect infestations", *International Journal of Remote Sensing*, 26(21): 4809-4828.
- Chuvieco E., Martín M.P., Palacios A. (2002), "Assessment of different spectral indices in the red-near-infrared spectral domain for burned land discriminations. *International Journal of Remote Sensing*, 23: 5103-5110.
- Huete A.R. (1988), "A soil-adjusted vegetation index (SAVI)", *Remote Sens. Environ.*, 25(3): 295-309.
- Huete A.R., K. Didan, T. Miura, E.P. Rodriguez, X. Gao and L.G. Ferreira (2002), "Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices", *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2): 195-213.
- Jiang Z., A.R. Huete, K. Didan, and T. Miura (2008), "Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band", *Remote Sensing of Environment*, 112(10): 3833-3845.
- Key C.H., and N.C. Benson (1999), "Measuring and remote sensing of burn severity," In *Proc. Joint Fire Science Conference and Workshop*, L.F. Neuenschwander & K.C. Ryan (Eds.), vol. II, Moscow, ID: Univ. of Idaho and Int. Ass. of Wildland Fire, p. 284.
- Laneve, G., M.M., Castronuovo, E.G., Cadau, (2006), "Continuous monitoring of forest fires in the Mediterranean area using MSG", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(10): 2761-2768.
- Quintano C., Fernández-Manso A., Fernández-Manso O., and Shimabukuro Y.E.(2006), "Mapping burned areas in Mediterranean countries using spectral mixture analysis from uni-temporal perspective", *International Journal of Remote Sensing*, 27: 645-662.
- Rouse J.W., R.H. Haas, J.A. Schell, and D.W. Deering (1973), "Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS", *Third ERTS Symposium*, NASA SP-351, vol. 1, pp. 309-317.
- Smith A.M.S., M.J. Wooster, N.A. Drake, F.M. Dipotso, M.J. Falkowski, A.T. Hudak (2005), "Testing the potential of multi-spectral remote sensing for retrospectively estimating fire severity in African Savannahs," *Remote Sensing of Environment*, 97(1): 92-115.
- Trigg S., and S. Flasse (2001), "An evaluation of different bi-spectral spaces for discriminating burned shrub-savanna", *International Journal of Remote Sensing*, 22(13): 2641-2647.
- Yager, R.R. (1988), "On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking", *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 18(1): 183-190.