

Uso di dati telerilevati multispettrali ed
iperspettrali per lo studio delle condizioni di
stress e la simulazioni degli scambi di
carbonio in ecosistemi terrestri.

Gianluca Tramontana

Dario Papale

Indice generale

1. Introduzione.....	4
1.1 Il telerilevamento applicato allo studio dell'ecologia forestale.....	4
1.2 I flussi tra ecosistemi terrestri e atmosfera.....	5
1.3 Il tenore idrico della vegetazione: variabili di interesse.....	6
1.4 Il contenuto idrico fogliare e sue interazioni con la radiazione.....	8
1.5 Il telerilevamento per la stima del tenore idrico della vegetazione.....	9
1.5.1 Gli indici di vegetazione sensibili al tenore idrico della vegetazione.....	9
1.5.2 Scala spaziale di studio.....	12
1.5.2.1 Scala Fogliare.....	13
1.5.2.2 Scala di chioma e di paesaggio.....	15
1.6 Il telerilevamento applicato alla stima dei flussi.....	17
1.7 Il contributo della tecnica Eddy covariance e della modellistica empirica nell'up-scaling dei flussi di C e di H ₂ O.....	19
2. Obiettivi.....	22
3. Materiali e metodi.....	24
3.1 Studio delle relazioni tra variabili telerilevate e variabili rappresentative del tenore idrico della vegetazione.....	24
3.1.1 Simulazioni al modello di trasferimento radiativo PROSAIL.....	24
3.1.1.1 Il modello PROSAIL (PROSPECT + SAIL).....	25
3.1.1.2 Simulazioni al modello PROSAIL: analisi di sensitività e calcolo degli indici.....	26
3.1.1.3 Analisi statistica sui dati simulati.....	27
3.1.2 Esperimento su piante in vaso.....	29
3.1.3 Monitoraggio del tenore idrico della vegetazione nei siti agrari e forestali di Roccarespanpani.....	30
3.1.4 Individuazione di coppie di bande sensibili al tenore idrico gravimetrico della vegetazione e proposta di un indice normalizzato.....	31
3.2 Analisi dei flussi a scala ecosistemica. Studio delle relazione tra flussi e dati telerilevati satellitari.....	32
3.2.1 I siti di studio.....	32
3.2.2 Acquisizione e pre-processamento dei dati satellitari MODIS.....	33
3.2.3 Acquisizione e pre-processamento dei dati eddy-covaraiance.....	34

3.2.4	Analisi statistica delle relazioni tra flussi di LE e GPP con gli indici di vegetazione.....	34
3.2.5	Analisi dei trend nei periodi di stress idrico progressivo.....	35
3.3	Up-scaling dei flussi di GPP mediante modellistica empirica.....	36
3.3.1	Il MODEL TREE.....	36
3.3.1.1	Sviluppo del Model Tree.....	37
3.3.1.2	I dataset.....	40
3.3.1.3	Validazione del modello.....	40
4	Risultati e discussioni.....	42
4.1	Sensitività degli indici telerilevati al tenore idrico della vegetazione.....	42
4.1.1	Correlazione tra indici di vegetazione calcolabili dai dati acquisiti dai più utilizzati sensori satellitari e variabili rappresentative del contenuto idrico della vegetazione.....	42
4.1.1.1	Analisi condotta su dati simulati.....	42
4.1.1.2	Analisi condotta su dati misurati sperimentalmente su piante coltivate in vaso.....	45
4.1.1.3	Analisi condotta su dati misurati acquisiti nei siti agrari e forestali di Roccarespampani.....	49
4.1.2	Coppie di bande significativamente correlate con gli indicatori di tenore idrico fogliare a livello di chioma ai fini del calcolo di un indice normalizzato sensibile al tenore idrico fogliare.....	55
4.2	Analisi delle relazioni tra variabili telerilevate da satellite (indici di vegetazione e temperatura di brillantezza) e flussi di LE e GPP.....	60
4.2.1	Calore latente di evapotraspirazione (LE).....	60
4.2.2	Gross Primary Production.....	64
4.2.3	Analisi dei trend degli indici telerilevati nei periodi di stress idrico progressivo.....	69
4.3	Up-scaling dei flussi di GPP: validazione e analisi delle incertezze.....	73
5	Conclusioni.....	79
6	Bibliografia.....	81

1. Introduzione

1.1 Il telerilevamento applicato allo studio dell'ecologia forestale

Il telerilevamento (o Remote sensing) è la disciplina scientifica che permette di ricavare informazioni, qualitative e quantitative, su oggetti posti a distanza e sull'ambiente circostante mediante misure di energia elettromagnetica, emessa, riflessa o trasmessa, che interagisce con le superfici di interesse (Brivio *et al.*, 2006). Numerosi sono gli strumenti mediante i quali è possibile acquisire i dati telerilevati tra i quali troviamo sensori passivi come camere o scanner multispettrali ed iperspettrali, montati su piattaforme satellitari o aeree, spettroradiometri da campo, oppure sensori attivi quali ad esempio i laser scanner o strumenti radar. Nonostante questo strumento presenti numerosi limiti in termini di variabili acquisibili, il grande pregio del telerilevamento è quello di fornire informazioni su ampia scala spaziale, ad elevata risoluzione temporale, per aree poco accessibili da terra.

Nell'ambito dell'ecologia forestale numerose e crescenti sono state le applicazioni che ha trovato il telerilevamento. Attualmente attraverso i sensori satellitari ed aerei è possibile ottenere numerose tipologie di informazioni, quali:

- mappe di uso del suolo, delle tipologie di vegetazione, degli habitat. Tramite queste informazioni è possibile stimare le tendenze nei cambiamenti di uso del suolo, mettendo in evidenza criticità che vanno dalla perdita dei sink di assorbimento del carbonio all'erosione del paesaggio e degli habitat naturali;
- monitoraggio dei fattori di stress (temperature, stress idrico);
- mappatura e monitoraggio degli incendi sia su scala di dettaglio che continentale, e stima delle emissioni di ossidi di Carbonio (CO_x);
- mappatura e stima delle biomasse epigee, sia mediante i dati acquisiti dai sensori passivi, sia mediante sensori attivi, come i laser scanner, attraverso i quali è possibile costruire dei modelli tridimensionale del popolamento.
- modellizzazione dei flussi di energia, CO₂ e H₂O su vasta scala spaziale.

1.2 I flussi tra ecosistemi terrestri e atmosfera

Uno dei principali oggetti di interesse dell'ecologia forestale è senz'altro rappresentato dallo studio delle interazioni tra terra e atmosfera e quello dei flussi di C, energia ed H₂O. Questi tre elementi sono strettamente interconnessi tra loro ed in questo contesto le piante svolgono un ruolo centrale.

Della radiazione solare netta che arriva sulla superficie terrestre, solo una minima frazione viene fissata nella sostanza organica, mentre la maggior parte è dissipata come flussi di calore sensibile (H), di calore dal suolo (G) e di calore latente di evapotraspirazione (LE). L'equazione del bilancio energetico espressa mediante le componenti dominanti risulta la seguente:

$$R_n - G = H + LE \quad (1)$$

in cui R_n rappresenta la radiazione solare netta, G il flusso di calore al suolo, H il flusso di calore sensibile ed LE il flusso di calore latente di evapotraspirazione.

A parità di radiazione solare incidente, la quantità di calore che viene dissipato come evapotraspirazione dipende fortemente dalla disponibilità di acqua, nonché dal tipo e densità della copertura vegetale. La proporzione di energia che viene dissipata sotto forma di evapotraspirazione può essere rappresentata matematicamente da due parametri: il rapporto di *Bowen* ed *Evaporative Factor*.

Il rapporto di *Bowen* o *Bowen ratio* (β) è espresso come il rapporto tra flusso di calore sensibile e flusso di calore latente di evapotraspirazione,

$$\beta = \frac{H}{LE} \quad (2)$$

mentre *Evaporative factor* (EF) è espresso come il rapporto tra flusso di calore di evapotraspirazione e somma dei flussi di calore di evapotraspirazione e di calore sensibile.

$$EF = \frac{LE}{(LE + H)} \quad (3)$$

Osservando le formule risulta facile intuire che quanto più EF tende ad uno e β a zero, tanto maggiore sarà l'effettiva disponibilità idrica e la tendenza del sistema a dissipare energia come calore latente di evapotraspirazione.

La disponibilità di H₂O è inoltre uno dei principali fattori che influenzano la fisiologia delle piante. Da questa dipende fortemente il potenziale idrico, il cui gradiente rappresenta la forza che guida l'acqua dal suolo alle piante e da queste all'atmosfera. Una buona disponibilità idrica consente di mantenere un buon turgore cellulare e buoni livelli di conducibilità stomatica, con notevole beneficio per l'attività fotosintetica.

Ne deriva che evapotraspirazione ed assorbimento di CO₂ siano fenomeni strettamente interconnessi e in molte situazioni direttamente proporzionali.

1.3 Il tenore idrico della vegetazione: variabili di interesse.

L'acqua è un componente fondamentale delle piante, di cui ne condiziona strettamente la vigoria, i tratti filogenetici e fenotipici, l'efficienza fotosintetica (Cheng *et al.*, 2011). La quantità di acqua contenuta nei tessuti vegetali ne esprime il tenore idrico.

Lo stress idrico è uno stato fisiologico della vegetazione indotto da un basso tenore idrico; esso può determinare conseguenze più o meno gravi per le piante che vanno da una riduzione della traspirazione, della conduttanza stomatica, e dell'accrescimento (Ghulam *et al.*, 2008), fino a seri squilibri fisiologici che possono favorire l'insorgere di patologie, embolie e la morte anche per colpi apoplettici.

I fattori che possono essere fonte di stress idrico delle colture e degli ecosistemi vegetali comprendono il tenore idrico del suolo e della vegetazione, la temperatura della chioma, l'eccessiva evapotraspirazione, il contenuto idrico fogliare ed il potenziale idrico fogliare (Ghulam *et al.*, 2008).

La conoscenza del tenore idrico della vegetazione può contribuire ad individuarne lo stato fisiologico, fornire utili informazioni in campo agricolo per la gestione dell'irrigazione, determinare la suscettibilità agli incendi (Colombo *et al.*, 2008).

Diversi sono i parametri utilizzati per esprimere il tenore idrico fogliare.

Il potenziale idrico è il potenziale chimico di una soluzione ad una certa temperatura e volume, riferito al potenziale chimico di un campione di acqua pura; dipende da diversi fattori quali il

turgore cellulare, la concentrazione dei soluti, e le interazioni tra fase liquida e fase solida, (fenomeni di di capillarità).

Il potenziale idrico fogliare è soggetto a forti cambiamenti giornalieri; aumenta durante la notte, quando l'attività fotosintetica è sospesa, diminuisce durante il giorno, come conseguenza dell'evapotraspirazione, dei processi fotosintetici, e dell'attività stomatica. É proprio dalle variazioni stagionali delle dinamiche giornaliere che si possono individuare eventuali condizioni di stress. Il potenziale idrico fogliare può essere stimato attraverso strumenti dette camere a pressione. Poiché il contenuto in termini assoluti di acqua è solo uno dei fattori che ne influenzano il valore, per determinare la quantità di acqua presente nelle foglie si preferisce prendere come riferimento misure effettuate con metodi gravimetrici quali il Gravimetric Water Content, (GWC) ed il leaf Equivalent Water Thickness (EWT, g/cm²) (Colombo *et al.*, 2008).

Il GWC indica la quantità di acqua presente nelle foglie in termini di frazione in peso rispetto agli altri costituenti; può essere espresso come il peso dell'acqua contenuta nelle foglie rapportato al peso secco (FMC) o al peso fresco (LWC_F) (Cheng *et al.*, 2011). Il FMC è largamente applicato nella modellizzazione del rischio d'incendio (Cheng *et al.*, 2011; Chuvieco *et al.*, 2002). mentre LWC_F è maggiormente utilizzato nell'ambito dell'ecologia applicata (Cheng *et al.*, 2011).

FMC ed EWT sono parametri largamente applicati nell'ambito dello studio del tenore idrico della vegetazione mediante telerilevamento aereo e satellitare. Concettualmente, a livello fogliare, se si prende in considerazione un'onda elettromagnetica riflessa dal mesofillo, EWT_{leaf} ne rappresenta lo spessore ottico di assorbimento dovuto all'acqua (Seelig *et al.*, 2008,).

Rispetto alla definizione concettuale, EWT_{leaf} viene sperimentalmente determinato come il rapporto tra il contenuto idrico assoluto e l'area fogliare.

Nella maggior parte degli studi che interessano la stima di EWT da telerilevamento, il valore medio di chioma di EWT_{leaf} ($\overline{EWT}_{leaf}$) viene utilizzato per stimare lo spessore idrico equivalente della chioma (EWT_{canopy}) mediante l'indice di area fogliare (LAI) ed il seguente prodotto.

$$EWT_{canopy} = LAI * \overline{EWT}_{leaf} \quad (4)$$

Quando l'area delle singole foglie non è di facile determinazione, come ad esempio per le conifere, si preferisce utilizzare il GWC (Cheng *et al.*, 2011). Altre variabili gravimetriche di interesse sono il contenuto idrico assoluto (AWC) e quello relativo (RWC). AWC viene determinato come la differenza tra il peso fresco ed il peso secco fogliare mentre il RWC fornisce informazioni del contenuto idrico nei tessuti fogliari in relazione al punto di saturazione o di massimo turgore (Eitel *et al.*, 2006). RWC non fornisce informazioni circa il contenuto idrico del suolo e l'accuratezza di

stima si riduce sensibilmente quando il peso fogliare alla saturazione (o punto di massimo turgore) non può essere determinato con precisione.

1.4 Il contenuto idrico fogliare e sue interazioni con la radiazione.

Una delle misure di prevalente interesse nel telerilevamento è rappresentata dalla riflettanza. Come precedentemente accennato la radiazione incidente sulla superficie di un qualsiasi corpo può essere assorbita, trasmessa e riflessa. La riflettanza può essere schematicamente definita come la proporzione di luce incidente che una superficie è in grado di riflettere; matematicamente può essere rappresentata dal rapporto tra l'intensità del flusso radiante riflesso e l'intensità del flusso radiante incidente. Quello che realmente accade è che la radiazione incidente può essere immediatamente riflessa o assorbita dalla superficie di un corpo ma anche trasmessa ovvero l'onda elettromagnetica non interagisce con la superficie e attraversa il corpo. In questa situazione l'onda elettromagnetica può attraversare completamente il corpo oppure interagire con gli elementi interni dai quali può essere assorbita o riflessa. Le capacità con cui un corpo interagisce con la radiazione elettromagnetica dipendono dalle caratteristiche chimico-fisiche dello stesso e variano in relazione alla lunghezza d'onda della radiazione elettromagnetica con cui interagisce.

A livello fogliare, la riflessione delle onde elettromagnetiche si verifica prevalentemente al livello del mesofillo spugnoso (figura 1) ed è dovuta alla differenza tra l'indice di rifrazione delle pareti cellulari e le soluzioni presenti negli spazi intercellulari (Seeling *et al.*, 2008).

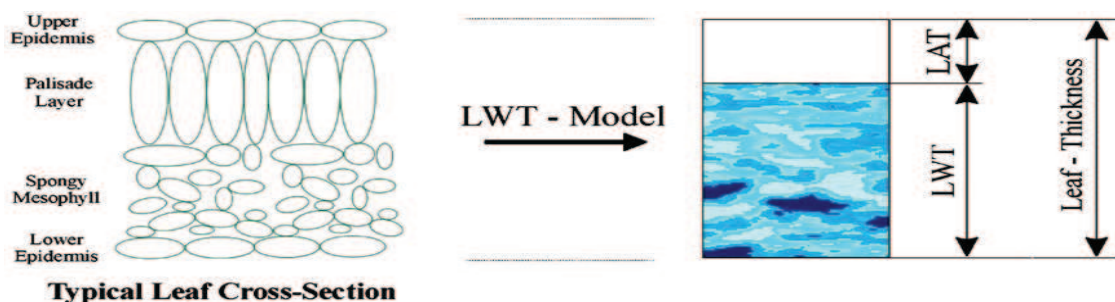


Figura 1: rappresentazione del modello contettuale di EWT fogliare (immagine tratta da Seeling *et al.*, 2008).

L'acqua delle foglie interagisce con la radiazione in specifiche regioni dello spettro elettromagnetico in particolare in quella dello *ShortWave InfraRed* (SWIR), un range dell'infrarosso

(IR) riflesso compreso tra 1000 e 2500 nm. All'interno di questa regione, la sensibilità non è omogenea e varia in funzione della lunghezza d'onda. C'è da aggiungere che ulteriori elementi influenzano la riflettanza a livello fogliare nella regione dello SWIR quali la sostanza secca, lo spessore fogliare e la struttura interna (Maki *et al.*, 2004). A scala di paesaggio la riflettanza delle chiome, in particolare in questa regione dello spettro elettromagnetico, è influenzata non solo dalle proprietà ottiche delle foglie ma anche dalla geometria di presa, dall'indice di area fogliare (LAI) delle chiome, dalla riflettanza del background e dalle condizioni atmosferiche (Zarco-Tejada *et al.*, 2003).

1.5 Il telerilevamento per la stima del tenore idrico della vegetazione

La stima del tenore idrico della vegetazione mediante telerilevamento si basa fondamentalmente su due approcci principali: l'inversione dei modelli di trasferimento radiativo ed i metodi empirici.

I metodi empirici sono i più semplici in quanto necessitano solo dell'acquisizione di un campione di dati delle variabili da spiegare e di quelle previsionali (i dati telerilevati) ed eventualmente di dati ancillari al fine di circoscrivere le condizioni di applicabilità. I metodi empirici presentano come principale limite quello di poter essere applicati in contesti analoghi a quello in cui è stata effettuata la stima dei parametri. Questo vuol dire che una volta stimati i parametri del modello, in fase applicativa, il range di variazione delle variabili in input deve essere lo stesso di quello delle variabili utilizzate per la parametrizzazione, al fine di avere un'incertezza negli output verosimile a quella stimata per il modello. Questo non sempre può essere sufficiente in quanto anche il contesto di applicabilità, definito da variabili ancillari che non entrano direttamente nel modello deve essere definito (es specie, tipologia di vegetazione, tipologia di suolo, clima, condizioni atmosferiche); per quanto riguarda la stima dello stress idrico della vegetazione determinanti sono il range del LAI, il tipo di vegetazione, il background etc. I metodi empirici utilizzano informazioni sintetiche estraibili dai dati telerilevati quali ad esempio gli indici vegetazione i quali vengono frequentemente calcolati come rapporti o rapporti normalizzati tra bande multispettrali.

1.5.1 Gli indici di vegetazione sensibili al tenore idrico della vegetazione

Al fine di stimare il contenuto idrico fogliare mediante gli indici di vegetazione si possono individuare due approcci principali: diretto ed indiretto. L'approccio di tipo indiretto non si basa su misure dirette del contenuto idrico della vegetazione né su estimatori calcolati con una o più bande suscettibili di assorbimento da parte dell'acqua. Piuttosto, si applicano indici di vegetazione basati su bande multispettrali sensibili al contenuto in clorofilla, alla cellulosa (*Greenness Index*, *GI*, es. *Normalized Difference Vegetation Index*, *NDVI*, *Enhanced Vegetation Index*, *EVI*), assumendo che esista una correlazione stretta tra queste variabili e la variazione del contenuto idrico fogliare (Davidson *et al.*, 2006). In genere si utilizza la riflettanza nel rosso (R, all'interno della regione del visibile) e nel vicino infrarosso (NIR). Le variazioni nel contenuto di clorofilla possono essere causate anche da altri fattori quali carenze di elementi nutritivi, malattie, stress, tossicità e stadio fenologico (Ceccato *et al.*, 2001). Da questo ne risulta che l'approccio indiretto è applicabile solamente in contesti in cui è verificato che esiste una relazione tra contenuto idrico ed in clorofilla (Ceccato *et al.*, 2001), oppure per stime di EWT_{canopy} in ecosistemi aridi caratterizzati da bassi valori di LAI (Cheng *et al.*, (2008).

L'approccio diretto si basa sull'utilizzazione, quale variabile previsionale, di indici di vegetazione calcolati con una o più bande sensibili al contenuto idrico fogliare (*Water Index*, *WI*). In genere si utilizzano gli indici calcolati sulla base della riflettanza misurata nel NIR e nello SWIR (quest'ultima sensibile al contenuto idrico fogliare), come ad esempio in *Normalized Difference Infrared Index* (*NDII*) (Hardinsky *et al.*, 1983), *Moisture Stress Index* (*MSI*) (Hunt *et al.*, 1989), *Global Vegetation Moisture Index* (*GVMI*) (Ceccato *et al.*, 2002) e *NIR–SWIR derivative* (*DER4.5*) (Davidson *et al.*, 2006).

Questi indici sono frequentemente calcolati partendo dalla riflettanza misurata su due bande, una acquisita nel NIR e l'altra nello SWIR. Tra i più comuni *Water Index* è possibile citare *NDWI* e *WI*. *NDWI* (*Normalized Difference Water Index*) è stato proposto da Gao *et al.* nel 1996 ed è calcolato come:

$$NDWI = \frac{(\rho_{860} - \rho_{1240})}{(\rho_{860} + \rho_{1240})} \quad (5)$$

in cui ρ_{860} ρ_{1240} sono le riflettanze rispettivamente ad 860 e 1240 nm, quest'ultima suscettibile di assorbimento da parte dell'acqua.

WI, proposto da Peñuelas *et al.*, (1997) viene espresso come il rapporto tra:

$$WI = \frac{\rho_{900}}{\rho_{970}} \quad (6)$$

in cui ρ_{900} ρ_{970} sono la riflettanza rispettivamente a 900 nm (non sensibile al contenuto idrico) e 970 nm (sensibile al contenuto idrico). Alcuni autori suggeriscono che WI sia sensibile al contenuto idrico per valori di LAI compresi tra 2 e 4 (Claudio *et al.*, 2006).

Nel corso degli anni sono stati elaborati altri indici cercando di combinare diverse bande IR e SWIR ottenendo risultati variabili in termini di sensibilità al contenuto idrico della vegetazione. La seguente tabella (*Tabella 1*) presenta una lista di alcuni *Water Index* maggiormente utilizzati e riportati in letteratura.

Tabella 1 alcuni indici di vegetazione maggiormente utilizzati e riportati in letteratura

Name	Formula	Reference	Note
NDWI (Normalized vegetation water index)	$NDWI = \frac{(\rho_{nir} - \rho_{swir})}{(\rho_{nir} + \rho_{swir})}$	Gao <i>et al.</i> , 1996	
WI (Water Index)	$WI = \frac{\rho_{900}}{\rho_{970}}$	Peñuelas <i>et al.</i> , 1997	
SRWI (Simpe Ratio Water Index)	$SRWI = \frac{\rho_{860}}{\rho_{1240}}$	Zarco-Tejada <i>et al.</i> , 2003	
NDII (Normalized Difference Infrared Index)	$NDII = \frac{(\rho_{819} - \rho_{1600})}{(\rho_{819} + \rho_{1600})}$	Hardinsky <i>et al.</i> , 1983	
SIWSI Shortwave Infrared Water Stress Index	$SIWSI = \frac{(\rho_{B2} - \rho_{B6})}{(\rho_{B2} + \rho_{B6})}$	Fensholt <i>et al.</i> , 2003	Bande del sensore MODIS
MSI (Moisture Surface Index)	$MSI = \frac{\rho_{1600}}{\rho_{819}}$	Hunt and Rock 1989; Ceccato <i>et al.</i> , 2001	
DWI (Difference Water Index)	$DWI = \frac{(\rho_{816} - \rho_{2218})}{(\rho_{816} + \rho_{2218})}$	Datt <i>et al.</i> , 1999	
GMVI (Global Moisture Vegetation Index)	$GMVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{swir} + 0.08)}{(\rho_{NIR} + \rho_{swir} + 0.12)}$	Ceccato <i>et al.</i> , 2002	
DER 4–5 (derivative index)	$DER_{(NIR, SWIR)} = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{SWIR})}{(\lambda_{NIR} + \lambda_{SWIR})}$	Davidson <i>et al.</i> , 2006	

Chuvieco *et al.* (2002), in uno studio condotto su praterie ed arbusteti mediterranei, hanno trovato correlazioni significative tra l'indice normalizzato NDII, derivato da dati Landsat/TM ed il FMC. Altri autori sostengono che gli indici telerilevati hanno maggiori possibilità di correlare con EWT rispetto a FMC. I dati acquisiti nel corso dell'esperimento LOPEX93, hanno evidenziato che il

rapporto tra riflettanze acquisite nelle regioni SWIR e NIR era strettamente correlato con EWT_{canopy} ma non con FMC (Ceccato *et al.* 2001). Ceccato *et al.*, (2002a) hanno sviluppato mediante un approccio teorico il Global Vegetation Moisture Index (GVMI); successivamente testato con dati raccolti in campo l'indice è risultato correlato con EWT_{canopy} in diversi ambienti quali steppe arbustive, savane arbustive e arborate del Senegal (Ceccato *et al.*, 2002b).

Fensholt e Sandholt (2003) in siti di studio della regione semi arida del nord del Senegal, hanno dimostrato che gli indici normalizzati come ad esempio lo Shortwave Infrared Water Stress Index, (SIWSI), calcolato con le bande 2 e 6 del sensore MODIS possono correlare con l'umidità superficiale del suolo.

Chuvieco *et al.* (2002) hanno mostrato che gli indici spettrali basati sul contrasto tra SWIR e NIR acquisiti da Landsat-TM data (es. NDII, DER 4–5) correlano con FMC misurato in praterie e formazioni arbustive. Tutto questo è anche confermato da Serrano *et al.* (2000) in uno studio effettuato sulla vegetazione del Chaparral, i quali, utilizzando dati aerei acquisiti dal sistema AVIRIS, hanno mostrato che i valori di RWC erano correlati con gli indici MSI ($R^2 \sim 0.59$) ed NDII ($R^2 \sim 0.62$) piuttosto che con NDVI ($R^2 \sim 0.35$).

Nonostante i dati pubblicati siano piuttosto incoraggianti, gli effetti della variabilità nella struttura interna fogliare, anche intraspecifici, nel contenuto in sostanza secca, nella riflettanza del suolo, nelle caratteristiche strutturali della chioma e nel LAI, possono precludere l'applicazione del metodo empirico diretto (Zarco-Tejada *et al.*, 2003).

Eitel *et al.*, (2006) hanno sottolineato che in *Populus spp.* gli indici di vegetazione basati sulle riflettanze nelle regioni NIR e SWIR sono sensibili solo se vi sono grandi variazioni nel tenore idrico fogliare (GWC) sia per analisi condotte a livello fogliare che di chioma.

1.5.2 Scala spaziale di studio

Un fattore molto importante è la scala spaziale di studio, in virtù della quale il peso dei fattori agenti può cambiare considerevolmente.

Alla scala spaziale è legata la presenza e il contributo dei fattori che significativamente contribuiscono alla variabilità delle firme spettrali e pertanto condiziona fortemente la scelta della strategia di analisi delle relazioni tra dati spettrali e contenuto idrico fogliare.

A scala fogliare, c'è un minor numero di fattori che agiscono sulla riflettanza rispetto a quella di chioma, in cui intervengono oltre alle variazioni delle caratteristiche chimico-fisiche fogliari, la

geometria di acquisizione, la struttura della chioma e la distribuzione nello spazio delle foglie, il LAI, la tipologia di background.

Di seguito verranno presentate le principali scale spaziali di indagine del tenore idrico della vegetazione mediante telerilevamento ed i relativi problemi e incertezze connesse

1.5.2.1 Scala Fogliare

La scala fogliare è quella che presenta un minor numero di variabili interagenti ed i principali fattori che influenzano la riflettanza nell'ambito del visibile e dell'infrarosso riflesso sono, oltre il contenuto idrico, quello in pigmenti fogliari, quali clorofilla e carotenoidi, la sostanza secca, soprattutto cellulosa e lignina e la struttura del mesofillo fogliare. Diversi modelli di trasferimento radiativo a scala fogliare sono stati elaborati nel corso degli anni e la loro analisi ha consentito di individuare delle finestre sensibili al tenore idrico fogliare.

Simulazioni condotte con il modello PROSPECT e dati sperimentali hanno identificato regioni sensibili al tenore idrico fogliare approssimativamente a 970, 1240, 1450 e 1950 nm (Colombo *et al.*, 2008).

Dai dati sperimentali si è visto che i cambiamenti del contenuto idrico fogliare inducono cambiamenti nella forma, ampiezza, ed anche posizione dei picchi di assorbimento nelle diverse bande. In particolare, al diminuire di FMC, il picco di assorbimento situato nell'intervallo 1670–1830 nm si sposta verso regioni a lunghezze d'onda minori e la forma dello spettro osservata tra 2000 - 2200 nm cambia gradualmente da convessa a concava (Cheng *et al.*, 2011) (figura 2).

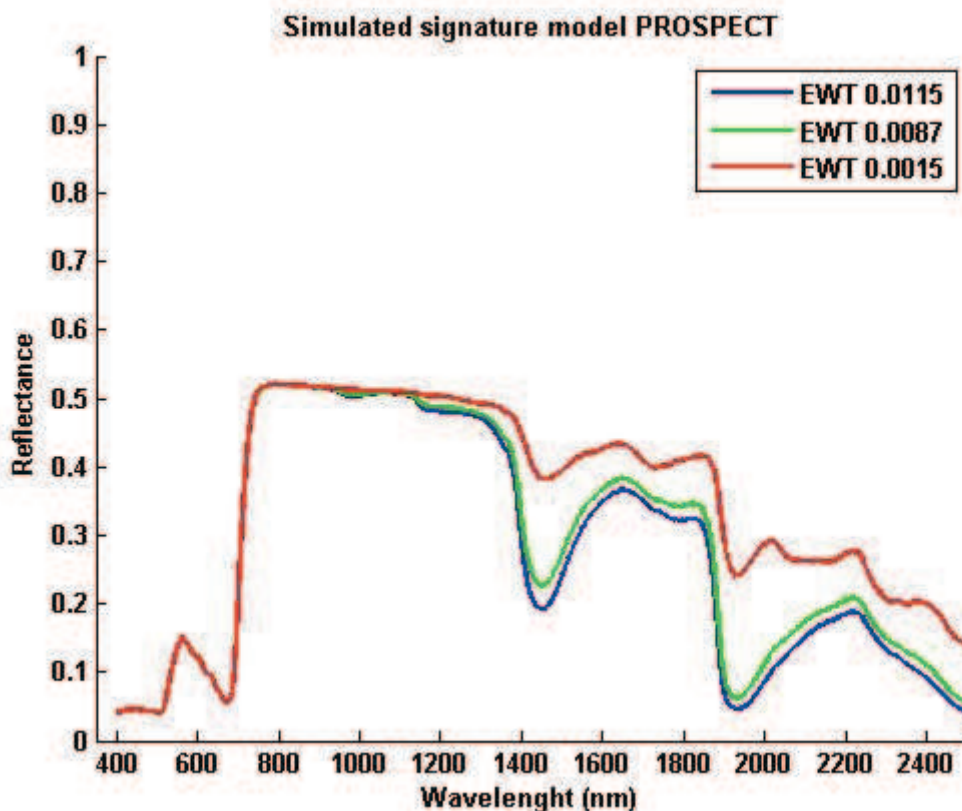


Figura 2: l'immagine riporta l'andamento di tre curve di riflettanza simulate al modello PROSAIL utilizzando come input tre livelli di EWT. Si può notare come al diminuire di EWT il picco di assorbimento situato nell'intervallo 1670–1830 nm si sposta verso regioni a lunghezze d'onda minori e la forma dello spettro osservata tra 2000-2200 nm cambia gradualmente da convessa a concava

Le recenti ricerche hanno mostrato che la riflettanza fogliare è legata a cambiamenti di EWT_{leaf} piuttosto che ai cambiamenti in GWC (Ceccato *et al.*, 2001; Davidson *et al.*, 2006; Maki *et al.*, 2004), risultata ben correlata con semplici rapporti e rapporti normalizzati tra bande NIR e SWIR (Colombo *et al.*, 2008; Ceccato *et al.* 2001).

Come accennato, si ritiene più complesso interpretare FMC a livello fogliare tramite spettri di riflettanza. Maki *et al.*, (2004) in un esperimento multi-specie hanno osservato che NDWI ha ottenuto relazioni significative con FMC solo con *Liriodendron tulipifera*, ma non con altre specie. Questo poiché il peso secco dei campioni analizzati in *L. tulipifera* è risultato molto omogeneo e pertanto la variabilità in FMC è risultata essere determinata prevalentemente dal contenuto idrico fogliare. Lo stesso indice ha dato invece buone relazioni con EWT_{leaf} in tutte le specie considerate in questo studio. Questo significa che NDWI è fortemente legato alla quantità di acqua per unità di superficie ma non alla quantità di acqua per unità di peso secco fogliare. Questo risultato si può spiegare con il fatto che, a livello fogliare, sia EWT_{leaf} che NDWI sono influenzati alla lunghezza del percorso di assorbimento dell'acqua, mentre la variabile FMC è condizionata anche dal

contenuto in sostanza secca equivalente, una variabile che svolge un ruolo secondario nel processo di trasferimento radiativo nelle bande multispettrali utilizzate per il calcolo di NDWI (Colombo *et al.*, 2008; Ceccato *et al.*, 2001; Maki *et al.*, 2004).

Anche dall'inversione del modello PROSPECT si sono ottenuti risultati che confermano l'esistenza di buone correlazioni tra dati iperspettrali con EWT_{leaf} ma non con FMC (Colombo *et al.*, 2008).

Un ulteriore problema che può sorgere è il possibile *bias* causato dall'interazione tra lo spessore idrico fogliare e il RWC; difatti simili valori di VI possono essere ottenuti sia da foglie con elevato tenore idrico sia da foglie caratterizzate da un maggiore spessore ma un minore RWC.

WI è risultato sensibile ad EWT_{leaf} ma la forma delle relazioni è risultata specie/specifica. Per ampie variazioni di RWC a livello fogliare il contenuto idrico è risultato ben correlato con indici sensibili all'acqua ed ai pigmenti fogliari mostrando un possibile e progressivo incremento nel rapporto tra carotenoidi e clorofilla associati con il disseccamento fogliare (Peñuelas *et al.*, 1999).

I principali risultati mostrano che tra 400 e 710 nm, i valori di riflettanza sono primariamente influenzati dal contenuto in clorofilla e secondariamente dallo spessore fogliare. Nel NIR, le variazioni di riflettanza è esclusivamente influenzato dallo spessore fogliare e dalla sostanza secca per unità di superficie mentre nella regione SWIR, si aggiunge anche una forte influenza di EWT, anche se in maniera variabile in relazione alla lunghezza d'onda (Ceccato *et al.*, 2002).

1.5.2.2 Scala di chioma e di paesaggio

Quando si passa da una risoluzione a livello fogliare ad una di chioma bisogna tenere in considerazione che diversi elementi di disturbo possono influenzare la riflettanza nella regione SWIR. Questi fattori possono essere identificati nella geometria di acquisizione, nel LAI, riflettanza del suolo o del background, angolo di inclinazione delle foglie e possibili effetti di hot-spot.

La riflettanza delle chiome è influenzata non solo dalle proprietà ottiche della foglia, ma anche dalla geometria di vista, dal background, dalle condizioni atmosferiche e dal LAI (Colombo *et al.*, 2008; Zarco-Tejada *et al.*, 2003).

Simulazioni condotte da Ceccato *et al.*, 2002 dimostrano che i cambiamenti nella riflettanza sono influenzati per circa il 50 % da elementi chimico-fisici fogliari e per il restante da altri parametri quali la geometria di vista ed il LAI; il contributo di ogni fattore può cambiare in relazione alla lunghezza d'onda con alcune differenze per la riflettanza nel NIR e SWIR.

Un punto piuttosto controverso, soprattutto per indagini a livello di chioma, è la scelta della banda SWIR da utilizzare per calcolare l'indice di vegetazione. Serrano *et al.* (2000) e Sims e Gamon (2003) hanno trovato che indici di vegetazione basati sulla riflettanza a 1240 nm erano più appropriati ai fini della stima del contenuto idrico della chioma rispetto agli indici basati su bande acquisite a 1600 nm, in modo particolare per alte coperture della vegetazione (Colombo *et al.*, 2008).

Se si utilizzano dati satellitari è necessario tenere in considerazione gli effetti di disturbo atmosferici principalmente determinati da vapore acqueo ed aerosol. Simulazioni condotte con il modello 6s hanno sottolineato che effetti significativi del vapore acqueo si hanno nella riflettanza nel NIR (Ceccato *et al.*, 2002) pertanto la correzione di questa banda può risultare necessaria.

Un altro punto importante riguarda quali variabili legate al tenore idrico della vegetazione correlano con i dati telerilevati.

EWT_{leaf} può essere stimato con una certa accuratezza a livello fogliare, ma diverse difficoltà si possono incontrare se si vuole estendere l'analisi a livello di chioma o di paesaggio ($\overline{EWT}_{leaf}$).

Serrano *et al.*, (2000) hanno trovato che a livello di chioma la sensibilità dei Water Index al tenore idrico fogliare è maggiore se si tende ad escludere dall'analisi statistica i pixel che sottendono porzioni di terreno in cui la densità di vegetazione è bassa. Per contro se il contenuto idrico fogliare è molto uniforme, le variazioni in NDWI sono maggiormente legate alle variazioni in LAI (Maki, 2004). Forti variazioni del LAI possono mascherare gli effetti del contenuto idrico fogliare sulla riflettanza rendendo pertanto incerte le stime di $\overline{EWT}_{leaf}$ basate sugli indici di vegetazione (Colombo *et al.*, 2008).

In virtù di queste difficoltà, è stata introdotta la variabile EWT_{canopy} . Cheng *et al.* (2008) hanno ottenuto buone correlazioni tra EWT_{canopy} stimato da immagini AVIRIS mediante inversione del modello ACORN, con LAI ed EWT_{canopy} misurati in campo. Relazioni significative tra NDII e EWT_{canopy} , sono state trovate da Yilmaz *et al.* (2008), Ceccato *et al.*, (2001) e Davidson *et al.*, (2006) per diverse tipologie di vegetazione. I risultati ottenuti da questi autori hanno sottolineato che la relazione tra EWT_{canopy} e NDII è robusta non essendo emerse differenze statisticamente significative tra i coefficienti stimati (Yilmaz *et al.* 2008). GVMI è risultato applicabile per stime del contenuto idrico della vegetazione in condizioni di LAI uguali o maggiori di 2 (Ceccato *et al.*, 2002) ma la sensibilità dell'indice ad EWT_{canopy} , diminuisce all'aumentare di EWT_{canopy} stessa (Ceccato *et al.*, 2002).

Contrariamente ad EWT_{canopy} , le stime empiriche di $\overline{EWT}_{leaf}$ dovrebbe richiedere indici spettrali sensibili al contenuto idrico ma non alle variazioni di LAI. In quest'ottica una possibile via può essere rappresentata dal rapporto tra un *Water Indices* e *Greenness Indices*. Colombo *et al.* (2008),

hanno provato a normalizzare i valori di NDWI con quelli di NDVI. Analisi di sensitività condotte su valori MIVIS simulati mediante modello di trasferimento radiativo, hanno mostrato che questi indici possono spiegare una percentuale variabile tra 81 e 94% di $\overline{EWT}_{leaf}$. Le ipotesi formulate in sede di simulazione sono state confermate mediante dati di campo acquisiti in piantagioni di pioppo del Nord Italia (Parco del Ticino) (Colombo *et al.*, 2008) e questo suggerisce una possibilità per la stima di $\overline{EWT}_{leaf}$ (R^2 0.57) che prescinde da una conoscenza a priori del LAI (Colombo *et al.*, 2008).

1.6 Il telerilevamento applicato alla stima dei flussi

Nell'ambito dell'ecologia forestale, uno dei settori in cui il telerilevamento ha trovato forte interesse è risultato quello della stima dei flussi di C su scala globale, soprattutto mediante l'applicazione dei Radiation-use efficiency model (Fuentes *et al.*, 2006, Sims *et al.*, 2006, Monteith, 1977).

Nei *Radiation-use efficiency model* la GPP viene stimata come:

$$GPP = RUE * fPAR * PAR \quad (8)$$

in cui fPAR è la frazione di radiazione PAR assorbita, la PAR la radiazione fotosinteticamente attiva incidente e la RUE, o *Radiation Use Efficiency*, è un coefficiente che indica la quantità di Carbonio assorbito nell'unità di tempo per unità di PAR assorbita.

Uno dei primi elementi in cui trova applicazione il telerilevamento è la stima della fPAR sia empiricamente mediante indici di vegetazione quali NDVI (Sims *et al.*, 2006) o EVI (Xiao *et al.*, 2004), sia mediante inversione di modelli di trasferimento radiativo. L'efficacia dei metodi empirici è strettamente legata alla struttura della vegetazione oggetto di studio; è stato visto che incertezze maggiori si hanno in siti caratterizzati da bassi valori di LAI del soprassuolo arboreo o meglio da una copertura rada (Kanniah *et al.*, 2009). Spesso difatti le misure di LAI utilizzate come riferimento per parametrizzare la relazione empirica, sono quelle effettuate sulla copertura arborea trascurando il contributo del background, i cui effetti sulle immagini telerilevate sono tutt'altro che trascurabili (Kanniah *et al.*, 2009). Un altro problema rilevante e frequente che si verifica nell'ambito della stima del LAI mediante indici di vegetazione normalizzati è rappresentato dalla saturazione della variabile previsionale. Ad esempio l'indice di vegetazione NDVI, definito come il rapporto normalizzato tra la riflettanza acquisita nel vicino infrarosso e nel rosso, risponde

generalmente in maniera lineare e diretta al LAI fino ad un valore limite di quest'ultimo oltre il quale il LAI continua a crescere ma l'indice di vegetazione rimane costante.

La RUE è funzione di molti fattori tra cui: la tipologia di vegetazione, la fertilità del sito, le condizioni di stress (es stress idrico, termico), fenologia e maturità della vegetazione e disturbi.

Le principali differenze si hanno proprio nella modalità in cui viene stimata la RUE. MOD17 (Running *et al.*, 2004) è un RUE-model elaborato per stimare la GPP mediante dati acquisiti da sensore MODIS; la RUE viene stimata tramite un valore massimo attribuito in relazione alla tipologia di vegetazione diminuito in virtù di due fattori di riduzione legati all'andamento climatico: la temperatura minima del periodo (T_{min}) ed il deficit di pressione di vapore (*Vapour pressure deficit* VPD). Il VPD viene considerato una variabile rappresentativa dello stress idrico, ma è opportuno sottolineare che la relazione tra RUE e VPD cambia in relazione al periodo stagionale considerato. In diversi studi è emerso che il VPD ha una debole influenza sulla traspirazione e sulla conduttanza stomatica durante la stagione arida (Kanniah *et al.*, 2009).

Altri RUE-model quali ad esempio 3-Pg (Coops *et al.*, 1998) utilizzano il SWC quale variabile rappresentativa della disponibilità di acqua. Kanniah *et al.*, (2009) hanno mostrato che durante la stagione secca la RUE è risultata maggiormente correlata con il SWC (R^2 0.28, p value < 0.05) piuttosto che con il VPD (R^2 0.02, p value ns). Perciò, l'umidità del suolo potrebbe essere utilizzata come un fattore additivo o di sostituzione al VPD (Kanniah *et al.*, 2009), ma suddetta variabile risulta di difficile stima a scala globale. In altri modelli il fattore limite legato alla disponibilità di acqua è rappresentato da Evaporative Factor (in EC-RUE model), ricalcolato in una versione riveduta, come il rapporto tra evapotraspirazione (ET) ed R_n (Yuan *et al.*, 2010).

Il modello C-fix (Veroustraete *et al.*, 2004), applicato ai dati SPOT presenta come unico fattore di riduzione della RUE la Temperatura dell'aria (Coops *et al.*, 2009). Al fine di limitare l'introduzione di errori connessi con l'utilizzo di variabili meteo spazializzate alcuni autori hanno provato a sostituirle con dati telerilevati (dati misurati); in particolare il VPD ed il SWC vengono sostituiti con VI sensibili al tenore idrico della vegetazione (Xiao *et al.*, 2004).

Un ulteriore elemento di incertezza è rappresentato da RUE_{max} che, nei modelli presentati, varia solo in relazione alla tipologia di uso del suolo, introducendo nell'incertezza di stima del modello quella della mappa di uso del suolo (Sims *et al.*, 2008). A questo va aggiunto che l'attribuzione di una RUE_{max} per uso del suolo è di per sé una forte generalizzazione, in quanto questo parametro può variare in relazione alla stagionalità, alla fertilità della stazione, ed all'eterogeneità nella composizione specifica di ciascuna *Plant Functional Type* (PFT).

Per questo motivo alcuni autori hanno elaborato modelli in grado di stimare la GPP utilizzando solo input telerilevati. Il *Greenness Temperature model* (GT) ne è un esempio. In questo modello la GPP

è stimata come il prodotto tra EVI, temperatura di brillanza diurna, ed un coefficiente variabile con la tipologia di vegetazione ma che dipende dalla temperatura di brillanza notturna media annuale (Sims *et al.*, 2008). Non è del tutto chiaro perché questo parametro sia funzione della media annuale delle temperature di brillanza notturne, probabilmente perché questa variabile è correlata con la lunghezza della stagione di accrescimento che, a sua volta, condiziona i tassi di fotosintesi per unità di superficie fogliare (Sims *et al.*, 2008).

Purtroppo i dati telerilevati non possono riuscire a spiegare tutta la variabilità della RUE o della GPP, se ad esempio è possibile misurare le temperature superficiali, interpretare l'andamento della fenologia, è difficile interpretare le differenze legate ai percorsi biochimici dei processi fotosintetici (C4 vs C3) (Olofsson *et al.*, 2008) e purtroppo anche la maggior parte dei RUE-model, non considera questa differenza (Yuan *et al.*, 2010).

Un ulteriore limite dei modelli legato all'utilizzo degli indici di vegetazione normalizzati è rappresentato dalla possibilità di saturazione rispetto alle variabili di campo che questi devono spiegare (es. NDVI come estimatore della fPAR) (Olofsson *et al.*, 2008). Il problema della saturazione è uno dei motivi che spinge ad utilizzare l'indice EVI piuttosto che NDVI, come stimatore della fPAR (Xiao *et al.*, 2004).

1.7 Il contributo della tecnica Eddy covariance e della modellistica empirica nell'up-scaling dei flussi di C e di H₂O.

Attualmente uno dei metodi maggiormente applicati per stimare i flussi di CO₂ e H₂O su scala ecosistemica ad altissima risoluzione temporale è quello Eddy-covariance (Aubinet *et al.*, 2012, Richardson *et al.*, 2008).

Questa metodologia ha visto una crescente applicazione in questi ultimi anni, grazie anche all'istituzione di reti a diversa scala: nazionale (es. CARBOITALY), continentale (es. CARBOEUROPE) e globale (es. FLUXNET), le quali, nel contempo, hanno favorito un notevole sviluppo della modellistica dei flussi di CO₂ e H₂O.

Uno degli obiettivi principali delle reti, ed in particolare della rete FLUXNET, è quello di derivare in maniera coerente sia da un punto di vista spaziale che temporale delle mappe degli scambi gassosi, partendo da punti distribuiti in maniera irregolare (Jung *et al.*, 2009).

Questo processo è anche definito Up-Scaling e si basa sull'interpolazione e l'estrapolazione delle informazioni quantitative. Si ha interpolazione quando le caratteristiche del sito per il quale si

vanno a stimare i flussi sono campionate nel dataset di addestramento, in caso contrario si parla di estrapolazione (Jung *et al.*, 2009). L'extrapolazione è l'elemento di maggiore incertezza dell'up-scaling ed al contempo, vista l'attuale organizzazione delle reti, l'elemento dominante, anche se il confine tra interpolazione ed estrapolazione è molto più sfumato di quanto si possa immaginare in quanto ogni sito è caratterizzato da elementi già raccolti nel dataset di training, altri incogniti (Jung *et al.*, 2009). Un altro elemento fondamentale nel contesto dell'up-scaling dei flussi a scala continentale è rappresentato dalla scelta del modello o dell'algoritmo. Diversi sono i limiti che hanno gli approcci di tipo empirico, mediante i quali è possibile elaborare modelli con buone accuratèzze dal punto di vista dell'interpolazione anche con poche variabili in input. L'approccio empirico può incontrare maggiori problemi per quel che riguarda l'applicabilità in virtù delle forti incertezze che si possono avere in estrapolazione. Molto dipende dalla variabilità del dataset di training; un dataset molto variabile può portare ad un modello robusto e con buone proprietà dal punto di vista della generalizzazione e dell'applicabilità ma con un valore di incertezza media piuttosto elevato.

Attualmente, nell'ambito degli approcci di tipo empirico, esistono degli algoritmi mediante i quali è possibile ottenere dei modelli con buone capacità dal punto di vista dell'applicabilità che dell'accuratèzza. Tra questi si possono citare le Reti Neurali Artificiali ed i Model Tree.

Le reti neurali artificiali sono dei modelli matematici costituiti da un costrutto di elementi semplici detti neuroni, tra loro interconnessi ed organizzati in strati, attraverso i quali uno o più input vengono utilizzati per stimare uno o più output. Ogni neurone ha una funzione interna che converte una serie di input in output; le connessioni tra i neuroni e tra gli strati sono rappresentate da funzioni di trasferimento i cui pesi e parametri vengono corretti mediante un processo detto di apprendimento. Le reti neurali trovano larga applicazione nell'ambito dello studio dei flussi. L'accuratèzza di questi modelli ne fa uno dei più applicati nell'ambito del *Gap-filling* delle serie storiche eddy-covariance. Interessanti risultati sono stati ottenuti anche per stime a scala europea dei flussi di GPP, mediante input telerilevati, mappe meteo e di uso del suolo (Papale *et al.*, 2003).

I *Model Tree* si sono sviluppati a partire dai *Regression tree*. I *Regression Tree* Si tratta di modelli che creano delle partizioni progressive di un dataset minimizzando la varianza all'interno di ciascun subset; il modello all'interno di ciascun nodo finale (*leaf node*) è una costante (media). I Model Tree differiscono per la relazione funzionale presente nel nodo finale e che generalmente si tratta di regressioni multiple (Jung *et al.*, 2009).

Diverse sono le applicazioni proposte per questi modelli. Jung *et al.*, (2011), li hanno proposti per la stima dei flussi di calore sensibile, latente di evapotraspirazione e di GPP a scala spaziale globale e temporale mensile; Xiao *et al.*, (2010) hanno proposto l'applicazione di questo algoritmo per la

stima della GPP a scala continentale nel Nord America alla risoluzione temporale di 8 giorni. Seppur nell'architettura i modelli proposti sono molto simili, le differenze fondamentali si ritrovano nella funzione di costo da cui dipende il valore dei parametri. Beer *et al.*, 2010, paragonando diversi metodi per la stima della GPP a scala globale ed annuale, hanno mostrato come un insieme di MODEL TRE guidati da fPAR e diano delle stime di valori di GPP in linea con quella dei principali metodi matematici e numerici (es. Reti neurali artificiali, RUE model) applicati per la stima della GPP su scala globale.

2. Obiettivi

Al fine di produrre un modello in grado di estrapolare i flussi di CO_2 e H_2O su scala globale, i modelli principalmente applicati utilizzano input ottenuti da dati puntuali spazializzati, mappe di classificazione di uso del suolo, parametri dipendenti dalla tipologia di vegetazione, nonché dati telerilevati. Al fine di ridurre le incertezze sulle stime degli output legate agli errori di classificazione di uso del suolo ed alla spazializzazione dei dati puntuali, si è cercato di implementare un modello basato solo su dati telerilevati da satellite. A tal riguardo, poiché uno dei fattori limitanti per gli scambi gassosi di CO_2 e H_2O tra ecosistemi terrestri e atmosfera è rappresentato dallo stress idrico, si sono rese necessarie alcune fasi preliminari durante le quali si è cercato di capire, a diverse scale spaziali, la sensitività degli indici telerilevati con le variabili rappresentative del tenore idrico della vegetazione.

Pertanto questo studio è stato condotto a tre diverse scale spaziali: di chioma, di ecosistema, e globale.

A livello di chioma si è cercato di valutare il grado di correlazione tra diverse variabili telerilevate e tenore idrico della vegetazione. In una prima fase si è affrontato il problema mediante uno studio preliminare realizzato attraverso simulazioni condotte al modello di trasferimento radiativo PROSAIL e successivamente si è passati ad una valutazione su dati sperimentali ed acquisiti in campo. A livello di ecosistema è stato valutato il grado di correlazione tra indici calcolati da dati satellitari acquisiti da sensore MODIS e dati di flusso acquisiti mediante stazioni Eddy-Covariance, con particolare attenzione verso gli indici calcolabili con le bande multispettrali sensibili al tenore idrico della vegetazione. Le informazioni raccolte nello studio effettuato a scala di ecosistema sono state sfruttate per implementare un algoritmo e parametrizzare un modello empirico, guidato da dati telerilevati al fine di stimare su scala continentale e globale i flussi di GPP. In sintesi gli obiettivi principali di questo studio si possono così riassumere:

- valutare il grado di correlazione tra le principali variabili rappresentative del tenore idrico della vegetazione e gli indici multispettrali telerilevati calcolabili dalle bande acquisite dai principali sensori satellitari. Inoltre proporre coppie di bande alternative a quelle comunemente utilizzate per calcolare nuovi indici normalizzati confrontando i risultati ottenuti con quelli degli indici calcolabili dai più utilizzati sensori satellitari;

- valutare il grado di correlazione tra alcune delle più utilizzate variabili telerilevate acquisite da sensore MODIS (e/o calcolate dai dati di partenza) ed i principali dati di flusso acquisiti dalle stazioni Eddy-covariance;
- elaborare e validare un modello empirico in grado di estrapolare la GPP su scala continentale mediante l'utilizzo di soli dati telerilevati, attraverso una metodologia generalizzabile ed applicabile anche ad altri dati di flusso.

3. Materiali e metodi

3.1 Studio delle relazioni tra variabili telerilevate e variabili rappresentative del tenore idrico della vegetazione

Uno dei fattori limite per gli scambi gassosi tra ecosistemi terrestri e atmosfera è rappresentato dalla disponibilità di H_2O per la vegetazione. Carenze di H_2O nel terreno si riflettono sulla quantità che è presente a livello fogliare, diventando un fattore limite per la fotosintesi.

Poiché il telerilevamento multispettrale applicato allo studio della vegetazione acquisisce informazioni relative principalmente alle chiome delle piante, in questa fase si è cercato di comprendere le relazioni tra indici telerilevati e variabili rappresentative del tenore idrico fogliare a livello di chioma. Questa fase è stata fondamentale al fine di comprendere la quantità di informazioni relative ad un fattore limite molto importante (la disponibilità di H_2O), che gli indici di vegetazione possono introdurre nell'up-scaling dei flussi.

Il problema è stato affrontato mediante uno studio teorico preliminare effettuando simulazioni con un modello di trasferimento radiativo, al quale ha fatto seguito una verifica delle ipotesi mediante dati sperimentali misurati. I dati misurati sono stati ottenuti da un esperimento condotto su piante in vaso e mediante monitoraggio di siti agrari e forestali. Questo nell'ottica non solo di individuare regioni ed indici sensibili al tenore idrico della vegetazione ma anche utili indicazione sulle variabili sensibili allo stress idrico da poter inserire nel modello per l'Up-Scaling dei fluss di C.

3.1.1 Simulazioni al modello di trasferimento radiativo PROSAIL

Al fine di ottenere una conoscenza preliminare su quali indici di vegetazione, calcolabili mediante i dati acquisiti dai più comuni sensori satellitari, o quali coppie di bande dello spettro elettromagnetico possano essere sensibili al tenore idrico della vegetazione a livello di chioma è stato fatto uno studio mediante simulazione al modello di trasferimento radiativo PROSAIL.

3.1.1.1 Il modello PROSAIL (PROSPECT + SAIL).

I modelli di trasferimento radiativo sono dei metodi matematici basati sulla teoria del trasferimento radiativo dell'energia elettromagnetica (Brivio *et al.*, 2006). Inizialmente studiati al fine di interpretare e correggere l'effetto dell'atmosfera sulla radiazione incidente nelle diverse lunghezze d'onda, si è cercato di applicarli anche allo studio delle proprietà degli elementi della superficie terrestre (ad esempio la vegetazione). Nell'ambito dello studio della vegetazione generalmente i modelli di trasferimento radiativo simulano le curve di riflettanza spettrale della vegetazione in funzione di parametri chimico fisici e strutturali. L'attenzione rivolta a questi modelli è dovuta alla possibilità, mediante opportuni metodi matematici (es Look Up Table, reti neurali artificiali), di invertire i modelli e riuscire a fornire stime delle proprietà chimico-fisiche e strutturali della vegetazione partendo dai dati di riflettanza e da informazioni ancillari.

Uno dei modelli maggiormente applicati nell'ambito dello studio dei parametri chimico-fisici e strutturali della vegetazione è rappresentato dal modello PROSAIL. PROSAIL nasce dall'unione di due modelli, il modello PROSPECT ed il modello SAIL. PROSPECT è stato sviluppato da Jacquemoud *et al.*, (1990), ed è un modello di trasferimento radiativo a scala fogliare basato su input biofisici (tabella 2) mediante i quali viene stimata la riflettanza e la trasmittanza fogliare. Il modello SAIL (*Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves*, Verhoef *et al.*, 1985) è invece un modello che lavora a livello di chioma in cui il mezzo vegetato è modellizzato come un insieme di elementi areali a comportamento lambertiano (Brivio *et al.*, 2006, Verhoef *et al.*, 1985). Sulla base di uno schema a 4 flussi radiativi (radiazione incidente diretta e diffusa, radiazione riflessa diretta e diffusa) la riflettività del messo vegetato è funzione di parametri strutturali della vegetazione di geometria di presa (tabella 2). L'accoppiamento di due modelli è reso possibile dal fatto che riflettanza e trasmittanza fogliare stimati dal modello PROSPECT costituiscono due input del modello SAIL.

Un altro elemento di interesse è rappresentato dalle possibilità di simulare i dati spettrali partendo da combinazioni di input, al fine di effettuare analisi di sensitività e formulare ipotesi teoriche da verificare in campo. In questo studio il modello PROSAIL è stato applicato in quest'ottica.

Tabella 2: parametri in input dei modelli PROSPECT e SAIL

PROSPECT		SAIL	
C_{ab}	Clorofilla a e b	ρ_{leaf}	Riflettanza della foglia
LMA (Cm)	Sostanza secca equivalente	ρ_{soil}	Riflettanza del suolo
EWT	Equivalent Water Thickness	τ_{leaf}	Trasmittanza della foglia
N	Parametro strutturale delle Foglie	σ_s	Zenit del sole
		σ_o	Zenit dell'osservatore
		ψ	Azimuth relativo
		H	Effetto hot spot
		LAI	Leaf Area Index
		LAD	Leaf angle distribution
		Skill	Frazione di luce diffusa

3.1.1.2 Simulazioni al modello PROSAIL: analisi di sensitività e calcolo degli indici

Il modello PROSAIL, è stato utilizzato al fine di simulare degli ipotetici e verosimili rilievi in campo mediante variazione simultanea e congiunta dei diversi parametri in input, al fine di individuare gli indici di vegetazione o le bande multispettrali maggiormente sensibili al tenore idrico della vegetazione.

In una fase preliminare i parametri sono stati fatti variare singolarmente e linearmente. Il range di variazione dei parametri del modello PROSPECT corrisponde a quello misurato in campo nel corso dell'esperimento LOPEX 93 (Jaquemod *et al.*, 1996). Per il modello SAIL è stato stabilito il range riportato in tabella 3.

Tabella 3: range di variazioni dei parametri del modello SAIL utilizzati per la simulazioni al modello di trasferimento radiativo PROSAIL.

Parametro	Simbolo	Range
σ_s	Zenit del sole	20-40°
σ_o	Zenit dell'osservatore	0-37°
ψ	Azimuth relativo	0-180°
H	Effetto hot spot	0.02-0.22
LAI	Leaf Area Index	1.0-7.0
LAD	Leaf angle distribution	5.0-85.0
Skill	Frazione di luce diffusa	70

Al termine di questa prima simulazione è stata effettuata un'analisi di sensitività al fine di avere una prima individuazione delle bande spettrali sensibili al tenore idrico della vegetazione nel range 400-2500 nm. Le statistiche considerate in questa analisi di sensitività sono state il range ed il coefficiente di variazione della riflettanza.

In una seconda fase sono state effettuate altre 10 simulazioni in cui i parametri variavano simultaneamente. Il range di variazione è risultato lo stesso di quello utilizzato nella fase precedente. Il contenuto idrico fogliare (EWT) è stato fatto variare linearmente mentre gli altri parametri assumevano valori casuali, secondo una distribuzione uniforme. Con questa modalità, per ogni ripetizione sono state simulate 50 *spectral signature* per un totale di 500 *spectral signature*.

3.1.1.3 Analisi statistica sui dati simulati

In questa fase, si è valutata la potenzialità teorica, del telerilevamento e gli indici di vegetazione in particolare, di poter essere di supporto alla stima del tenore idrico della vegetazione a scala di chioma. In particolare si è cercato di esplorare mediante i dati simulati, il grado di correlazione tra le variabili rappresentative del tenore idrico gravimetrico della vegetazione ed:

- una libreria di 28 indici di vegetazione (*tabella 4*) calcolabili dalle bande multispettrali acquisite dai principali sensori satellitari utilizzati nell'ambito dell'ecologia forestale: (VEGETATION LANDSAT, MODIS, ASTER). Si è scelto questi sensori in quanto

dispongono di bande nel visibile (VIS, 400-700 nm), nel vicino infrarosso (NIR, 700-1000 nm) e nello Short Wave Infrared Radiation (SWIR, 1000-2500 nm). In tabelle 4 sono riportate le sigle utilizzate per indicare le principali tipologie di indici utilizzati per questa analisi;

- degli indici di vegetazione basati sui rapporti normalizzati tra bande. Gli indici di vegetazione normalizzati sono stati calcolati seguendo questa procedura. Per ogni ripetizione le *spectral signature*, sono state portate dalla risoluzione spettrale di 1 nm a quella di 10 nm ottenendo così, nel range 400-2500 nm, 201 bande multispettrali. Le bande di ogni *spectral signature* sono state combinate a gruppi di 2 per calcolare degli indici di vegetazione basati sul rapporto normalizzato (9)

$$NVI = \frac{(B_1 - B_2)}{(B_1 + B_2)} \quad (9)$$

in cui NVI rappresenta l'indice di vegetazione basato sul rapporto normalizzato, mentre B_1 e B_2 sono le due bande multispettrali utilizzate per calcolare l'indice di vegetazione.

Tabella 4: simbologia utilizzata in questo studio per indicare i principali indici di vegetazione calcolabili dai set di bande acquisite dai sensori satellitari più utilizzati in ecologia forestale.

Vegetation Index	Tipologia di indice	Sensore	N° banda SWIR	Lunghezza d'onda Banda Swir
NDVI _{Vegetation}	Greeness Index	Vegetation		
NDWI _{Vegetation}	Water Index	Vegetation		1580-1750
NDDI _{Vegetation}	Water Index (WIs) normalizzati con Greeness Index (GIs)	Vegetation		
NDVI _{landsat}	Greeness Index	Landsat		
NDWI _{landsat5}	Water Index	Landsat	5	1550-1750
NDWI _{landsat7}	Water Index	Landsat	7	2008-2350
NDDI _{landsat5}	Water Index (WIs) normalizzati con Greeness Index (GIs)	Landsat	5	1550-1750
NDDI _{landsat7}	Water Index (WIs) normalizzati con Greeness Index (GIs)	Landsat	7	2008-2350
NDVI _{Modis}	Greeness Index	Modis		
NDWI _{Modis5}	Water Index	Modis	5	1230-1250
NDWI _{Modis6}	Water Index	Modis	6	1628-1652
NDWI _{Modis7}	Water Index	Modis	7	2105-2155
NDDI _{Modis5}	Water Index (WIs) normalizzati con Greeness Index (GIs)	Modis	5	1230-1250
NDDI _{Modis6}	Water Index (WIs) normalizzati con Greeness Index (GIs)	Modis	6	1628-1652
NDDI _{Modis7}	Water Index (WIs) normalizzati con Greeness Index (GIs)	Modis	7	2105-2155
NDVI _{Aster}	Greeness Index	Aster		
NDWI _{Aster5}	Water Index	Aster	5	1600-1700
NDWI _{Aster6}	Water Index	Aster	6	2145-2185
NDWI _{Aster7}	Water Index	Aster	7	2185-2225
NDWI _{Aster8}	Water Index	Aster	8	2235-2285
NDWI _{Aster9}	Water Index	Aster	9	2295-2365
NDWI _{Aster10}	Water Index	Aster	10	2360-2430
NDDI _{Aster5}	Water Index (WIs) normalizzati con Greeness Index (GIs)	Aster	5	1600-1700
NDDI _{Aster6}	Water Index (WIs) normalizzati con Greeness Index (GIs)	Aster	6	2145-2185
NDDI _{Aster7}	Water Index (WIs) normalizzati con Greeness Index (GIs)	Aster	7	2185-2225
NDDI _{Aster8}	Water Index (WIs) normalizzati con Greeness Index (GIs)	Aster	8	2235-2285
NDDI _{Aster9}	Water Index (WIs) normalizzati con Greeness Index (GIs)	Aster	9	2295-2365
NDDI _{Aster10}	Water Index (WIs) normalizzati con Greeness Index (GIs)	Aster	10	2360-2430

Per ciascun indice, e ciascuna ripetizione, è stato calcolato il grado di correlazione con le variabili fisiologiche e strutturali legate al tenore idrico fogliare (LAI, EWT_{leaf}, EWT_{canopy} ed FMC); gli indici

significativamente correlati ($p\text{-value} < 0.05$) sono stati segnalati. Sovrapponendo tutte le ripetizioni è stato possibile determinare, per ciascun indice, il numero di volte in cui è risultato significativamente correlato con la variabile rappresentativa del tenore idrico e distinguerli in relazione al diverso grado di sensibilità al tenore idrico della vegetazione. Relativamente agli indici normalizzati, immaginando la lunghezza d'onda dei centri banda come delle coordinate geografiche, sono state costruite delle mappe di significatività in cui ciascun pixel rappresenta un indice di vegetazione calcolato con le bande corrispondenti alle “coordinate x ed y” ed i valori riportati rappresentano il numero di volte in cui è risultato significativamente correlato con il tenore idrico della vegetazione ed il valore medio del coefficiente di determinazione R^2 . Ciò ha consentito di “mappare” delle aree in cui si può ipotizzare di ottenere degli indici normalizzati significativamente correlati con il tenore idrico fogliare.

3.1.2 Esperimento su piante in vaso

Nel periodo compreso tra luglio 2009-settembre 2011 è stato condotto un esperimento ad un fattore su piante in vaso. Il fattore preso in considerazione è stata la disponibilità idrica del terreno.

Si è scelto di effettuare tre trattamenti: 100% della capacità di campo (controllo), 60 % della capacità di campo (stress moderato) e 40 % della capacità di campo (stress forte). Per ogni tesi sono state stabilite 5 repliche per un totale di 15 piante. La specie scelta per l'esperimento è stata *Quercus cerris* in quanto specie forestale dominante del sito oggetto di monitoraggio. Nell'anno 2010, oltre alla specie *Q. cerris* sono state fatte delle misure anche su *Trifolium repens*, anche in questo caso coltivato in vaso con un disegno sperimentale del tutto analogo a quello applicato a *Q. cerris*. Questo perché si è voluto esplorare eventuali differenze tra una pianta erbacea, poco resistente alle perdite di acqua per evapotraspirazione, dalla struttura della chioma più semplice il cui sviluppo crea agevolmente una copertura totale del vaso (*T. repens*), rispetto ad una pianta arborea, più resistente allo stress idrico e con una chioma più complessa ed irregolare (*Q. cerris*).

L'esperimento è stato condotto presso le strutture del CNR IBAF di Porano (Tr) durante l'anno 2009, e presso l'azienda agraria didattico sperimentale dell'università degli studi della Tuscia di Viterbo per gli anni 2010-2011; l'analisi è stata condotta a livello di chioma.

Il contenuto gravimetrico dell'acqua nelle foglie è stato determinato mediante campionamento distruttivo per entrambe le specie oggetto di studio; per ogni pianta sono state campionate tre foglie prelevandole da tre diverse porzioni apicali della chioma. Le foglie campionate sono state raccolte e

inserite in provette a chiusura stagna, precedentemente pesate; dopo il campionamento le provette sono state raccolte mediante buste di plastica, messe a loro volta in un contenitore termico portatile tenuto freddo mediante ghiaccio. I campioni trasportati in laboratorio sono stati pesati mediante bilancia analitica al fine di determinare il peso fresco fogliare, le foglie scannerizzate per determinarne l'area, immerse in soluzione fisiologica per 24 ore al fine di determinare il peso al massimo turgore. Successivamente i campioni fogliari sono stati essiccati in stufa a 70 °C per 48 ore al fine di determinare il peso secco. Da questi dati è stato calcolato $\overline{EWT}_{leaf}$, FMC e RWC.

Per quanto riguarda *Q. cerris* e limitatamente all'anno 2009, sono stati acquisiti dati di Potenziale idrico fogliare e misure di fotosintesi mediante LICOR 6400. Il potenziale idrico fogliare è stato determinato mediante una camera a pressione, le misure sono state effettuate in due momenti distinti della giornata: prima dell'alba ed al mezzogiorno. Contestualmente ad ogni misura (potenziale idrico al midday, fotosintesi e contenuto idrico fogliare) sono state acquisite delle misure spettroradiometriche sulla chioma delle piante test. Lo strumento utilizzato è stato lo spettroradiometro Fieldspecpro fr, in grado di acquisire dati di radianza, irradianza e riflettanza spettrale nel range compreso tra 350 a 2500 nm e restituirli al passo di 1 nm.

L'effetto dei trattamenti sulle variabili fisiologiche e biofisiche è stato valutato mediante test ANOVA. Le relazioni tra i dati radiometrici ed i dati fisiologici misurati sono state valutate in maniera analoga a quanto descritto per i dati simulati al modello PROSAIL. Inoltre è stata valutata la correlazione tra parametri fisiologici ed una libreria di 28 indici di vegetazione calcolabili dalle bande multispettrali acquisite dai più utilizzati sensori satellitari.

3.1.3 Monitoraggio del tenore idrico della vegetazione nei siti agrari e forestali di Roccarespanpani

Durante le stagioni vegetative degli anni 2010 e 2011, è stato effettuato un monitoraggio in campo; i siti di studio sono situati nella località di Roccarespanpani, si tratta di un sito forestale con soprassuolo dominante di *Q. cerris*, ed un sito agrario coltivato nell'anno 2010 a *Trifolium incarnatum* e nell'anno 2011 a *Triticum vulgare*.

Nei due siti sono installate due stazioni Eddy-covariance. Periodicamente sono stati prelevati dei campioni fogliari all'interno dell'area di pertinenza della footprint. I campioni fogliari sono stati posti all'interno di provette a chiusura stagna, queste all'interno di buste in nylon, a loro volte poste all'interno di un contenitore termico con ghiaccio. Per i campioni prelevati sono stati determinati il

peso fresco, l'area, il peso allo stato di pieno turgore ed il peso secco, come descritto precedentemente per le piante coltivate in vaso. Contestualmente sono state acquisite le firme spettrali mediante lo spettroradiometro da campo Fieldspecpro fr. Nei siti forestali suddette misure sono state fatte mediante lo strumento LI 2000, mentre nei siti agrari è stato applicato il metodo distruttivo con lo strumento LICOR 6100.

Anche in questo contesto è stato valutato il grado di correlazione tra le variabili relative al tenore idrico fogliare medio a livello di chioma con una libreria di 28 indici di vegetazione che è possibile calcolare con i più comuni ed utilizzati sensori satellitari e con gli indici normalizzati calcolati combinando a coppie di due le bande multispettrali ottenute dai dati spettroradiometrici nel range 350-2500 nm. Per ogni ripetizione delle misure è stata valutata la significatività statistica della correlazione, questo ha consentito di valutare da un lato il livello medio di *fitting* tra le variabili telerilevate e quelle fisiologiche e strutturali misurati, dall'altro di individuare la percentuale delle ripetizioni in cui si hanno avuto relazioni statisticamente significative.

3.1.4 Individuazione di coppie di bande sensibili al tenore idrico gravimetrico della vegetazione e proposta di un indice normalizzato.

Sovrapponendo tutte le coppie di bande che sono risultate significativamente correlate al tenore idrico gravimetrico della vegetazione ($p\text{-value} < 0.05$) in almeno il 50% delle ripetizioni in ciascun esperimento, sia nei dati simulati che per quelli misurati in fase sperimentale sulle piante in vaso, è stato possibile individuare delle regioni di interesse per il calcolo di nuovi indici normalizzati sensibili al tenore idrico fogliare.

Successivamente è stato valutato e riportato il grado di correlazione tra gli indici calcolabili nelle aree di interesse con le variabili relative al tenore idrico della vegetazione misurate sia in ambito sperimentale in ambiente controllato che in campo. I valori ottenuti sono stati confrontati con quelli relativi agli indici di vegetazione calcolabili dai sensori satellitari.

3.2 Analisi dei flussi a scala ecosistemica. Studio delle relazione tra flussi e dati telerilevati satellitari

In una seconda fase è stata analizzata la correlazione tra dati satellitari MODIS e dati di flusso, con particolare attenzione verso le variabili, sia di flusso, che satellitari, maggiormente condizionate dal tenore idrico della vegetazione.

3.2.1 I siti di studio

46 siti eddy-covariance, presenti in territorio europeo (figura 3) ed inseriti all'interno della rete Fluxnet, sono stati scelti quali siti di studio.



Figura 3: Distribuzione geografica dei siti di studio

L'insieme dei siti test copre diverse tipologie di vegetazione che vanno dalle foreste sempreverdi boreali a quelle caducifoglie di ambiente temperato, fino alle sempreverdi mediterranee. In figura 4 è riportata la distribuzione per PFT.

Per ciascuno di questi siti sono stati utilizzati dati Eddy-covariance e dati satellitari, quest'ultimi acquisiti dal sensore MODIS montato sul satellite TERRA.

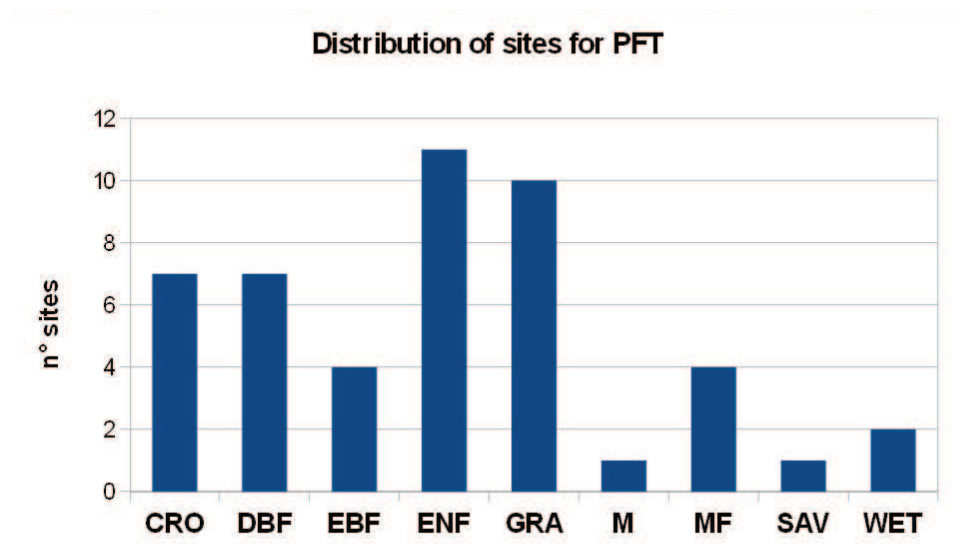


Figura 4: Distribuzione dei siti di studio in funzione della PFT. CRO, cropland, DBF, deciduos broadleaved forest, EBF, evergreen broadleaved forest, ENF, evergreen needleleaved forest, GRA, Grassland, M, mediterranean forest, MF, mixed forest, SAV, savana, WET, wetland.

3.2.2 Acquisizione e pre-processamento dei dati satellitari MODIS

I dati satellitari sono stati ottenuti dal portale on-line di MODIS (MODIS LAND subset http://daac.ornl.gov/cgi-bin/MODIS/GR_col5_1/mod_viz.html), che rende disponibili agli utenti dei subset di immagini MODIS, ciascuna delle quali centrata su una delle stazioni eddy-covariance inserite nella rete FLUXNET. I dati acquisiti sono stati quelli di riflettanza spettrale (MOD09A1) alla risoluzione spaziale di 500 m e temperatura di brillanza (MOD11A2) alla risoluzione di 1000m. I dati misurati sono stati utilizzati per l'analisi statistica ed in una fase successiva per la modellizzazione dei flussi. Quali dati ancillari sono stati acquisiti anche i dati modellizzati di LAI (MOD15A2) e GPP (MOD17Q2) alla risoluzione spaziale di 1 km. La risoluzione temporale dei dati satellitari acquisiti è di 8 giorni.

I dati satellitari vengono forniti corretti per le aberrazioni geometriche, atmosferiche e radiometriche. L'unica operazione lasciata all'utilizzatore è il controllo di qualità il quale viene

effettuato mediante i codici binari *quality-check* associati a ciascun prodotto. In questa analisi sono stati presi in considerazione solo i dati di migliore qualità, escludendo i valori influenzati da aerosol, copertura nuvolosa, neve ed eventuali incendi.

3.2.3 Acquisizione e pre-processamento dei dati eddy-covariance

I dati Eddy-covariance presi in considerazione per questo studio sono stati acquisiti da un database centrale al quale si può avanzare una richiesta per tramite il seguente portale web <http://www.europe-fluxdata.eu>. Per questo studio si è scelto di utilizzare i dati processati al livello 4, in cui i flussi sono stati filtrati in relazione al parametro u^* e gap-filled ed è stata stimata la GPP utilizzando metodi di partitioning. I dati gap filled sono contrassegnati da specifici codici quality check che ne descrivono l'incertezza non tanto in termini assoluti quanto piuttosto in termini di condizioni di stima del valore sostitutivo. Al livello 4 i dati Eddy covariance vengono forniti a 4 diverse scale temporali, semi-orari, giornalieri, 8 giorni e mensili.

In questa sede sono stati presi in considerazione solo i valori contrassegnati da un valore di QC per cui il dato risulta calcolato da una percentuale di dati originali e Gap-filled di buona qualità maggiore del 70%, aggregati alla risoluzione temporale di 8 giorni. Le variabili di interesse sono state i flussi di calore di evapotraspirazione, e GPP stimata.

3.2.4 Analisi statistica delle relazioni tra flussi di LE e GPP con gli indici di vegetazione

Il grado di correlazione tra dati telerilevati e variabili di flusso è stato analizzato mediante analisi statistica di regressione lineare semplice. I dati sono stati analizzati a livello di sito. I valori di R (coefficiente di correlazione di Pearson), e p-value sono stati considerati in sede di valutazione della significatività delle relazioni. Per ciascuna coppia VI vs variabile di flusso, la distribuzione dei coefficienti R è stata analizzata in relazione alla PFT al fine di valutare se la tipologia di vegetazione ha un effetto significativo sulla correlazioni.

Per ciascuna PFT, un'ulteriore analisi di regressione è stata effettuata al fine di evidenziare se, rimanendo in un contesto di omogeneità per tipologia di vegetazione, il grado di correlazione delle relazioni cambia in funzione delle caratteristiche climatico-stazionali dei siti di studio. A tal riguardo sono stati presi come elementi descrittivi delle caratteristiche climatico stazionali i valori

di temperatura media annuale, pioggia cumulata annuale, quota del sito e valori medi annuali di NDVI, EVI, e *Daily Brightness Temperature* (DBT). Le variabili utilizzate in questa fase di studio sono le seguenti:

Tabella 5: variabili utilizzate per lo studio delle relazioni tra indici di vegetazione e flussi di C e H₂O

Variabili Telerilevate	Dati ancillari	Flussi
Normalized Vegetation index (NDVI)	Quota (m)	LE ($W \cdot m^{-2} \cdot d^{-1}$)
Enhanced vegetation index (EVI)	Temperatura media annuale dell'aria ($^{\circ}C$)	GPP ($gC \cdot m^{-2} \cdot d^{-1}$)
Normalized difference Water index (NDWI6)	Radiazione globale media annuale ($W \cdot m^{-2} \cdot d^{-1}$)	
NDWI6 normalizzato con EVI (NEWI6)	Valore medio annuale VPD (kPa)	
Daily Brightness Temperature (DBT, $^{\circ}K$)	Contenuto idrico percentuale del suolo (SWC, %)	
	Pioggia cumulata annua (mm)	
	Temperatura media annuale del suolo ($^{\circ}C$)	
	Media annuale di NDVI	
	Media annuale di EVI	
	Media annuale di DBT ($^{\circ}K$)	

Nota, NDWI6 indice basato sul rapporto normalizzato tra banda 2 (NIR) e la banda 6 (SWIR) del sensore MODIS; NEWI, indice NDWI6 normalizzato con EVI.

3.2.5 Analisi dei trend nei periodi di stress idrico progressivo

Un'ulteriore analisi è stata effettuata al fine valutare i trend negli indici di vegetazione in caso di stress idrico progressivo. Dai dati eddy-covariance disponibili sono state individuate delle finestre temporali caratterizzate da stress idrico progressivo causato da assenze di pioggia. In altre parole sono state marcate come finestre di interesse quegli intervalli caratterizzati da almeno 3 periodi consecutivi, ciascuno di 8 giorni, senza piogge. Per ciascuno di questi periodi è stato analizzato il trend degli indici di vegetazione ed il grado di correlazione con le variabili contenuto idrico del suolo (SWC), GPP ed LE. La distribuzione delle correlazioni sito-specifiche, rispetto agli indici di

vegetazione è stata analizzata, al fine di evidenziare eventuali differenze nelle capacità previsionali dei diversi indici. Inoltre è stata effettuata un'analisi comparata dei trend mostrati dagli indici di vegetazione rispetto all'andamento del contenuto idrico del suolo. In particolar modo si è cercato di vedere se le risposte dei *Water Index* e dei *Greenness Index* alla riduzione del contenuto idrico del suolo è simile oppure significativamente differente, e l'effetto dello stress idrico progressivo sulle relazioni tra indici di vegetazione e flussi di C e H₂O.

3.3 Up-scaling dei flussi di GPP mediante modellistica empirica

Le analisi effettuate nei punti precedenti sono risultate propedeutiche ai fini dell'elaborazione di un modello empirico per la spazializzazione dei flussi di CO₂. L'*Up-scaling* dei valori di GPP su larga scala spaziale risente fortemente delle incertezze legate all'estrapolazione. Grande importanza assume la variabilità del dataset di training che deve essere rappresentativo dell'area che si deve stimare. Altrettanto importante è la scelta dell'algoritmo di stima, che deve essere sufficientemente accurato ma mantenere una certa capacità di generalizzazione. Questa motivazione, unitamente ai risultati emersi dall'analisi statistica di correlazione tra flussi e dati telerilevati ha fatto convergere la scelta dell'algoritmo su un MODEL TREE. Queste *Machine Learning*, grazie alla capacità di stratificare progressivamente i dataset e stimare delle relazioni di regressione ad-hoc, sono in grado di dare delle stime accurate della variabile di output anche in dataset caratterizzati da un'ampia variabilità.

3.3.1 II MODEL TREE

Per la parametrizzazione di questo modello è stata fatta una scelta ben precisa, quella di utilizzare solo variabili misurate, evitando input stimati mediante altri modelli o spazializzati partendo da dati puntuali.

Si è partiti dalla definizione di RUE-model (8). Verificato che la radiazione incidente risulta correlata con la temperatura di brillanza (Figura 5), e che, da letteratura scientifica la fPAR è correlata con i Greenness Index (NDVI ed EVI) (Xiao *et al.*, 2004), si è scelto di sostituire queste due variabili nelle variabili originarie del RUE model con DBT ed EVI.

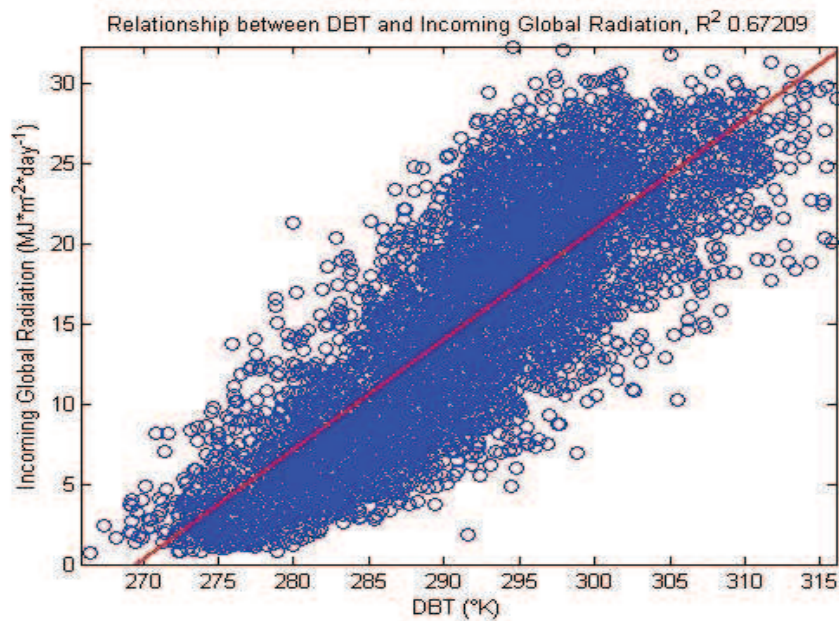


Figura 5: Scatterplot che indica, per i siti oggetto di studio, il grado di correlazione tra Daily Brightness temperature e radiazione PAR incidente.

Pertanto il modello empirico per la stima della GPP è risultato il seguente

$$GPP = DBT * EVI * \varepsilon \quad (10)$$

in cui ε rappresenta un coefficiente empirico sostitutivo della RUE, DBT la temperatura di brillantezza del corpo acquisita durante le ore diurne, ed EVI l'estimatore scelto per la fPAR.

ε , può risentire di una serie di fattori che influenzano anche la RUE quali la tipologia di uso del suolo, la fertilità della stazione, le specie, le vie metaboliche che conducono alla sintesi di carboidrati delle piante presenti nel sito (abbondanza relativa di piante C3 o C4), fattori ambientali o meteo più o meno vicini allo stato di optimum. Da ciò consegue che stimare un valore di ε unico e generalizzabile per ogni tipologia di vegetazione, clima e condizione meteo rappresenta una generalizzazione eccessiva. Per questi motivi, vista la variabilità dei fattori condizionanti, nonché le possibili e profonde differenze nelle risposte agli stessi fattori si è scelto di stimare ε mediante un approccio empirico basato su un modello ad albero (*Model Tree*) con input telerilevati.

3.3.1.1 Sviluppo del Model Tree

L'algoritmo implementato per sviluppare il Model Tree è una *machine learning* basata sulla massimizzazione del coefficiente di correlazione e sulla minimizzazione dell'errore medio assoluto relativo di stima.

I Model Tree (Figura 6) necessitano di 3 gruppi di dataset: variabili indipendenti (X), variabile dipendente (Y), variabili di splitting (Z). Partendo da un nodo iniziale (la radice dell'albero), la crescita del modello avviene mediante separazione dicotomica progressiva (*splitting*) e porta allo sviluppo di una serie di rami, gli ultimi dei quali terminano in un nodo (*leaf node*) in cui si trova un modello di regressione multipla. Ogni ramo rappresenta una “via”, ovvero una condizione logica imposta su una variabile di *splitting*.

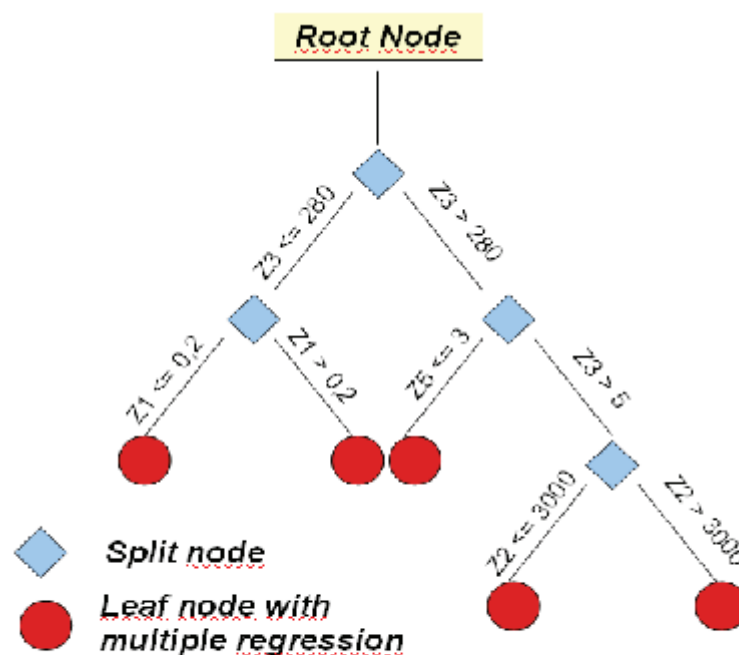


Figura 6: Rappresentazione schematica di un Model Tree

Un *dataset* iniziale, legato alla variabile dipendente da una relazione caratterizzata da un certo grado di *fitting* ed accuratezza, viene suddiviso in due subset, ognuno dei quali avrà una relazione diversa con la variabile da spiegare. La partizione dei *subset* viene fatta in relazione al valore assunto da una variabile di *splitting*. In un ramo cadranno i valori che si registrano quando la variabile di *splitting* avrà valori minori o uguali ad un certa soglia, nell'altro quelli che si hanno quando la variabile di *splitting* assumerà valori maggiori rispetto alla soglia. L'opportunità della separazione dicotomica viene stabilita in base al miglioramento prodotto sul grado di *fitting*; se dalla divisione del set iniziale si riescono ad ottenere delle stime migliori della variabile dipendente, il *dataset* iniziale viene separato in due *subset*, ciascuno dei quali verrà a sua volta analizzato per valutare l'opportunità di un ulteriore *splitting*.

I criteri di valutazione (o funzioni di costo) adottati consistono in due valori congiunti: $adj R^2$, una statistica in cui il valore di R^2 viene ridotto in relazione alla perdita dei gradi di libertà connessi con l'inserimento di nuovi parametri (11),

$$adjR^2 = \frac{R^2 * (n - p)}{n} \quad (11)$$

in cui n indica la dimensione del campione e p il numero di parametri nel modello.

e l'Errore Medio Assoluto relativo ($adjRMAE$) anche quest'ultimo opportunamente modificato al fine di tenere in considerazione la riduzione dei gradi di libertà del modello (12).

$$adjRMAE = \frac{RMAE * n}{(n - p)} \quad (12)$$

Se per l'insieme dei due subset “splittati” i valori di $adjR^2$ e $adjRMAE$ risultavano massimizzati (rispettivamente maggiori e minori) rispetto al valore del *dataset* di origine, allora si procede con la separazione dicotomica, altrimenti la crescita del ramo si interrompe. Sul nodo terminale (*Leaf-node*), si inserisce il modello di regressione multipla ottimizzato per quel subset di dati (13).

$$Y = b_0 + b_1 * X_1 + b_2 * X_2 + b_3 * X_1 * X_2 \quad (13)$$

in cui X_1 ed X_2 rappresentano le due variabili previsionali ed i valori b_i i coefficienti della regressione. Le relazioni introdotte nei nodi finali sono delle relazioni di regressione multiple a due variabili con interazione delle stesse.

In definitiva costruire un Model Tree significa stabilire attraverso le funzioni di costo:

- le variabili di *splitting* e relativi valori;
- posizione delle condizioni logiche nell'albero;
- variabili previsionali da utilizzare in ciascuno dei nodi terminali;
- i parametri dei modelli di regressione multipla in ciascun nodo finale.

3.3.1.2 I dataset

I dati utilizzati in questa fase sono i dati *eddy covariance* e satellitari MODIS acquisiti per i 46 siti europei utilizzati nell'indagine precedente. Da questi dati sono stati derivati i tre *dataset* fondamentali per elaborare i *Model Tree*, ovvero:

- X, il *dataset* delle variabili indipendenti, che comprende 8 indici di vegetazione, 1 temperatura di brillantezza giornaliera (*Daily Brightness Temperature*, DBT);
- Y, i valori calcolati di ε ;
- Z, il *dataset* delle variabili di *splitting* e comprende: quota e coordinate geografiche dei siti, statistiche calcolate a partire dalle serie storiche di dati telerilevati (10 anni per ogni stazione es. percentili di NDVI NDVI e Temperatura di brillantezza, valori medi mensili di NDVI), radiazione solare Top Of Atmosphere (TOA), valori medi giornalieri, mensili ed annuali.

Tabella 6:Elenco delle variabili di splitting e degli input delle regressioni utilizzate nel model tree.

Z Dataset (Splitting)	X dataset (Input of regressions)
Latitude, Longitude, Elevation	Greenness Index (GI) (NDVI ed EVI)
Top of atmosphere Radiance (day, Month, Yealy)	Water INDEX (WI) (NDWIs)
Min, MAX and 5, 25, 50, 75, 95 percentile of mean 8-day NDVI	Normalized sWI with sGI
Min, MAX and 5, 25, 50, 75, 95 percentile of mean 8-day DBT, NBT* and daily variation of Brightness temperature	DBT
Mean of montly value of NDVI and DBT	
8-day NDVI	

*NBT Nightly brightness temperature

Tra le variabili di *splitting* si è scelto di utilizzare solo variabili quantitative e solo misurabili su larga scala spaziale evitando l'introduzione, in fase di applicazione, di errori legati all'incertezza degli input spazializzati e stimati.

3.3.1.3 Validazione del modello

La validazione del modello è stata effettuata con il metodo *Leave One Out*, in base al quale un sito veniva escluso dalla fase di parametrizzazione, ed utilizzato per stimare l'accuratezza nella previsione in estrapolazione, i parametri di riferimento dell'accuratezza di stima sono stati i valori di R^2 e MAE. Al fine di valutare la bontà del modello rispetto ad altri comuni approcci, si è effettuato

un confronto tra l'accuratezza di previsione di questo modello con quella del modello MOD17. A tal riguardo i parametri di MOD17 sono stati ottimizzati per i siti oggetto di studio, e stimati sulla base dei dati di GPP delle stazioni *eddy-covariance*. Anche per la validazione di questo modello è stato applicato il metodo *Leave One Out* come nel precedente modello.

La distribuzione di R^2 e MAE per i due modelli è stata valutata in funzione della PFT, al fine di confrontare se esistevano differenze significative tra i due approcci e se la bontà di stima ed eventuali differenze erano legate alla tipologia di vegetazione.

4 Risultati e discussioni

4.1 Sensitività degli indici telerilevati al tenore idrico della vegetazione

Si riporta in questa sezione i risultati relativi all'analisi del grado di correlazione tra gli indici di vegetazione e le variabili rappresentative del tenore idrico fogliare a livello di chioma.

4.1.1 Correlazione tra indici di vegetazione calcolabili dai dati acquisiti dai più utilizzati sensori satellitari e variabili rappresentative del contenuto idrico della vegetazione

Di seguito verranno presentati i risultati ottenuti per quel che riguarda la correlazione tra indici di vegetazione acquisibili dai più comuni sensori satellitari e variabili rappresentative del tenore idrico fogliare a livello di chioma.

4.1.1.1 Analisi condotta su dati simulati

L'analisi condotta tra gli indici calcolabili dai principali e utilizzati sensori satellitari ed $\overline{EWT}_{leaf}$ mostra che gli indici NDWI normalizzati con il *Greenness index* NDVI (NDDI) hanno dato risultati statisticamente significativi (p-value < 0.05 in più dell'80 % delle ripetizioni) anche se i valori di R^2 sono risultati piuttosto modesti ($R^2 \sim 0.15$) con differenze poco apprezzabili tra i diversi sensori satellitari (tabella 7, allegato A, figura A.1).

La variabile *LAI* (tabella 7, allegato A, figura A.2) mostra elevati valori di correlazione con gli indici NDWI ($R^2 \sim 0.60$), p-value < 0.05 in più dell'80 % delle ripetizioni). I migliori risultati sono stati ottenuti con gli indici NDWI calcolabili mediante le bande acquisite dal sensore Vegetation, la banda 5 del sensore Landsat, le bande 5 e 6 del sensore MODIS, e banda 5 del sensore ASTER. Buoni risultati sono stati ottenuti anche con gli indici NDVI ($R^2 \sim 0.40$, p-value < 0.05 in più dell'80

% delle ripetizioni) ed in misura minore con gli indici NDDI ($R^2 \sim 0.20$) (tabella 7, allegato A, figura A.2).

La variabile EWT_{canopy} (tabella 7, allegato A, figura A.3) ha mostrato una distribuzione degli indici di correlazione molto simile a quella vista per LAI con elevati valori di correlazione con gli indici NDWI ($R^2 \sim 0.65$, $p\text{-value} < 0.05$ in più dell'80 % delle ripetizioni). Analogamente alla variabile LAI , i migliori risultati sono stati ottenuti con gli indici calcolabili mediante le bande acquisite dal sensore Vegetation, banda 5 del Landsat, bande 5 e 6 del sensore MODIS, e banda 5 del sensore ASTER. Rispetto alla variabile precedente aumenta il grado di correlazione con gli indici NDDI (ovvero gli indici NDWI normalizzati con gli indici NDVI) ($R^2 \sim 0.45$) mentre si riduce quello con NDVI ($R^2 \sim 0.35$). Questo andamento è visibile per ogni sensore, pur non avendo effettuato dei test specifici che consentono di poterlo affermare in termini di significatività statistica (tabella 7, allegato A, figura A.3).

In FMC non sono state trovate correlazioni particolarmente significative (tabella 7, allegato A, figura A.4) se non con gli indici NDDI calcolabili con le bande acquisite dal sensore ASTER.

Osservando i risultati ottenuti in questa fase di studio mediante dati simulati si evince come la distribuzione delle correlazioni dipende fortemente dalla tipologia di indice di vegetazione (es. WIs piuttosto che VIs) mentre la scelta del satellite sembra essere meno determinante. Questo vuol dire che tutte le diverse combinazioni di bande offerte dai diversi satelliti, contengono potenzialmente informazioni relative al tenore idrico della vegetazione a scala di chioma. Gli indici NDWI sono risultati correlati anche con LAI e pertanto, oltre al contenuto idrico della vegetazione, contengono informazioni relative alla densità fogliare. Il LAI essendo una misura della densità fogliare determina indirettamente la densità di tutti quegli elementi che intervengono nel processo di trasferimento radiativo tra cui l'acqua. Simili risultati sono stati trovati anche in altri studi. Colombo *et al.*, (2008), in uno studio condotto mediante dati acquisiti da sensore aviotrasportato MIVIS, hanno trovato, a scala di paesaggio, relazioni statisticamente significative con EWT_{canopy} . Gli stessi autori hanno mostrato che gli indici NDWI risultavano significativamente correlati con LAI ma non con $\overline{EWT}_{leaf}$. Yilmaz *et al.* (2008), in uno studio condotto su diverse tipologie di vegetazione hanno evidenziato buone correlazioni tra gli indici NDWI calcolati da dati Landsat con EWT_{canopy} e LAI . Per quanto attiene EWT_{canopy} i coefficienti delle relazioni lineari tra stimati da Yilmaz *et al.* (2008) sono risultati statisticamente consistenti con gli studi di Davidson *et al.*, (2006) e Ceccato *et al.*, (2002) (Yilmaz *et al.*, 2008).

Gli studi riportati in letteratura sembrano convergere sul fatto che, a livello di chioma è molto più complicato dare una stima di $\overline{EWT}_{leaf}$ piuttosto che di EWT_{canopy} . Colombo *et al.*, (2008) hanno trovato che per una piantagione di pioppo la soluzione più performante per la stima di $\overline{EWT}_{leaf}$ era

rappresentata dall'utilizzo del rapporto tra un *Water Index* (MSI) con un *Greenness Index* (SR). Al contempo, il rapporto tra i due indici non è risultato significativamente correlato con LAI.

Tabella 7: Prospetto sintetico dei risultati ottenuti dall'analisi di regressione lineare tra variabili rappresentative del tenore idrico della vegetazione ed una libreria di indici calcolabili mediante le bande multispettrali acquisite dai sensori satellitari più utilizzati nell'ambito dell'ecologia forestale. Analisi condotta su dati simulati. Per ogni variabile viene riportata la percentuale delle ripetizioni in cui $p\text{-value} < 0.05$, il valore mediano di R^2 , la deviazione standard di R^2 .

Vegetation Index	EWT _{leaf}			LAI			EWT _{canopy}			Fmc		
	% p-val < 0.05	R^2	std dev R^2	% p-val < 0.05	R^2	std dev R^2	% p-val < 0.05	R^2	std dev R^2	% p-val < 0.05	R^2	std dev R^2
NDVI _{Vegetation}	0	0,00	0,02	100	0,40	0,10	100	0,30	0,08	0	0,01	0,02
NDWI _{Vegetation}	20	0,04	0,04	100	0,63	0,06	100	0,68	0,07	0	0,00	0,02
NDDI _{Vegetation}	80	0,13	0,06	100	0,36	0,04	100	0,52	0,08	10	0,03	0,05
NDVI _{landsat}	0	0,00	0,02	100	0,43	0,10	100	0,33	0,08	0	0,00	0,01
NDWI _{landsat5}	20	0,04	0,04	100	0,63	0,06	100	0,68	0,07	0	0,00	0,02
NDWI _{landsat7}	20	0,04	0,04	100	0,43	0,05	100	0,48	0,08	10	0,02	0,02
NDDI _{landsat5}	80	0,14	0,06	100	0,38	0,05	100	0,55	0,08	10	0,02	0,05
NDDI _{landsat7}	80	0,12	0,07	100	0,22	0,03	100	0,33	0,05	50	0,08	0,05
NDVI _{Modis}	0	0,00	0,02	100	0,39	0,10	100	0,29	0,08	0	0,01	0,02
NDWI _{Modis5}	20	0,04	0,04	100	0,58	0,06	100	0,64	0,06	10	0,03	0,03
NDWI _{Modis6}	20	0,05	0,04	100	0,64	0,06	100	0,71	0,07	0	0,00	0,02
NDWI _{Modis7}	20	0,03	0,04	100	0,44	0,05	100	0,50	0,08	10	0,02	0,03
NDDI _{Modis5}	40	0,06	0,08	0	0,02	0,02	40	0,06	0,04	0	0,02	0,02
NDDI _{Modis6}	80	0,15	0,07	100	0,36	0,05	100	0,53	0,09	10	0,01	0,04
NDDI _{Modis7}	80	0,11	0,06	100	0,22	0,03	100	0,33	0,05	50	0,08	0,06
NDVI _{Aster}	0	0,00	0,02	100	0,43	0,10	100	0,33	0,08	0	0,00	0,01
NDWI _{Aster5}	20	0,04	0,04	100	0,64	0,06	100	0,69	0,07	0	0,00	0,02
NDWI _{Aster6}	20	0,03	0,04	100	0,45	0,05	100	0,49	0,08	20	0,04	0,03
NDWI _{Aster7}	20	0,03	0,04	100	0,46	0,05	100	0,51	0,08	20	0,04	0,03
NDWI _{Aster8}	10	0,02	0,03	100	0,43	0,04	100	0,46	0,08	40	0,06	0,04
NDWI _{Aster9}	10	0,02	0,04	100	0,38	0,05	100	0,43	0,08	20	0,04	0,04
NDWI _{Aster10}	20	0,04	0,06	100	0,33	0,05	100	0,39	0,08	0	0,00	0,02
NDDI _{Aster5}	80	0,14	0,06	100	0,39	0,05	100	0,55	0,08	10	0,02	0,05
NDDI _{Aster6}	60	0,10	0,05	100	0,25	0,03	100	0,34	0,05	80	0,12	0,07
NDDI _{Aster7}	80	0,11	0,06	100	0,24	0,02	100	0,36	0,05	80	0,12	0,07
NDDI _{Aster8}	50	0,08	0,05	100	0,22	0,03	100	0,30	0,05	90	0,16	0,08
NDDI _{Aster9}	60	0,09	0,06	100	0,19	0,04	100	0,24	0,06	80	0,13	0,07
NDDI _{Aster10}	80	0,14	0,09	70	0,14	0,06	100	0,21	0,07	20	0,03	0,04

4.1.1.2 Analisi condotta su dati misurati sperimentalmente su piante coltivate in vaso.

Dall'analisi delle misure effettuate nel corso degli esperimenti sulle piante coltivate in vaso, sottoposte a diversi livelli di irrigazione, si è ottenuto che, in *Q. cerris* non sono state trovate correlazioni significative tra i potenziali idrici fogliari misurati al *Midday* ed al *Predawn* e gli indici di vegetazione calcolabili con le bande multispettrali acquisite dai più utilizzati sensori satellitari. Interessanti correlazioni sono state trovate per l'attività fotosintetica, con relazioni tra assimilazione di CO₂ ed indici NDWI ($R \sim 0.3$) statisticamente significative ($p \text{ value} < 0.05$) nel 40-60 % delle ripetizioni, senza particolari differenze in relazione al sensore di riferimento (allegato B, figura B.1).

Interessanti relazioni sono state ottenute anche con la variabile WUE_i, (*Intrinsic Water Use Efficiency*, calcolata come il rapporto tra la fotosintesi e la traspirazione); anche in questo caso sono emerse buone relazioni con gli indici NDWI (allegato B, figura B.2), in particolare con quelli calcolabili con le bande Landsat e Vegetation ($R^2 \sim 0.30$ e $p\text{-value} < 0.05$ nel 80%-60% delle ripetizioni).

Per quanto riguarda il contenuto idrico gravimetrico fogliare stimato a livello di chioma, si nota che in *Quercus cerris*, per RWC non sono risultate significative differenze tra il grado di correlazione degli indici NDVI ed NDWI ($R^2 \sim 0.20$ e $p\text{-value} < 0.05$ nel 30%-50% delle ripetizioni). I migliori risultati sono stati ottenuti con gli indici calcolabili mediante le bande acquisite dai sensori LANDSAT e ASTER (tabella 8, allegato B, figura B.3).

In $\overline{EWT}_{\text{leaf}}$ i migliori risultati sono stati ottenuti con gli indici NDVI calcolabili dai diversi sensori testati e con NDWI acquisiti dal sensore ASTER ($p\text{-value} < 0.05$ nel 40-60 % delle ripetizioni) senza differenze apprezzabili tra i set di bande, dello stesso sensore (tabella 8, allegato B, figura B.4).

Questi risultati non risultano in linea con quelli emersi dalle simulazioni effettuate al modello PROSAIL in cui erano gli indici WIs normalizzati con i GIs a dare i migliori risultati in termini di significatività delle correlazioni con $\overline{EWT}_{\text{leaf}}$. In FMC non sono state trovate correlazioni significative.

Tabella 8: Prospetto sintetico dei risultati ottenuti dall'analisi di regressione lineare tra variabili rappresentative del tenore idrico della vegetazione ed una libreria di indici calcolabili mediante le bande multispettrali acquisite dai sensori satellitari più utilizzati nell'ambito dell'ecologia forestale. Analisi condotta su dati sperimentali misurati su *Quercus cerris* in ambiente controllato. Per ogni variabile viene riportata la percentuale delle ripetizioni in cui p-value < 0.05, il valore mediano di R^2 , la deviazione standard di R^2 .

Vegetation Index	EWT _{leaf}			RWC			Fmc		
	% p-val < 0.05	R^2	std dev R^2	% p-val < 0.05	R^2	std dev R^2	% p-val < 0.05	R^2	std dev R^2
NDVI _{Vegetation}	50	0,24	0,30	33	0,17	0,37	33	0,19	0,19
NDWI _{Vegetation}	33	0,22	0,17	33	0,15	0,22	33	0,13	0,14
NDDI _{Vegetation}	33	0,10	0,20	33	0,11	0,24	17	0,03	0,15
NDVI _{landsat}	50	0,23	0,31	33	0,14	0,38	33	0,19	0,20
NDWI _{landsat5}	33	0,22	0,18	33	0,16	0,23	33	0,13	0,15
NDWI _{landsat7}	50	0,22	0,20	50	0,18	0,25	33	0,16	0,15
NDDI _{landsat5}	33	0,11	0,22	33	0,12	0,26	17	0,04	0,17
NDDI _{landsat7}	17	0,12	0,14	50	0,18	0,15	17	0,05	0,10
NDVI _{Modis}	50	0,24	0,30	33	0,17	0,37	17	0,18	0,19
NDWI _{Modis5}	17	0,08	0,12	33	0,12	0,14	0	0,05	0,08
NDWI _{Modis6}	33	0,21	0,16	33	0,14	0,22	33	0,13	0,14
NDWI _{Modis7}	50	0,21	0,18	33	0,16	0,23	33	0,15	0,13
NDDI _{Modis5}	33	0,11	0,29	33	0,18	0,36	17	0,14	0,21
NDDI _{Modis6}	33	0,10	0,21	33	0,10	0,25	17	0,02	0,15
NDDI _{Modis7}	17	0,11	0,12	17	0,15	0,13	0	0,03	0,09
NDVI _{Aster}	50	0,23	0,31	33	0,14	0,38	33	0,19	0,20
NDWI _{Aster5}	33	0,22	0,17	33	0,16	0,23	33	0,14	0,15
NDWI _{Aster6}	50	0,21	0,17	33	0,15	0,22	33	0,15	0,13
NDWI _{Aster7}	50	0,21	0,18	33	0,15	0,23	33	0,16	0,14
NDWI _{Aster8}	50	0,22	0,18	50	0,18	0,23	33	0,17	0,12
NDWI _{Aster9}	50	0,25	0,20	50	0,20	0,24	33	0,18	0,13
NDWI _{Aster10}	50	0,23	0,23	50	0,23	0,28	33	0,21	0,17
NDDI _{Aster5}	33	0,11	0,22	33	0,11	0,27	17	0,05	0,17
NDDI _{Aster6}	17	0,14	0,16	33	0,15	0,17	17	0,03	0,13
NDDI _{Aster7}	17	0,14	0,16	33	0,15	0,17	17	0,03	0,13
NDDI _{Aster8}	17	0,15	0,18	50	0,19	0,21	17	0,07	0,14
NDDI _{Aster9}	33	0,18	0,17	50	0,21	0,22	17	0,06	0,13
NDDI _{Aster10}	17	0,13	0,14	50	0,21	0,17	0	0,03	0,12

In *Trifolium repens*, la variabile RWC è risultata correlata con l'indice NDVI ($R^2 \sim 0.5$, p-value < 0.05 nel 100-80 % delle ripetizioni) e con gli indici NDWI ($R^2 \sim 0.6$, p-value < 0.05 nel 80-60 % delle ripetizioni) (tabella 9, allegato B, figura B.5)

Per $\overline{EWT}_{leaf}$ i risultati più significativi sono stati ottenuti con l'indice NDVI ($R^2 \sim 0.4$, p-value < 0.05 nel 100-80% delle ripetizioni), NDWI in particolar modo con quelle acquisiti mediante le bande del sensore Aster ($R^2 \sim 0.5$, p-value < 0.05 nel 100-80% delle ripetizioni) (tabella 9, allegato B, figura B.6). In FMC i risultati più significativi sono stati ottenuti con gli indici NDVI ed NDWI acquisiti dai diversi sensori testati ($R^2 \sim 0.5$, p-value < 0.05 nel 100-80% delle ripetizioni) senza significative differenze tra i sensori (tabella 9, allegato B, figura B.7).

Anche in questo caso si nota come i risultati siano divergenti con quelli emersi dalle simulazioni condotte con il modello di trasferimento radiativo PROSAIL. Elemento di interesse è che per le due specie e relativamente alla variabile $\overline{EWT}_{leaf}$ le migliori correlazioni sono state ottenute con NDVI e con gli indici NDWI calcolati con bande SWIR acquisite ad una lunghezza d'onda superiore ai 2000 nm. Per RWC, in *Trifolium repens* si nota come per NDVI ed NDWI il grado di fitting risulta paragonabile e significativamente maggiore ad NDDI, mentre in *Q. cerris* le differenze tra i tre indici risultano poco evidenti e comunque, il grado di correlazione mediamente basso.

Il fatto che non siano state trovate delle differenze significative tra fitting degli indici NDVI ed NDWI, può essere legato all'effetto prodotto dai trattamenti su alcuni caratteri biofisici delle foglie (es. colore, sostanza secca per unità di superficie) e delle chiome (densità fogliare) che hanno determinato la correlazione con l'indice NDVI. Uno dei limiti della simulazione effettuata con il modello di trasferimento radiativo è che non ha contemplato l'interazione tra le variabili biofisiche che interviene nei fenomeni naturali. Se si riduce la disponibilità idrica nel terreno, le foglie avranno tendenzialmente un minor contenuto idrico, e questo può portare ad una riduzione della superficie fogliare esposta ed ad un avvizzimento delle chiome per le specie più sensibili allo stress idrico (es. *Trifolium repens*). Dovendo le piante mantenere un certo turgore cellulare, produrranno chiome con una minore densità fogliare, formate da elementi di più piccole dimensioni. Questo può anche voler dire che, in particolari contesti, la capacità di adattamento delle piante può essere la causa per cui in condizioni di stress idrico potrebbe variare maggiormente il LAI piuttosto che il tenore idrico fogliare.

Tabella 9: Prospetto sintetico dei risultati ottenuti dall'analisi di regressione lineare tra variabili rappresentative del tenore idrico della vegetazione ed una libreria di indici calcolabili mediante le bande multispettrali acquisite dai sensori satellitari più utilizzati nell'ambito dell'ecologia forestale. Analisi condotta su dati sperimentali misurati su *Trifolium repens* in ambiente controllato. Per ogni variabile viene riportata la percentuale delle ripetizioni in cui p-value < 0.05, il valore mediano di R^2 , la deviazione standard di R^2 .

Vegetation Index	EWT _{leaf}			RWC			Fmc		
	% p-val < 0.05	R^2	std dev R^2	% p-val < 0.05	R^2	std dev R^2	% p-val < 0.05	R^2	std dev R^2
NDVI _{Vegetation}	100	0,38	0,10	100	0,45	0,21	100	0,49	0,08
NDWI _{Vegetation}	67	0,46	0,18	67	0,55	0,32	100	0,47	0,07
NDDI _{Vegetation}	33	0,08	0,19	33	0,21	0,26	33	0,04	0,23
NDVI _{landsat}	100	0,37	0,09	100	0,44	0,21	100	0,49	0,07
NDWI _{landsat5}	67	0,46	0,18	67	0,55	0,32	100	0,47	0,06
NDWI _{landsat7}	100	0,48	0,07	67	0,61	0,21	100	0,53	0,10
NDDI _{landsat5}	33	0,06	0,21	33	0,18	0,27	33	0,03	0,25
NDDI _{landsat7}	33	0,01	0,20	33	0,08	0,28	33	0,04	0,20
NDVI _{Modis}	100	0,38	0,10	100	0,45	0,22	100	0,49	0,08
NDWI _{Modis5}	67	0,44	0,13	67	0,64	0,33	100	0,57	0,12
NDWI _{Modis6}	67	0,46	0,19	67	0,55	0,33	100	0,47	0,08
NDWI _{Modis7}	100	0,48	0,10	67	0,61	0,24	100	0,52	0,08
NDDI _{Modis5}	0	0,22	0,09	33	0,21	0,06	0	0,20	0,09
NDDI _{Modis6}	33	0,09	0,20	33	0,21	0,26	33	0,03	0,24
NDDI _{Modis7}	33	0,03	0,18	33	0,12	0,25	33	0,03	0,19
NDVI _{Aster}	100	0,37	0,09	100	0,44	0,21	100	0,49	0,07
NDWI _{Aster5}	67	0,45	0,17	67	0,56	0,32	100	0,48	0,06
NDWI _{Aster6}	100	0,47	0,09	67	0,61	0,24	100	0,51	0,08
NDWI _{Aster7}	100	0,47	0,09	67	0,60	0,24	100	0,51	0,08
NDWI _{Aster8}	100	0,46	0,09	67	0,60	0,23	100	0,50	0,09
NDWI _{Aster9}	100	0,47	0,07	67	0,61	0,20	100	0,51	0,11
NDWI _{Aster10}	100	0,47	0,05	100	0,59	0,14	100	0,51	0,12
NDDI _{Aster5}	33	0,06	0,21	33	0,17	0,28	33	0,02	0,25
NDDI _{Aster6}	33	0,01	0,19	33	0,11	0,26	33	0,03	0,19
NDDI _{Aster7}	33	0,01	0,19	33	0,11	0,25	33	0,05	0,19
NDDI _{Aster8}	0	0,03	0,16	33	0,15	0,20	0	0,10	0,15
NDDI _{Aster9}	33	0,03	0,16	33	0,11	0,22	33	0,11	0,15
NDDI _{Aster10}	33	0,05	0,17	33	0,07	0,27	33	0,15	0,17

Se si confrontano i risultati ottenuti in *Trifolium repens* e *Quercus cerris* si può notare agevolmente come in *Trifolium repens* il grado di *fitting* risulti mediamente più alto. Questo può essere legato principalmente all'architettura della chioma più semplice in *Trifolium repens* che crea meno incertezza sulle misure di riflettanza. Altro elemento importante è che le chiome di *Q. cerris* non

coprono uniformemente il terreno e pertanto vi può essere una possibile interferenza del background che non si ha in *Trifolium repens*, in cui le chiome tendono agevolmente a creare una copertura totale del vaso. Altro elemento di interesse è rappresentato dal fatto gli indici NDWI normalizzati con gli indici NDVI non sono mai raggiunto performance migliori rispetto ad NDWI o NDVI, ma questa differenza risulta particolarmente evidente in *Trifolium repens* mentre in *Q. cerris* i risultati tra i tre indici sono più o meno paragonabili. Questo può essere dovuto al fatto che *Trifolium repens* è una specie molto sensibile allo stress idrico con una forte tendenza a perdere acqua per traspirazione, determinando, durante le ore calde delle giornate estive, avvizzimento dei fusti particolarmente evidente per le piante soggette a maggiori limiti per quel che riguarda il regime di tenore idrico del terreno, con conseguente variazioni significative anche in NDVI.

4.1.1.3 Analisi condotta su dati misurati acquisiti nei siti agrari e forestali di Roccarespampani

Analisi per la variabile RWC

Nel sito agrario di Roccarespampani coltivato a *Triticum vulgare*, RWC è risultato correlato con NDDI (tabella 12, allegato c, figura C.1) calcolabile con la banda 5 del sensore MODIS ($R^2 > 0.60$ e $p\text{-value} < 0.05$), mentre per *Q. cerris* non sono state trovate correlazioni significative. Per *Trifolium incarnatum* la variabile non è disponibile.

Analisi per la variabile FMC

Per quanto riguarda FMC in *Q. cerris*, buone correlazioni, statisticamente significative sono state trovate con NDWI ed NDDI ($R^2 \sim 0.50$ e $p\text{-value} < 0.05$) acquisibili da sensore Landsat, Vegetation e Modis (tabella 11, allegato c, figura C.2). In *Trifolium incarnatum*, buone correlazioni per FMC sono state trovate con NDVI ($R^2 > 0.80$ e $p\text{-value} < 0.05$) ed in minor misura con NDWI ed ($R^2 > 0.60$ e $p\text{-value} \sim 0.05$) (tabella 11, allegato c, figura C.3). Anche in questo caso, come per *Trifolium arvense* coltivato in vaso, i migliori risultati sono stati ottenuti con NDVI piuttosto che NDWI mentre gli indici NDWI normalizzati con NDVI non hanno dato correlazioni significative. In *Triticum vulgare*, buone correlazioni con FMC sono state trovate con NDWI ed NDDI ($R^2 > 0.60$ e $p\text{-value} < 0.05$) (tabella 11, allegato c, figura C.4). In linea generale si nota che in *Q. cerris* il

grado di *fitting* è risultato minore rispetto alle specie erbacee. Si può notare quindi come, in tutte le specie gli indici NDWI siano risultati correlati con FMC, mentre con NDDI sono state trovate correlazioni significative in *Q. cerris* e *Triticum vulgare* ma non in *Trifolium incarnatum*.

Analisi per la variabile EWT_{leaf}

In *Q. cerris* non sono state trovate correlazioni significative, mentre buoni risultati anche se non statisticamente significativi, sono stati trovati con gli indici NDVI ed NDWI in *Trifolium incarnatum* (tabella 12, allegato c, figura C.5). In *Triticum vulgare*, buone correlazioni sono state trovate soprattutto con gli indici NDDI ($R^2 > 0.60$ e $p\text{-value} < 0.05$) (tabella 12, allegato c, figura C.6) (in linea con quelle ottenute durante la simulazione al modello PROSAIL). Anche in questo caso sono stati ottenuti risultati significativi solo per le specie erbacee non per *Quercus cerris*. I risultati ottenuti dall'analisi dei dati dalle piante in vaso presentano alcuni tratti di similitudine con i dati raccolti in campo, quali ad esempio il miglior grado di *fitting* dell'indice NDVI al tenore idrico fogliare piuttosto che l'indice NDWI. In *Triticum vulgare* la normalizzazione degli indici NDWI con l'indice NDVI ha dato un significativo miglioramento del grado di *fitting* con il contenuto idrico fogliare.

Analisi per la variabile LAI

Per il LAI, in *Q. cerris* e *Trifolium incarnatum* non sono state trovate correlazioni significative, mentre in *Triticum vulgare* sono state trovate deboli correlazioni con NDVI ($R^2 > 0.40$) ed NDWI ($R^2 \sim 0.30$) (tabella 13, allegato c, figura C.7).

Analisi per la variabile EWT_{canopy}

In EWT_{canopy} , in *Q. cerris* e *Trifolium incarnatum*, non sono state trovate correlazioni significative, mentre in *Triticum vulgare* sono state trovate deboli correlazioni con NDVI ($R^2 > 0.40$) (allegato c, figura c.8).

Osservando la distribuzione delle correlazioni tra gli indici di vegetazione e le variabili LAI ed EWT_{canopy} monitorati in campo, si nota come la distribuzione delle correlazione per LAI risulti molto simile a quella di EWT_{canopy} . Questo dato è piuttosto interessante e trova similitudini anche con gli studi in letteratura da Colombo *et al.* (2008), e Ylmaz *et al.* (2008), in cui si riporta un certo

grado di sovrapposizione tra le relazioni ottenute dagli VIs con LAI ed EWT_{canopy} alla quale spesso, non fa seguito un'altrettanta buona correlazione con $\overline{EWT}_{leaf}$. Nel nostro caso di studio solo in *Triticum vulgare* sono state ottenute correlazioni di interesse con $\overline{EWT}_{leaf}$ e LAI ma per indici differenti (NDDI e NDVI rispettivamente). Se si analizza la correlazione con EWT_{canopy} si può notare nessun indice testato ha dato correlazioni statisticamente significative e che il miglior *fitting* è stato raggiunto con l'indice NDVI in *Triticum vulgare*, il quale è risultato anche l'indice che ha dato il miglior *fitting* per LAI. Altro dato di interesse è rappresentato dalla mancanza di elementi comuni risultati significativamente correlati con la stessa variabile biofisica per le tre specie. Le specie confrontate sono molto diverse tra loro. *Q. cerris* è una specie arborea ed il popolamento è un ceduo prossimo ai venti anni, caratterizzato da un'architettura piuttosto complessa rispetto alle due specie erbacee, le quali presentano caratteristiche fogliari tra loro molto diverse. *Trifolium incarnatum* ha presentato chiome molto dense e distribuzione degli elementi fogliari perpendicolari all'incidenza dei raggi solari mentre in *Triticum vulgare* le foglie hanno presentato questa caratteristica solo alle fasi iniziali, assumendo ben presto un portamento verticale. Queste diversità nella geometria della chioma possono essere una delle cause determinanti della diversità di risposta agli indici di vegetazione. Il range di variazione del LAI durante le campagne è risultato piuttosto stretto: 3.69-5.00 per *Q. cerris*, 3.66-7.02 per *Trifolium repens* e 0.28-1.99 in *Triticum vulgare*. Questi range possono aver determinato, in *Q. cerris* e *Trifolium repens*, la non significatività delle relazioni statistiche, poiché prossimo all'area in cui le tipiche curve che legano GIs con LAI subiscono un appiattimento a causa del problema della saturazione dell'indice alla variabile dipendente. In *Triticum vulgare* il range si trova nelle fasi iniziali delle tipiche curve che legano GIs con LAI, in cui le relazioni sono lineari ed evidenti, da cui un miglior grado di fitting.

Tabella 10: Prospetto sintetico dei risultati ottenuti dall'analisi di regressione lineare tra variabili rappresentative del tenore idrico della vegetazione ed una libreria di indici calcolabili mediante le bande multispettrali acquisite dai sensori satellitari più utilizzati nell'ambito dell'ecologia forestale. Analisi condotta su dati sperimentali misurati in campo (Roccarespampani) su *Q. cerris*.

Vegetation Index	Fmc		EWT _{leaf} (g/m ²)		RWC		LAI		EWT _{canopy}	
	R ²	p-value	R ²	p-value	R ²	p-value	R ²	p-value	R ²	p-value
NDVI _{Vegetation}	0,34	0,05	0,01	0,82	0,21	0,13	0,05	0,50	0,03	0,61
NDWI _{Vegetation}	0,49	0,01	0,01	0,73	0,17	0,18	0,02	0,66	0,00	0,96
NDDI _{Vegetation}	0,54	0,01	0,08	0,39	0,10	0,32	0,00	0,87	0,04	0,56
NDVI _{landsat}	0,39	0,03	0,00	0,86	0,20	0,15	0,03	0,60	0,02	0,70
NDWI _{landsat5}	0,51	0,01	0,01	0,73	0,17	0,18	0,02	0,68	0,00	0,94
NDWI _{landsat7}	0,37	0,04	0,00	0,94	0,20	0,15	0,07	0,42	0,02	0,63
NDDI _{landsat5}	0,51	0,01	0,07	0,41	0,11	0,29	0,01	0,80	0,03	0,61
NDDI _{landsat7}	0,10	0,31	0,00	0,87	0,07	0,42	0,12	0,27	0,02	0,62
NDVI _{Modis}	0,33	0,05	0,01	0,81	0,21	0,13	0,05	0,50	0,03	0,60
NDWI _{Modis5}	0,58	0,00	0,01	0,77	0,10	0,33	0,00	0,98	0,01	0,77
NDWI _{Modis6}	0,53	0,01	0,01	0,73	0,16	0,20	0,01	0,73	0,00	0,91
NDWI _{Modis7}	0,40	0,03	0,01	0,78	0,25	0,10	0,05	0,49	0,00	0,89
NDDI _{Modis5}	0,63	0,00	0,06	0,44	0,01	0,75	0,05	0,49	0,11	0,29
NDDI _{Modis6}	0,59	0,00	0,07	0,40	0,09	0,35	0,00	0,98	0,04	0,51
NDDI _{Modis7}	0,18	0,17	0,19	0,16	0,10	0,31	0,01	0,73	0,07	0,41
NDVI _{Aster}	0,39	0,03	0,00	0,86	0,20	0,15	0,03	0,60	0,01	0,71
NDWI _{Aster5}	0,52	0,01	0,01	0,72	0,16	0,20	0,01	0,73	0,00	0,90
NDWI _{Aster6}	0,39	0,03	0,01	0,79	0,24	0,11	0,05	0,47	0,00	0,87
NDWI _{Aster7}	0,39	0,03	0,00	0,83	0,23	0,11	0,05	0,48	0,00	0,85
NDWI _{Aster8}	0,30	0,06	0,00	0,90	0,19	0,16	0,09	0,36	0,03	0,57
NDWI _{Aster9}	0,18	0,22	0,06	0,50	0,23	0,16	0,13	0,31	0,00	0,94
NDDI _{Aster5}	0,55	0,01	0,07	0,42	0,11	0,30	0,00	0,86	0,03	0,59
NDDI _{Aster6}	0,14	0,24	0,13	0,26	0,15	0,21	0,07	0,41	0,01	0,72
NDDI _{Aster7}	0,18	0,17	0,09	0,34	0,16	0,20	0,07	0,40	0,01	0,80
NDDI _{Aster8}	0,02	0,63	0,00	1,00	0,04	0,51	0,18	0,16	0,06	0,44
NDDI _{Aster9}	0,11	0,34	0,01	0,79	0,00	0,94	0,43	0,04	0,12	0,33

Tabella 11: Prospetto sintetico dei risultati ottenuti dall'analisi di regressione lineare tra variabili rappresentative del tenore idrico della vegetazione ed una libreria di indici calcolabili mediante le bande multispettrali acquisite dai sensori satellitari più utilizzati nell'ambito dell'ecologia forestale. Analisi condotta su dati sperimentali misurati in campo (Roccarespampani) su *Trifolium incarnatum*.

Vegetation Index	FMC		EWT _{leaf}		LAI		EWT _{canopy}	
	R ²	p-value	R ²	p-value	R ²	p-value	R ²	p-value
NDVI _{Vegetation}	0,88	0,02	0,53	0,16	0,02	0,84	0,06	0,70
NDWI _{Vegetation}	0,60	0,12	0,46	0,21	0,02	0,83	0,06	0,70
NDDI _{Vegetation}	0,30	0,34	0,31	0,33	0,02	0,81	0,05	0,71
NDVI _{landsat}	0,89	0,02	0,53	0,16	0,01	0,85	0,05	0,71
NDWI _{landsat5}	0,61	0,12	0,47	0,20	0,02	0,84	0,05	0,71
NDWI _{landsat7}	0,71	0,07	0,51	0,18	0,01	0,85	0,05	0,72
NDDI _{landsat5}	0,30	0,34	0,31	0,33	0,02	0,82	0,05	0,72
NDDI _{landsat7}	0,39	0,26	0,36	0,28	0,02	0,84	0,04	0,74
NDVI _{Modis}	0,88	0,02	0,53	0,16	0,01	0,85	0,05	0,71
NDWI _{Modis5}	0,50	0,18	0,27	0,37	0,11	0,59	0,18	0,48
NDWI _{Modis6}	0,59	0,13	0,46	0,21	0,02	0,83	0,05	0,71
NDWI _{Modis7}	0,69	0,08	0,53	0,17	0,01	0,88	0,04	0,75
NDDI _{Modis5}	0,01	0,86	0,02	0,81	0,28	0,36	0,29	0,35
NDDI _{Modis6}	0,26	0,38	0,28	0,36	0,02	0,81	0,05	0,72
NDDI _{Modis7}	0,37	0,28	0,39	0,26	0,01	0,91	0,02	0,81
NDVI _{Aster}	0,89	0,02	0,53	0,16	0,01	0,85	0,05	0,71
NDWI _{Aster5}	0,62	0,12	0,46	0,21	0,02	0,82	0,06	0,70
NDWI _{Aster6}	0,70	0,08	0,52	0,17	0,01	0,86	0,04	0,73
NDWI _{Aster7}	0,69	0,08	0,51	0,18	0,01	0,86	0,05	0,73
NDWI _{Aster8}	0,69	0,08	0,50	0,18	0,01	0,85	0,05	0,72
NDWI _{Aster9}	0,71	0,07	0,50	0,18	0,02	0,84	0,05	0,71
NDDI _{Aster5}	0,32	0,32	0,31	0,33	0,03	0,80	0,06	0,70
NDDI _{Aster6}	0,39	0,26	0,38	0,27	0,01	0,87	0,04	0,76
NDDI _{Aster7}	0,38	0,27	0,37	0,28	0,01	0,86	0,04	0,76
NDDI _{Aster8}	0,33	0,31	0,33	0,31	0,02	0,84	0,04	0,74
NDDI _{Aster9}	0,36	0,29	0,33	0,31	0,02	0,82	0,05	0,72

Tabella 12: Prospetto sintetico dei risultati ottenuti dall'analisi di regressione lineare tra variabili rappresentative del tenore idrico della vegetazione ed una libreria di indici calcolabili mediante le bande multispettrali acquisite dai sensori satellitari più utilizzati nell'ambito dell'ecologia forestale. Analisi condotta su dati sperimentali misurati in campo (Roccarespampani) su *Triticum vulgare*.

Vegetation Index	FMC		RWC		EWT _{leaf}		LAI		EWT _{canopy}	
	R ²	p-value	R ²	p-value	R ²	p-value	R ²	p-value	R ²	p-value
NDVI _{Vegetation}	0,26	0,30	0,04	0,69	0,23	0,34	0,50	0,11	0,43	0,16
NDWI _{Vegetation}	0,57	0,08	0,33	0,23	0,56	0,09	0,27	0,29	0,18	0,41
NDDI _{Vegetation}	0,69	0,04	0,55	0,09	0,70	0,04	0,11	0,51	0,05	0,67
NDVI _{landsat}	0,23	0,33	0,03	0,73	0,21	0,37	0,50	0,12	0,43	0,16
NDWI _{landsat5}	0,56	0,09	0,32	0,24	0,55	0,09	0,27	0,29	0,18	0,40
NDWI _{landsat7}	0,50	0,12	0,26	0,30	0,49	0,12	0,24	0,33	0,16	0,44
NDDI _{landsat5}	0,69	0,04	0,55	0,09	0,70	0,04	0,12	0,51	0,05	0,66
NDDI _{landsat7}	0,66	0,05	0,57	0,08	0,69	0,04	0,03	0,73	0,00	0,90
NDVI _{Modis}	0,26	0,30	0,05	0,68	0,23	0,33	0,50	0,12	0,43	0,16
NDWI _{Modis5}	0,59	0,07	0,40	0,18	0,59	0,07	0,30	0,26	0,20	0,38
NDWI _{Modis6}	0,57	0,08	0,33	0,23	0,56	0,09	0,27	0,29	0,18	0,41
NDWI _{Modis7}	0,51	0,11	0,28	0,28	0,51	0,11	0,23	0,34	0,15	0,45
NDDI _{Modis5}	0,68	0,04	0,87	0,01	0,74	0,03	0,02	0,79	0,00	0,99
NDDI _{Modis6}	0,68	0,04	0,56	0,09	0,70	0,04	0,11	0,52	0,05	0,68
NDDI _{Modis7}	0,64	0,06	0,55	0,09	0,67	0,05	0,04	0,72	0,01	0,88
NDVI _{Aster}	0,23	0,34	0,03	0,74	0,20	0,38	0,51	0,11	0,44	0,15
NDWI _{Aster5}	0,56	0,09	0,32	0,24	0,55	0,09	0,28	0,28	0,18	0,40
NDWI _{Aster6}	0,52	0,11	0,28	0,28	0,51	0,11	0,24	0,32	0,16	0,44
NDWI _{Aster7}	0,52	0,11	0,27	0,29	0,51	0,11	0,25	0,31	0,17	0,42
NDWI _{Aster8}	0,53	0,10	0,30	0,26	0,53	0,10	0,22	0,35	0,14	0,47
NDWI _{Aster9}	0,51	0,11	0,28	0,28	0,51	0,11	0,22	0,35	0,14	0,47
NDWI _{Aster10}	0,45	0,15	0,22	0,35	0,44	0,15	0,22	0,34	0,15	0,45
NDDI _{Aster5}	0,70	0,04	0,57	0,08	0,71	0,03	0,12	0,51	0,05	0,67
NDDI _{Aster6}	0,66	0,05	0,55	0,09	0,69	0,04	0,05	0,66	0,01	0,83
NDDI _{Aster7}	0,67	0,05	0,55	0,09	0,69	0,04	0,06	0,64	0,02	0,81
NDDI _{Aster8}	0,66	0,05	0,56	0,09	0,69	0,04	0,05	0,68	0,01	0,85
NDDI _{Aster9}	0,65	0,05	0,58	0,08	0,69	0,04	0,02	0,79	0,00	0,96
NDDI _{Aster10}	0,57	0,08	0,64	0,06	0,64	0,05	0,01	0,83	0,05	0,66

4.1.2 Coppie di bande significativamente correlate con gli indicatori di tenore idrico fogliare a livello di chioma ai fini del calcolo di un indice normalizzato sensibile al tenore idrico fogliare

Sovrapponendo tutte le coppie di bande che, in ogni esperimento ed in ciascuna variabile rappresentativa del tenore idrico gravimetrico fogliare, sono risultate significativamente correlate ($p\text{-value} < 0.05$ in almeno il 50 % delle ripetizioni di ciascun esperimento), è stato possibile individuare delle coppie di bande potenzialmente in grado di rappresentare a scala di chioma il tenore idrico fogliare.

La figura 7 riporta una rappresentazione di queste aree di interesse. Questa figura può essere letta come una mappa in cui ogni pixel rappresenta un indice di vegetazione calcolato mediante il rapporto normalizzato tra la banda rappresentata dalle coordinate x e quella di coordinate y. In verde sono riportate le aree risultate statisticamente di interesse, le quali, in sintesi sono riconducibili principalmente alle seguenti:

- Regione 1: è formata da bande comprese tra (1600) 1530-1800 (1700) nm. Per semplicità di esposizione si indicherà con il simbolo NVI1 l'indice normalizzato calcolato con due bande acquisite in questa sub-regione dello spettro elettromagnetico;
- Regione 2, formata dalle coppie di bande (2100) 2020-2300 (2250) nm. In maniera analoga a quanto presentato al punto precedente, si indicherà come NVI2 l'indice normalizzato calcolato mediante due bande acquisite in questa sub-regione dello spettro elettromagnetico

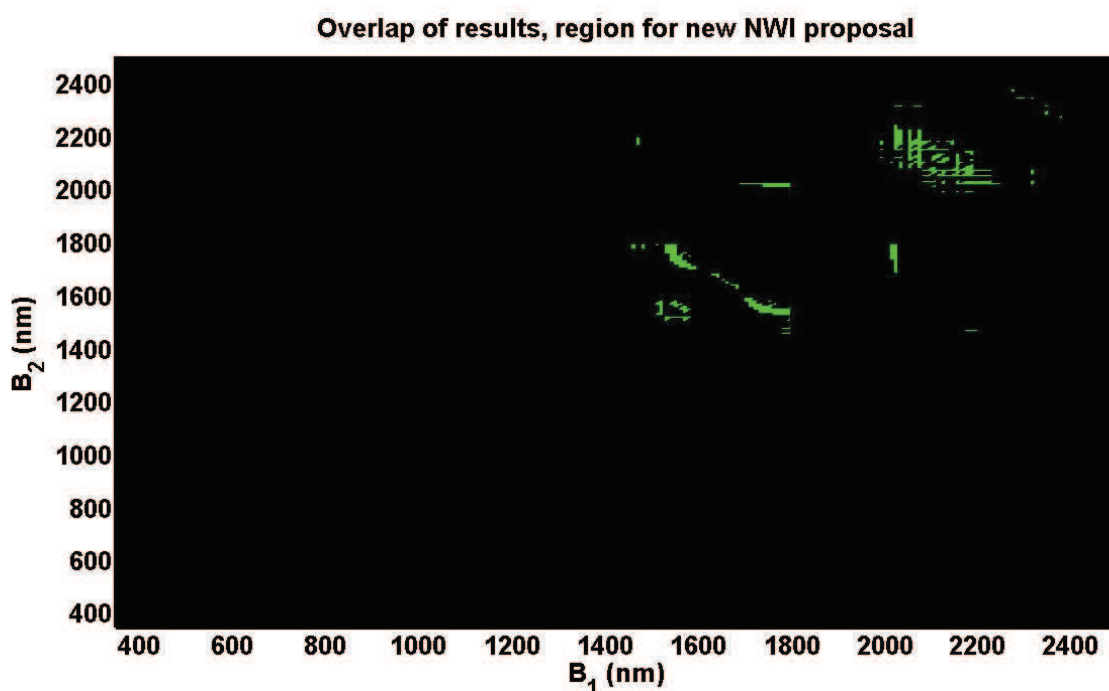


Figura 7: mappatura delle coppie di bande multispettrali (aree in verde) mediante le quali calcolare indici normalizzati risultati significativamente correlati con le variabili rappresentative del tenore idrico gravimetrico della vegetazione.

Nelle regioni evidenziate, anche come sottolineato da Cheng *et al.*, (2008) vi sono dei cambiamenti considerevoli della riflettanza al variare del contenuto idrico fogliare. Come sottolineato da questi autori, al diminuire di FMC il picco di assorbimento situato nell'intervallo 1670–1830 nm si sposta verso regioni a lunghezze d'onda minori e la forma dello spettro osservata tra 2000-2200 nm cambia gradualmente da convessa a concava. Se si osserva all'interno delle aree di interesse il cambiamento del coefficiente di variazione percentuale (figura 8) in relazione ai diversi fattori biofisici (LAI, EWT, LMA o CM) che influenzano la riflettanza della vegetazione nella regione dello SWIR, si evince che ogni indice proposto è formato da una coppia di bande di cui una maggiormente sensibile al tenore idrico fogliare. Troviamo che a 1460 nm il coefficiente di variazione è massimo per EWT, elevato per LAI e minimo per la sostanza secca equivalente (LMA o CM). Nell'intervallo compreso tra 1530 e 1580 nm, al variare sia di EWT che di LAI, il coefficiente di variazione diminuisce in maniera significativa all'aumentare della lunghezza d'onda, mentre non si notano variazioni apprezzabili legate al variare della sostanza secca equivalente. Nella regione compresa tra 1700 e 1780 nm si nota che al variare di EWT il coefficiente di variazione percentuale aumenta in maniera significativa all'aumentare della lunghezza d'onda mentre rimane pressapoco costante al variare del LAI e della sostanza secca equivalente.

Nella regione compresa tra 2050 e 2250 nm, all'aumentare della lunghezza d'onda, vi è una riduzione considerevole del coefficiente di variazione percentuale in relazione ai fattori EWT e LAI, mentre per la sostanza secca equivalente si ha un incremento.

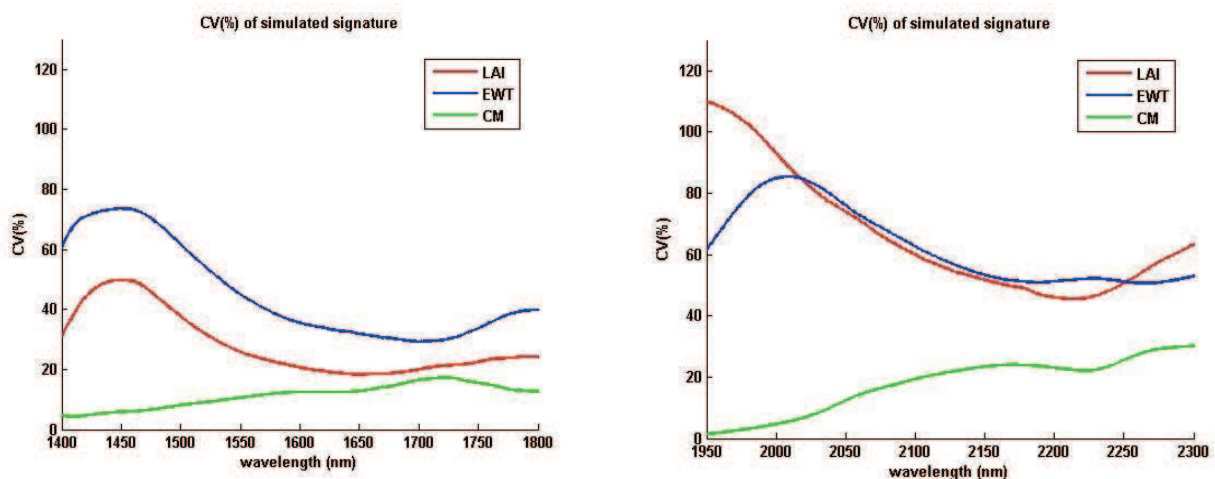


Figura 8: particolare delle regioni di interesse per il calcolo di nuovi indici di vegetazione dell'andamento, in funzione delle lunghezza d'onda, del coefficienti di variazione percentuale delle firme spettrali simulate. Nei diversi colori sono rappresentati gli input che sono stati fatti variare durante le diverse simulazioni. Si può notare come nel caso delle variazioni indotte dal variare di EWT nella regione di interesse vi sia un gradiente di sensibilità al tenore idrico fogliare, passando da lunghezze d'onda ad alta sensibilità (es. 2050 nm e 2000 nm) a regioni poco sensibili (es. 1650 nm e 2200 nm)

Rispetto ai dati sperimentali misurati sulle piante in vaso ed in campo, gli indici proposti hanno mostrato, un miglior grado di *fitting* con le variabili rappresentative del tenore idrico fogliare a scala di chioma rispetto agli indici di vegetazione che è possibile calcolare dai più comuni ed utilizzati sensori satellitari (tabella 13). Tuttavia nel caso di *Q. cerris* il grado di incertezza della stima di queste variabili risulta sempre piuttosto elevato.

Tabella 13: valore medio del coefficiente di determinazione (R^2) calcolato nelle aree di interesse degli indici normalizzati proposti, sensibili al tenore idrico della vegetazione. I valori riportati in tabella sono riferiti ai dati raccolti durante la fase sperimentale.

Specie	Indice proposto	RWC	EWT	FMC
Q. cerris	NVI 1	0,38	0,36	0,35
	NVI 2	0,39	0,34	0,31
T. repens	NVI 1	0,69	0,56	0,64
	NVI 2	0,72	0,57	0,63

Nello specifico per *Q. cerris*, se si analizza la correlazione di questi indici con la fotosintesi e WUE_i , il grado di correlazione si riduce significativamente, tanto che gli indici risultano meno efficaci rispetto a quelli calcolabili dai dati satellitari presi in considerazione in questo studio (tabella 14).

Buoni risultati, e migliori rispetto agli indici acquisibili dai dati satellitari, si ottengono nei confronti dei potenziali idrici fogliari, misurati al Midday ed al Predawn.

Tabella 14: valore medio del coefficiente di determinazione calcolato nelle aree di interesse degli indici normalizzati proposti, sensibili al tenore idrico della vegetazione. I valori riportati in tabella fanno riferimento ai dati raccolti durante la fase sperimentale su *Q. cerris* durante l'anno 2009.

Variabile fisiologica	NVI ₁	NVI ₂
Fotosintesi	ns	0,22
WUE _i	0,24	ns
Predawn leaf water potential	0,3	ns
Midday leaf water Potential	0,3	0,33

Applicati ai fini della stima delle variabili misurate in campo nel periodo 2010-2011, gli indici proposti hanno dato buoni risultati per la variabile FMC, in tutte le specie anche se con una significativa differenza in *Triticum vulgare* in cui il grado di accuratezza è risultato evidentemente minore (tabella 15). In RWC sono stati ottenuti discreti risultati in *Trifolium arvense* mentre per i plot agrari buone relazioni sono state ottenute con la variabile EWT_{leaf}.

Bassi valori di correlazione, per entrambi gli indici, sono stati individuati per le variabili LAI e EWT_{canopy} in tutte le specie considerate.

Tabella 15: valore medio del coefficiente di determinazione calcolato nelle aree di interesse degli indici normalizzati proposti. I valori riportati in tabella fanno riferimento ai dati misurati durante il monitoraggio in campo sui siti agrari e forestali di Roccarespanpani durante il periodo 2010-2011.

Variabile fisiologica	Q. cerris		Trifolium incarnatum		Triticum vulgare	
	NVI 1	NVI 2	NVI 1	NVI2	NVI 1	NVI 2
RWC	0,14	0,14	NA	NA	0,41	0,46
FMC	0,81	0,76	0,62	0,84	0,31	0,29
$\overline{\text{EWT}}_{\text{leaf}}$	0,1	0,11	0,87	0,63	0,31	0,3
LAI	0,1	0,14	0,17	0,1	0,19	0,1
EWT _{canopy}	0,1	0,13	0,12	0,1	0,23	0,1

Nb NA valore non disponibile variabile fisiologica non monitorata.

Osservando la tabella 15 è possibile notare come, in tutte le specie, il valori di correlazione tra gli indici proposti con LAI e EWT_{canopy} siano molto simili tra loro. Anche se non sono state trovate correlazioni significative si può notare come, in termini di simmetria dell'andamento delle correlazioni tra LAI ed EWT_{canopy} si siano ottenuti risultati simili a quelli delle altre prove sperimentali. Un dato incoraggiante è rappresentato dal fatto che gli indici proposti sono risultati correlati con FMC (in tutte le specie oggetto di studio) e $\overline{\text{EWT}}_{\text{leaf}}$ (per le colture agrarie erbacee) in

quanto questi indici potrebbero portare ad avere una stima del tenore idrico fogliare a livello di chioma senza la necessità di avere informazioni a priori relativi all'indice di area fogliare.

4.2 Analisi delle relazioni tra variabili telerilevate da satellite (indici di vegetazione e temperatura di brillantezza) e flussi di LE e GPP.

Di seguito vengono riportati i risultati ottenuti nell'analisi statistica condotta tra dati satellitari acquisiti da dati MODIS con i flussi di LE e GPP stimati a scala di ecosistema mediante tecnica *Eddy-covariance*.

4.2.1 Calore latente di evapotraspirazione (LE)

La variabile DBT è risultato il migliore estimatore per LE in *deciduos broadleaved forest* (DBF), *evergreen broadleaved forest* (ENF), *cropland* (CRO), *mixed forest* (MF), *grassland* (GRA), *wetland* (WET) ($R > 0.5$) ed in minor misura in *evergreen broadleaved forest* (EBF) ($R \sim 0.5$) (Figura 9). Tra gli indici di vegetazione buone correlazioni sono state trovate con l'indice EVI con valori di $R > 0.5$ per DBF, ENF, CRO e MF, ed in minor misura nelle rimanenti PFT (GRA, EBF, WET, $R \sim 0.5$). Sia per DBT che per EVI le relazioni sono sempre di tipo diretto, eccezion fatta per il sito di San Rossore. Non sono state ottenute correlazioni significative tra LE ed indici NDWI normalizzati con EVI. Anche se non sono stati fatti test statistici specifici non sembrano sussistere differenze significative tra Greenness index e Water Index circa le potenzialità previsionali dei flussi di LE.

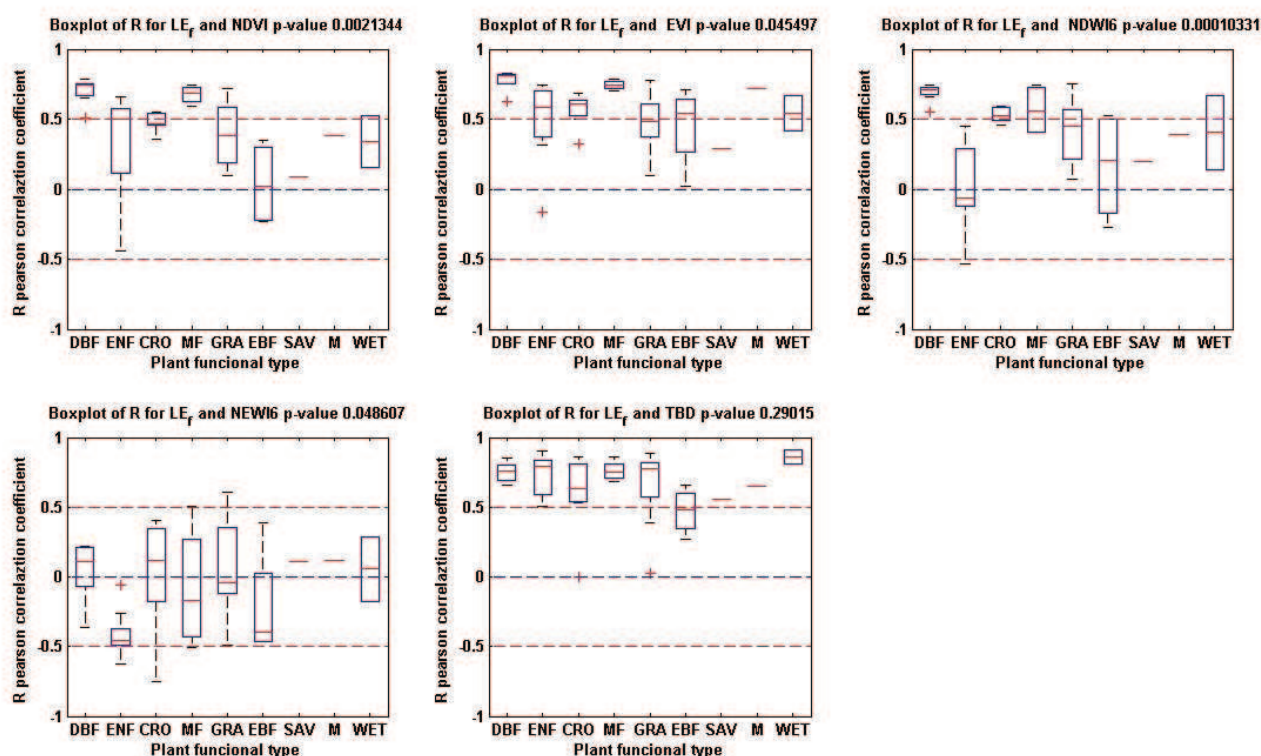


Figura 9: boxplot delle correlazioni tra flussi LE e variabili telerilevate, analisi comparata in relazione alla PFT. Ad eccezione della variabile DBT, per tutti gli altri indici sussistono delle differenze significative per ciò che riguarda il grado di correlazione con LE in relazione alla PFT.

In figura 10 vengono mostrate i possibili effetti di alcuni fattori climatico stagionali dei siti di studio sul grado di correlazione tra variabili telerilevate e flussi di LE. La figura 10 mostra, sottoforma di matrici di correlazione i risultati di questa analisi. Ogni matrice rappresenta l'analisi effettuata per ciascuna PFT. In ognuna, in Y sono riportate le variabili telerilevate utilizzate per stimare la LE, mentre sull'asse X la variabile rappresentativa delle condizioni climatico stagionali del sito. Ciascun pixel di coordinate (X,Y) riporta l'effetto che ha la variabile X sul coefficiente di correlazione della relazione tra la variabile telerilevata Y con LE. Valori per pixel vicini a -1 indicano una forte relazione di proporzionalità inversa sul coefficiente di correlazione delle relazione tra variabile telerilevata Y con variabile di flusso LE ovvero “determinano” una riduzione del coefficiente di correlazione. Valori per pixel vicini a +1 indicano una forte relazione di proporzionalità diretta ossia “determinano” un incremento del coefficiente di correlazione.

Analizzando la figura 10 si può notare che in DBF il grado di correlazione tra NDVI, EVI ed NDWI con LE risulta inversamente correlato con i valori medi annuali di radiazione globale, temperatura media dell'aria e del suolo e temperatura di brillantezza, mentre la correlazione è di tipo diretto con il valore medio annuale degli indici NDVI ed EVI. Questo significa che al crescere della radiazione incidente ed all'aumentare della temperatura tende a diminuire il coefficiente di correlazione delle

relazioni tra indice di vegetazione (VIs) e flussi di LE. Quindi è ipotizzabile un effetto di riduzione del grado di correlazione tra VIs e flussi di LE dovuto al crescere della temperatura media del sito. Per quanto riguarda la temperatura di brillanza si nota che la relazione con LE risulta influenzata dal valore medio di DBT medio annuale, in maniera inversamente proporzionale. Questo può essere dovuto ad effetti sulla fisiologia di questi ecosistemi legati allo stress dovuto ad elevate temperature ed alla limitazione delle risorse idriche nel terreno, le quali potrebbero innescare dei meccanismi fisiologici come la chiusura degli stomi al fine di limitare le perdite di H_2O fogliare. Queste strategie di difesa, possono condurre ad una riduzione dell'attività di scambio gassoso fogliare ma al tempo stesso non hanno significativi effetti sugli indici di vegetazione.

In ENF non si notano interazioni forti; da sottolineare che come in DBF il coefficiente di correlazione tra NDVI, EVI ed NDWI con LE risulta inversamente correlato con i valori medi annuali di radiazione globale, temperatura media dell'aria e del suolo e temperatura di brillanza anche se in maniera meno evidente rispetto a DBF. Per quanto riguarda la temperatura di brillanza il coefficiente di correlazione della relazione con LE risulta inversamente correlato con i valori medi annuali di radiazione globale, temperatura media dell'aria e temperatura di brillanza. La temperatura di brillanza porta con se informazioni legate all'energia in ingresso ai sistemi vegetali ed al contempo informazioni legate allo stress termico ed idrico. Questo può voler dire che per valori medi di DBT annuale le condizioni di stress della stagione vegetativa sono meno evidenti e pertanto la correlazione tra flussi e DBT è più stretta. Nei siti in cui gli stress legati alle alte temperature sono maggiormente evidenti, si innescano meccanismi di riduzione dell'attività di scambio gassoso che le variabili telerilevate acquisite non riescono a vedere.

In MF il coefficiente di correlazione delle relazioni tra NDVI, EVI ed NDWI con LE risulta direttamente correlato ai valori medi annuali di radiazione globale, temperatura media dell'aria e del suolo, EVI e temperatura di brillanza. Questi risultati ci suggeriscono che, a differenza delle PFT viste precedentemente, in virtù delle condizioni climatico-stazionali, l'incremento del valore annuo della radiazione non è sinonimo di stress, bensì densità di vegetazione e disponibilità di energia sembrano agire in maniera sinergica. Probabilmente in queste tipologie di ecosistemi, le caratteristiche stazionali sono tali per cui nel suolo non risultino carenze di acqua durante il periodo estivo né eccessivi stress termici; pertanto le piante non mettono in atto tutti quei meccanismi che limitano gli scambi gassosi tra i quali la riduzione dell'attività stomatica.

In EBF il valore assunto dal coefficiente di correlazione della relazione tra EVI ed LE risulta inversamente correlato ai valori medi annuali di Radiazione globale, temperatura media dell'aria e del suolo, temperatura di brillanza e direttamente correlato con il valore medio annuale di EVI e quota del sito. Per quanto riguarda la temperatura di Brillanza, i coefficienti di correlazione

risultano direttamente correlati con il valore medio di NDVI. Questo ci indica che l'incremento di temperatura, ovvero di energia solare disponibile ai sistemi, rappresenta un possibile fattore di stress che deprime l'evapotraspirazione. Il legame tra temperatura di brillanza ed evapotraspirazione tende a crescere all'aumentare del valore medio annuale di NDVI, il quale essendo correlato alla densità della vegetazione ne è anche un indicatore di vigoria. In GRA la relazione tra DBT e LE risulta influenzata direttamente dai valori medi annuali di temperatura media dell'aria, del suolo, radiazione globale, di SWC e NDVI medio annuale, mentre le relazioni tra LE ed NDVI, EVI e NDWI, risultano correlati in maniera diretta con quota e Radiazione globale. Anche questo caso si nota un l'effetto di una sinergia diretta tra DBT ed NDVI sui flussi di H_2O . Questo può essere dipeso anche da una maggiore rappresentatività nel dataset di praterie di alte latitudini e di alta quota, caratterizzate da valori di temperatura media annua non superiori ad 11 °C e piogge cumulate annue maggiori di 800 mm. In CRO i coefficienti di correlazione delle relazioni tra LE e indici di vegetazione e temperatura di brillanza risultano inversamente correlati con i valori di Radiazione globale, temperatura media dell'aria, VPD e temperatura di brillanza, e direttamente correlati con il valore medio annuale degli indici di vegetazione NDVI ed EVI. Le CRO sono PFT, caratterizzate dalla presenza di una copertura vegetale non sempre continua durante l'anno, con alta variabilità sia interannuale che intrannuale; pertanto è ipotizzabile che sia la forte variabilità nella densità di vegetazione la principale variabile guida dei flussi di LE in queste PFT.

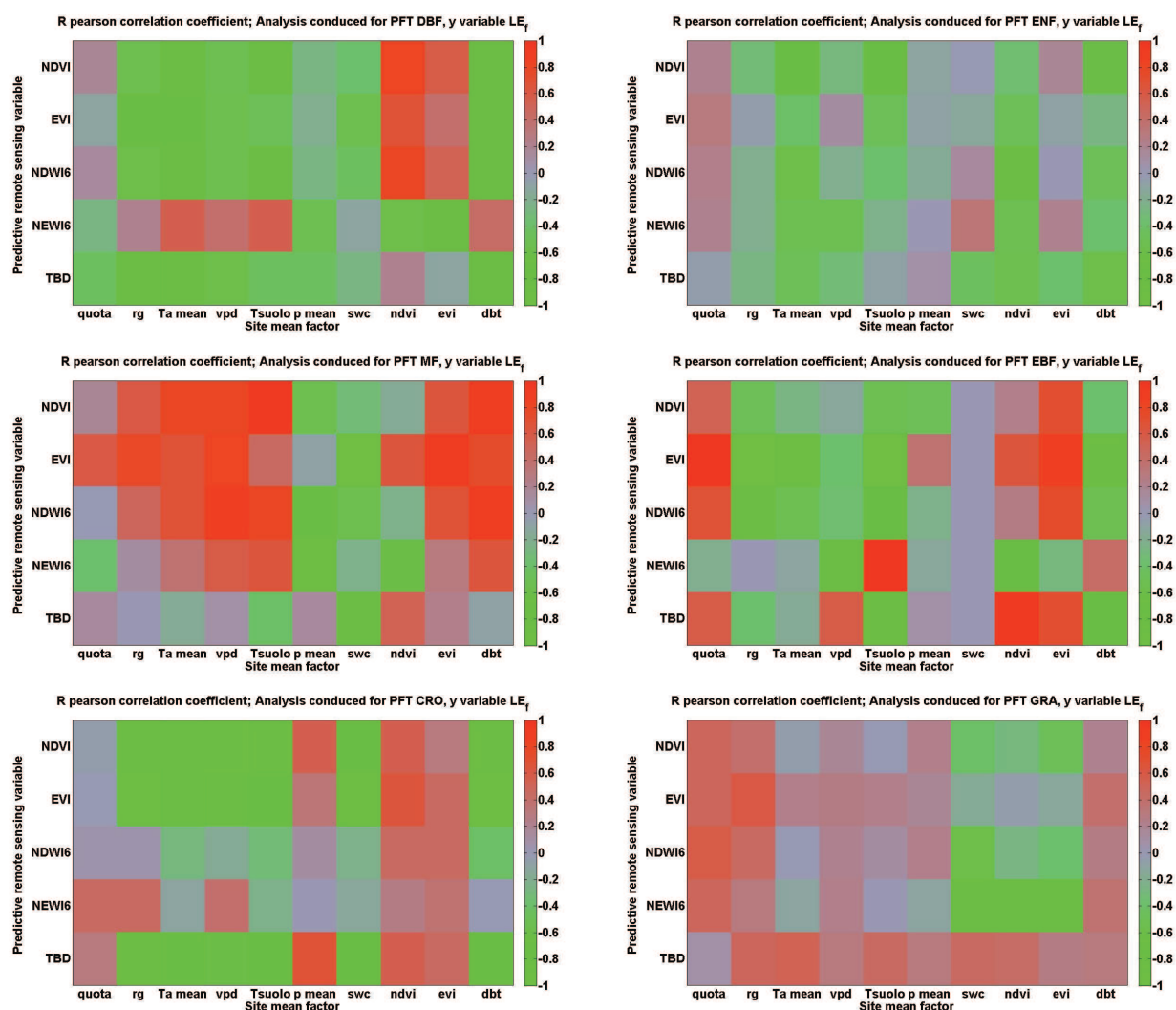


Figura 10: immagine rappresentativa dell'influenza delle condizioni meteo-stazionali di ciascun sito sul coefficiente di correlazione delle relazioni tra LE e variabili telerilevate. Le aree tendenti al valore -1 (verde) indicano che all'incremento del fattore stazionale riportato in X tende a diminuire il valore del coefficiente di correlazione della relazione tra LE e variabile telerilevata, riportata in Y. Le aree tendenti al valore 1 (rosso) indicano che all'incremento del fattore stazionale riportato in X tende ad aumentare il valore del coefficiente di correlazione della relazione tra GPP e variabile telerilevata, riportata in Y.

4.2.2 Gross Primary Production

Osservando la distribuzione dei coefficienti di correlazione delle relazioni lineari tra GPP e variabili telerilevate si può notare come sussistano delle similitudini rispetto ai risultati ottenuti con LE (Figura 11).

La variabile che è risultata maggiormente correlata con la GPP è stata la temperatura di brillantezza, in cui $R > 0.5$ in tutte le PFT, ad eccezione di EBF in cui nessuna variabile telerilevata ha dato buoni

risultati in termini di grado di correlazione con GPP. Se si escludono i siti EBF, mediterranei (M) e savana (SAV), il range di variazione degli indici R delle relazioni tra la temperatura di brillanza la GPP è molto simile. Altro dato significativo è che EBF, M e SAV sono caratterizzate da una maggiore e significativamente più alta temperatura media annuale (figura 12) e da questo si può ipotizzare che le in questi siti si raggiungano temperature elevate che sono da un lato indicative di una maggiore disponibilità di energia per il sistema, dall'altro di una possibile stress termico che ne inibisce la produttività. In EBF i migliori risultati sono stati ottenuti con EVI ($R \sim 0.3$).

Come per LE, anche se non sono stati fatti test statistici specifici non sembrano sussistere differenze significative tra il grado di fitting dei GIs e quello dei WIs.

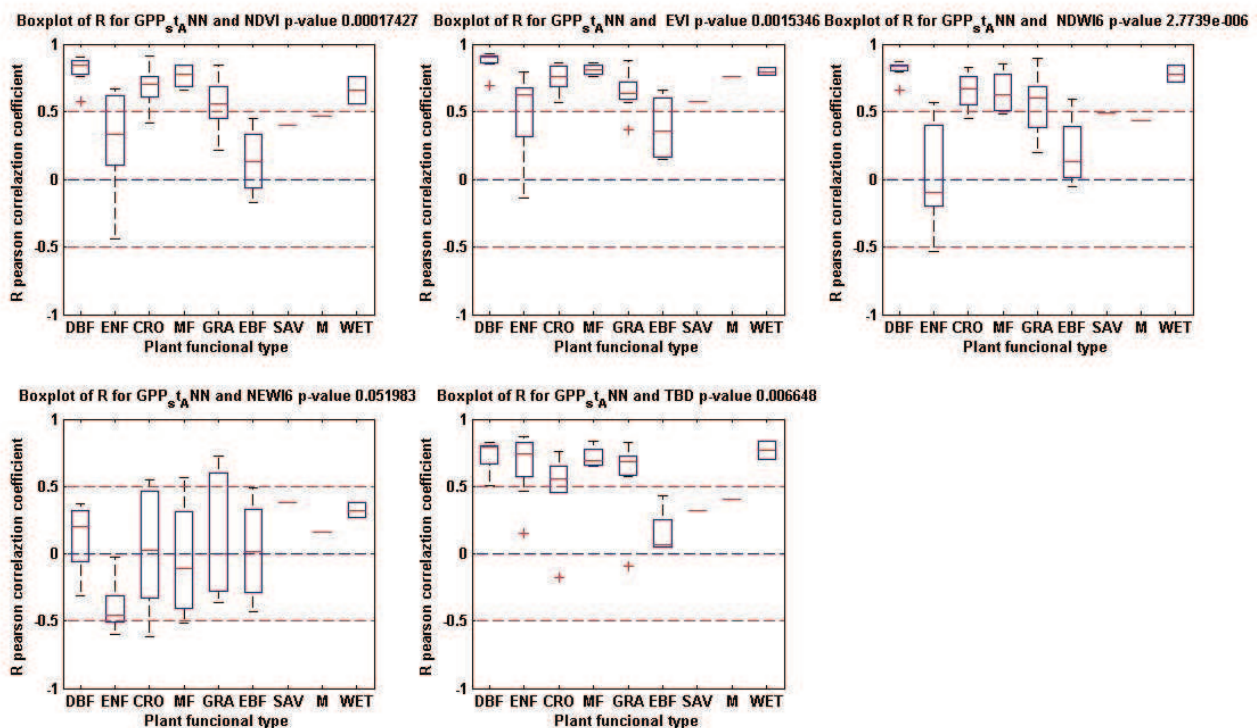


Figura 11: boxplot delle correlazioni tra GPP e variabili telerilevate, analisi comparata in relazione alla PFT.

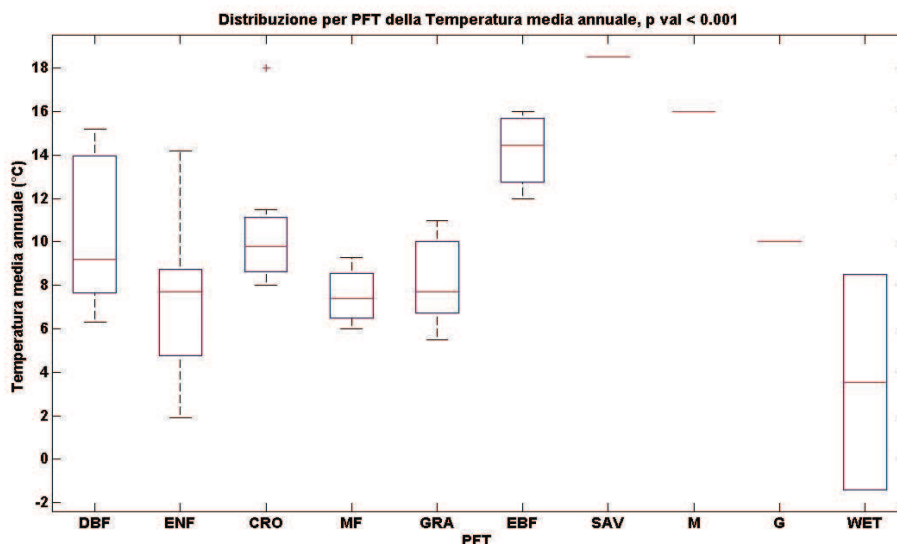


Figura 12: Distribuzione dei valori di temperatura media annuale per PFT, si nota come per le PFT EBF, SAV, e M i valori siano significativamente maggiori rispetto alle altre PFT.

Per quel che riguarda la GPP buone correlazioni con gli indici telerilevati sono state ottenute in tutte le PFT ad eccezione di EBF. Utilizzando la temperatura di brillanza quale variabile previsionale si nota come, ad eccezione degli EBF sites, la distribuzione del coefficiente di correlazione con GPP è molto simile tra le diverse PFT. Tra gli indici di vegetazione le migliori correlazioni sono state ottenute con l'indice EVI il quale ha dato scarsi risultati solo in EBF, risultando ugualmente, il miglior estimatore della GPP per questa PFT.

Nei DBF sites è possibile osservare che il coefficiente di correlazione tra NDVI ed EVI e GPP (figura 13), tende a decrescere all'aumentare del valore medio annuale della temperatura dell'aria e della temperatura di Brillanza, mentre aumenta con l'aumento del valore medio annuale di NDVI ed EVI. Per questa PFT i risultati ottenuti in questa analisi su GPP sono del tutto in linea a quelli ottenuti per LE.

Anche in ENF si ha un trend di tipo inverso tra il coefficiente di correlazione della relazione tra GPP ed NDVI ed il valore medio annuale di temperatura dell'aria e temperatura di Brillanza. In CRO sites è possibile osservare, nel caso delle relazioni tra NDVI, EVI e GPP (diversamente a quanto osservato per LE), una forte relazione di tipo diretto tra il coefficiente di correlazione ed il valore medio annuale della radiazione Globale mentre per le altre variabili previsionali i trend risultano simili a quelli visti per LE.

Per quel che riguarda MF, diversamente ad LE, il coefficiente di correlazione della relazione tra GPP ed EVI è inversamente correlato con la quota del sito e con il valore medio annuale di NDVI. Rispetto alle relazioni trovate per LE, in questa PFT si nota che solo quelle per NDWI6 e NEWI6,

rispondono agli stessi gradienti stazionali di LE, mentre per le variabili previsionali NDVI ed EVI, il trend sembra invertito. Se la variabile previsionale è l'indice NDVI, il coefficiente di correlazione aumenta all'aumentare del valore medio di SWC.

In GRA il coefficiente di correlazione tra GPP e gli indici NDVI ed EVI varia in maniera diretta al variare della quota. I trend dei coefficienti di correlazione delle relazioni tra NDVI ed EVI con GPP, rispetto alle variabili rappresentative delle condizioni climatiche stazionali, risultano invertiti rispetto ad LE.

In EBF si nota che il coefficiente di correlazione tra GPP ed EVI segue un trend per cui la correlazione tende a decrescere all'aumentare del valore medio di VPD, mentre all'aumentare della temperatura media del suolo e del valore medio annuale della temperatura di brillanza, cresce il coefficiente di correlazione tra GPP e gli indici NDVI, NDWI e NEWI6. Questo fa ipotizzare che lo stress idrico influisce sulle relazioni tra EVI e GPP determinando una riduzione del coefficiente di correlazione tra le due variabili. Per contro si nota che il coefficiente di correlazione per le relazioni tra NDVI, NDWI e NEWI6 con GPP, tende ad aumentare all'aumentare delle temperatura media annua del suolo o alla temperatura di brillanza media annua. Rispetto ad LE i trend risultano piuttosto differenti, per l'andamento dei coefficienti di correlazione dell'indice NDVI con GPP si nota che questi tendono a crescere con radiazione globale, temperatura dell'aria e del suolo e temperatura media di brillanza annua. Per l'indice EVI si hanno trend simili in entrambe le variabili di flusso ad eccezione delle interazioni con NDVI medio annuo ed EVI medio annuo, mentre per l'indice NDWI6 i trend risultano invertiti. Per quanto riguarda la temperatura di Brillanza si nota come solo alcuni trend rispetto ad alcuni parametri medi stazionali siano invertiti, come ad esempio per VPD, diretto per LE ed inverso per GPP. Dall'analisi di queste matrici si evince come vi sia una grande variabilità per quel che riguarda l'influenza dei fattori stazionali sulle relazioni tra flussi e indici di vegetazione. Seppur evapotraspirazione e flussi di C sono due fattori legati fortemente tra loro, con relazioni con gli indici telerilevati abbastanza simili, le interazioni con i parametri stazionali possono risultare differenti. Singolare è notare come, pur con le relative differenze tra le varie PFT, gli indici NDWI6 e NEWI6 tendano a mantenere le stesse interazioni con i parametri stazionali sia per GPP che LE, mentre per NDVI ed EVI risultino invertite, ad eccezione dei siti forestali DBF ed ENF. In particolare si può notare che per LE l'incremento della radiazione globale annuale può produrre un incremento della correlazione con NDVI ed EVI mentre in GPP si ha una riduzione. Questo può voler dire da un lato che in presenza di elevata densità di vegetazione, in condizioni di stress termico e luminoso, seppur con una limitazione degli scambi gassosi dovuta alla chiusura degli stomi, le piante subiscono perdite di acqua per traspirazione attraverso i tessuti. Dall'altro, nei siti in cui non ci sono problemi di stress idrico e di vigoria della vegetazione vi è

comunque un eccesso di radiazione incidente che non viene utilizzata per la fotosintesi e viene dissipata, limitando la produttività degli ecosistemi. A tal riguardo, l'introduzione di un ulteriore indice di vegetazione, il PRI, sensibile allo stress luminoso, potrebbe produrre un incremento dell'accuratezza di stima dei flussi di CO₂ colmando il GAP che si ha sulle informazioni relative alla quantità di energia luminosa dissipata dai fotosistemi. Purtroppo allo stato attuale avere coperture su larga scala di questo indice risulta molto dispendioso. Tra l'altro il PRI è un indice molto variabile nel breve periodo, pertanto difficile da trattare.

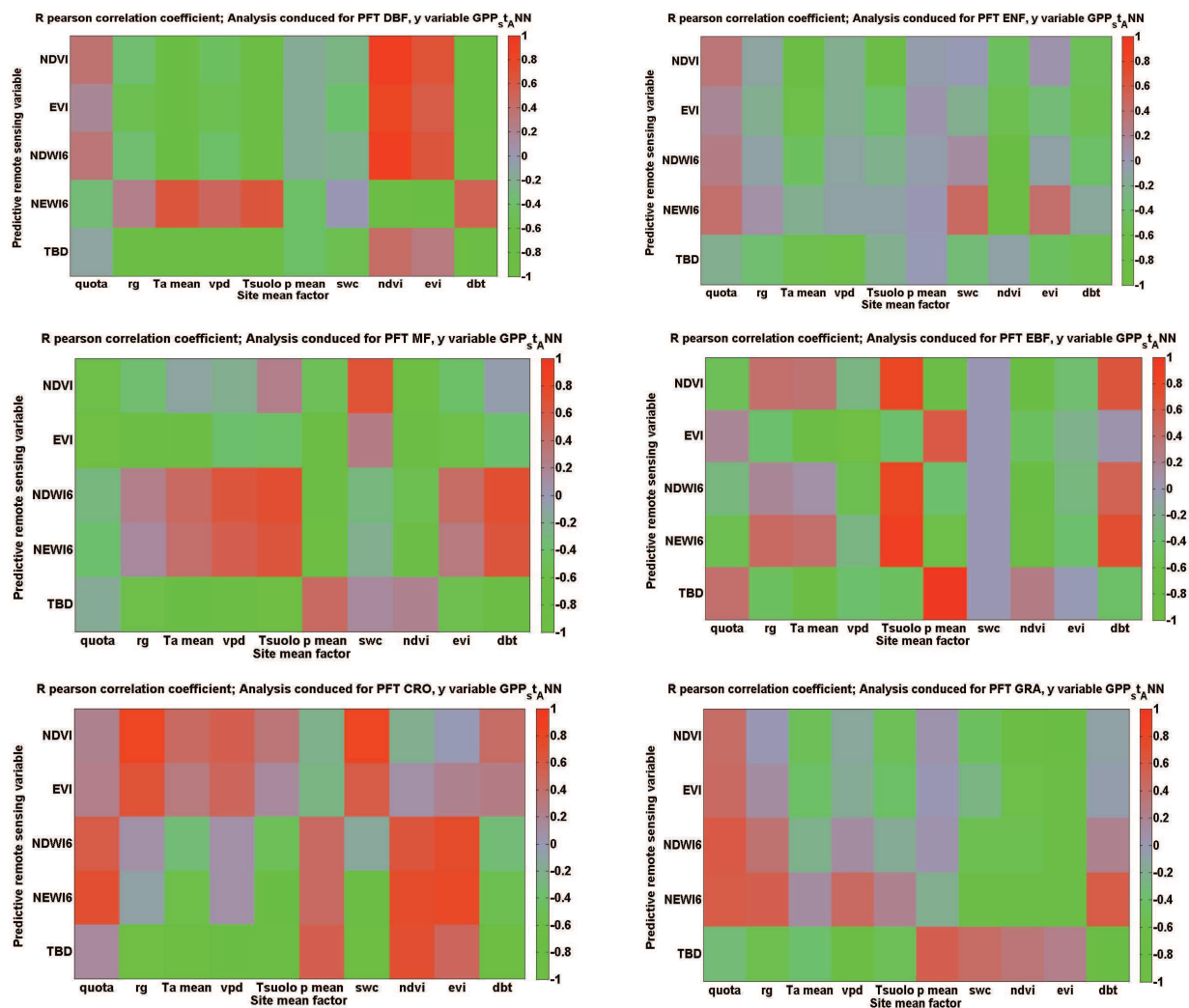


Figura 13: immagine rappresentativa dell'influenza delle condizioni meteo-stazionali di ciascun sito sul coefficiente di correlazione delle relazioni tra GPP e variabili telerilevate. Le aree tendenti al valore -1 (verde) indicano che all'incremento del fattore stazionale riportato in X tende a diminuire il valore del coefficiente di correlazione della relazione tra GPP e variabile telerilevata, riportata in Y. Le aree tendenti al valore 1 (rosso) indicano che all'incremento del fattore stazionale riportato in X tende ad aumentare il valore del coefficiente di correlazione della relazione tra GPP e variabile telerilevata, riportata in Y.

4.2.3 Analisi dei trend degli indici telerilevati nei periodi di stress idrico progressivo

In questa fase si è cercato di comprendere come sono legati gli indici di vegetazione e le variabili di flusso in condizioni particolari: quelle di stress idrico progressivo legate all'assenza di pioggia. In particolare si cercherà di capire se gli i diversi indici assumono relazioni differenti rispetto alle condizioni generali.

Verranno prese in considerazione le relazioni tra indici di vegetazione e flussi di LE e GPP all'interno di strette finestre temporali caratterizzate da almeno 24 giorni consecutivi di assenza di pioggia. Purtroppo solo in alcune PFT è stato possibile individuare questi periodi, e nello specifico si tratta di 1 sito a macchia mediterranea, uno di foreste di latifoglie sempreverdi, 1 savana e 2 siti agrari.

In tutti i casi si è stata evidenziata una progressiva riduzione del SWC (figura 14) e questo ha confermato la presenza di una situazione di stress idrico progressivo in atto. A questa situazione non sempre ha fatto seguito una riduzione dell'evapotraspirazione o dell'assorbimento di carbonio, e questo può essere dovuto ad una situazione iniziale caratterizzata da buone disponibilità di H₂O o dall'incremento della vegetazione il quale, non ha evidentemente risentito della riduzione del tenore idrico del terreno.

Per tutte le finestre considerate è stato visto che l'indice NEWI6 (indice NDWI6 normalizzato con indice EVI) e DBT sono risultate strettamente correlate con il SWC; mentre in NEWI6 le correlazioni sono di tipo diretto, in DBT sono di tipo inverso. Gli altri indici testati hanno mostrato valori del coefficiente di correlazione maggiormente variabili (figura 15).

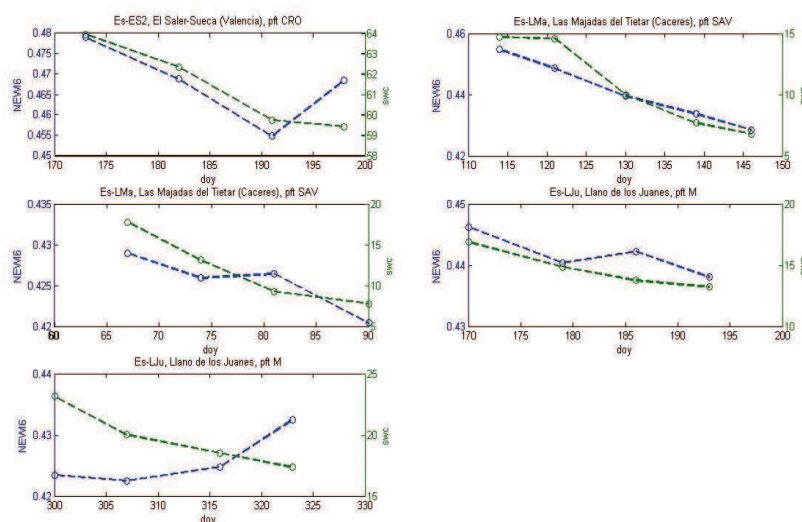


Figura 14: andamento di SWC nelle finestre individuate (linea verde) ed andamento dell'indice NEWI6, indice NDWI6 normalizzato con il greenness index EVI (linea Blu). Si può notare come nella maggior parte dei casi vi sia una buona sovrapposizione tra i due trend.

All'interno delle finestre individuate, si nota che per quanto riguarda il range di variazione dei coefficienti di correlazione delle relazioni tra gli indici di vegetazione NDVI, NDWI, e EVI, con SWC, LE e GPP, non sussistono differenze significative (figura 15).

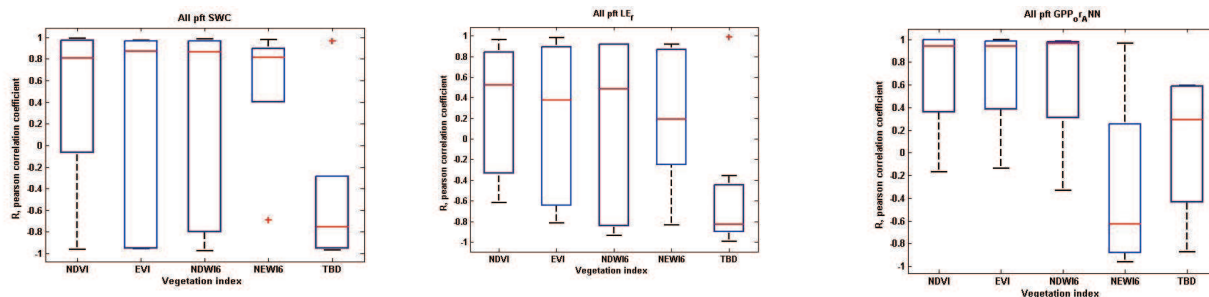


Figura 15: boxplot dei coefficienti di correlazione tra dati telerilevati e SWC, LE e GPP in finestre temporali caratterizzate da stress idrico progressivo

Il flusso di calore latente di evapotraspirazione ha mostrato correlazioni molto variabili con gli indici di vegetazione testati, evidenziando quindi che ad una riduzione progressiva del contenuto idrico del suolo non sempre evapotraspirazione ed indice di vegetazione seguono lo stesso andamento. Le migliori correlazioni sono state ottenute con la la temperatura di brillantezza. Da notare una differenza significativa rispetto alla relazione generale che lega LE e la temperatura di Brillantezza. Se infatti le due variabili sono sempre risultate direttamente correlate, se si restringe il

campo di indagine alle situazioni di stress idrico progressivo le relazioni risultano principalmente di tipo inverso (figura 16).

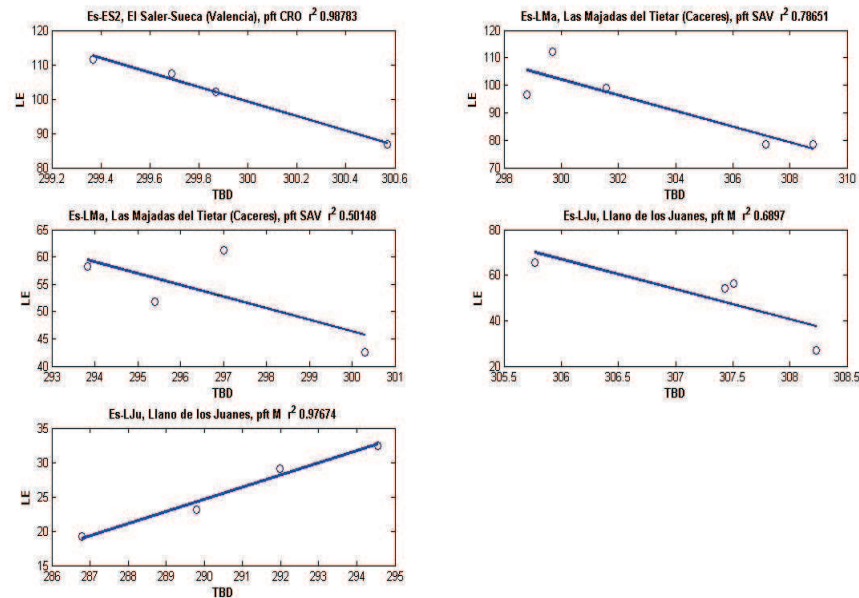


Figura 16: scatterplot che mostra la relazione tra DBT ed LE nelle finestre caratterizzate da stress idrico progressivo. Da notare che rispetto alla relazione generale che lega LE e DBT, per la quale le due variabili risultano sempre direttamente correlate, se si restringe il campo di indagine alle situazioni di stress idrico progressivo le relazioni risultano principalmente di tipo inverso.

Per quanto riguarda le correlazioni con GPP, relazioni di diretta proporzionalità sono state trovate tra GPP con EVI e NDWI, con differenze non significative tra i due i due indici di vegetazione (figura 17 e 18)

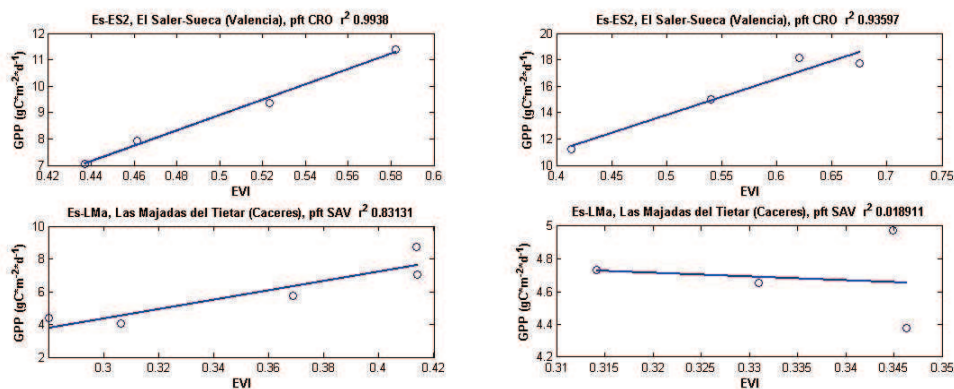


Figura 17: scatterplot che mostra la relazione tra EVI e GPP nelle finestre caratterizzate da stress idrico progressivo.

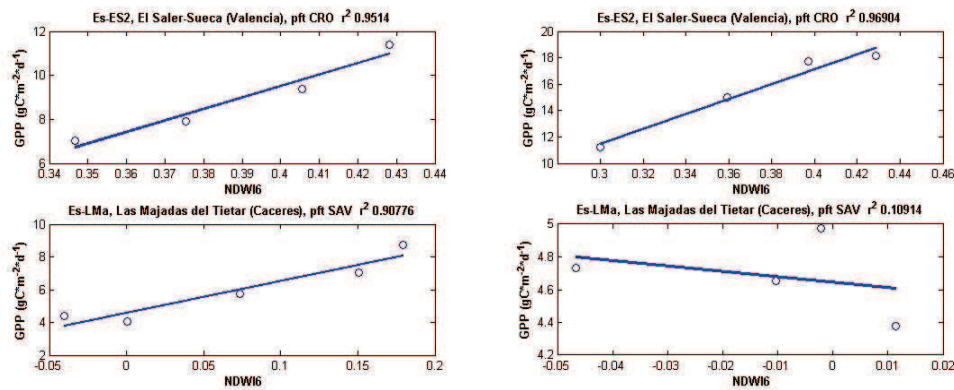


Figura 18: scatterplot che mostra la relazione tra NDWI e GPP nelle finestre caratterizzate da stress idrico progressivo.

I risultati di questa analisi possono essere riassunti nei seguenti punti:

- l'indice NDWI6 normalizzato con l'indice EVI è risultato, assieme alla temperatura di brillantezza, la variabile maggiormente legata a SWC;
- le differenze tra *Greenness Index* e *Water Index*, in termini di grado di fitting con GPP ed LE non risultano significative;
- la temperatura di brillantezza risulta inversamente correlata con LE. Questo può essere dovuto sia da un effetto di stress termico che può agire in sinergia con lo stress idrico, sia al fatto che in caso di basso tenore idrico fogliare, si ha da un lato una tendenza verso l'aumento della temperatura superficiale delle chiome, dall'altro una riduzione dell'evapotraspirazione legata anche alla regolazione dell'attività stomatica.

4.3 Up-scaling dei flussi di GPP: validazione e analisi delle incertezze

Quanto esposto precedentemente ci mostra come sia difficile trovare delle relazioni tra dati di flusso e indici telerilevati che siano univoche, generalizzabili ed applicabili per tutte le PFT e nei diversi contesti meteo-climatici stazionali. Piuttosto è fattibile circoscrivere dei contesti meteo-climatici e stazionali in cui alcune relazioni e interazioni risultano generalizzabili.

Questo è il principale dei motivi per cui si è scelto di utilizzare un approccio modellistico totalmente empirico per l'up-scaling dei dati di flusso mediante indici telerilevati, utilizzando un modello in grado di stratificare i dataset e creare dei contesti di omogeneità in termini di relazioni tra gli input verso alcune variabili target.

L'approccio del Model Tree ha mostrato delle performance paragonabili a quelle di MOD17, parametrizzato con i dati acquisiti dalle stazioni eddy-covariance dei siti oggetto di studio. L'analisi ANOVA (figura 19) condotta sugli indicatori di fitting R^2 e MAE calcolati durante la fase di validazione effettuata con il metodo *Leave One Out*, mostra che vi sono differenze significative sui valori di R^2 tra le previsioni fornite da Model Tree (MT), quelle dall'algoritmo MOD17 con i parametri ottimizzati per il set di siti oggetto di studio (MOD17_{opt}) e le stime fornite dal prodotto MOD17 col 5.

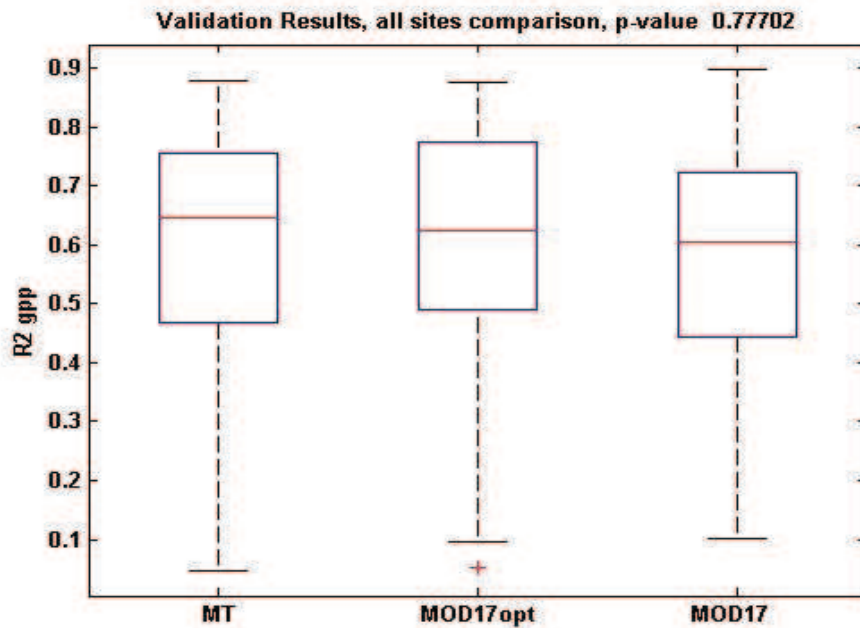


Figura 19: boxplot che mostra un confronto tra il grado di accuratezza delle stime di GPP fornite da MT e dall'algoritmo MOD17 sia con parametri ottimizzati per i siti di studio (MOD17_{opt}), sia con i valori del prodotto MODIS MOD17 col 5 ottenuti tramite i coefficienti standard. L'accuratezza di stima è rappresentata dal coefficiente di determinazione R^2 sito specifico della relazione tra dato previsto e dato misurato

Per quanto riguarda il valore di MAE si possono notare delle differenze tra i modelli anche se non statisticamente significative (figura 20). I valori minori di MAE sono stati ottenuti in MT, mentre le incertezze maggiori si hanno nelle stime fornite dal prodotto MOD17.

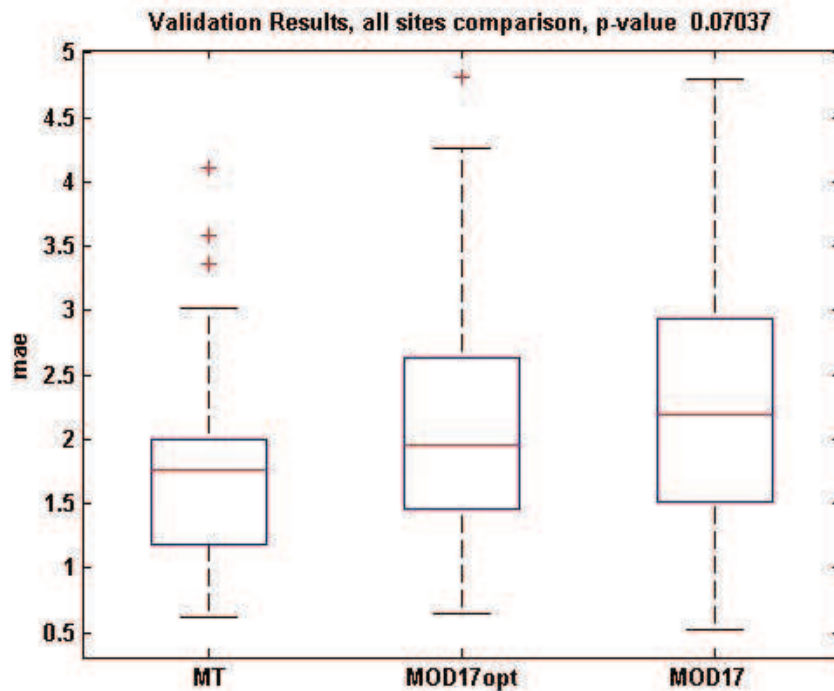


Figura 20: boxplot che mostra un confronto tra il grado di accuratezza delle stime di GPP fornite da MT e dall'algoritmo MOD17 sia con parametri ottimizzati per i siti di studio ($MOD17_{opt}$), sia con i valori del prodotto MODIS MOD17 col 5. L'accuratezza di stima è rappresentata dai valori di MAE sito specifico.

Confrontando i valori medi per sito sui dati di validazione si può osservare come il grado di fitting sia maggiore in MT ($R^2 \sim 0.48$) mentre le maggiori incertezze si hanno per il prodotto MOD17 col 5 ($R^2 \sim 0.24$) (figur 21-23). Osservando i plot si può notare come per MT l'intercetta sia fortemente positiva e questo si traduce in bias ed una tendenza a sottostimare la GPP seppur il valore medio di MAE risulti inferiore a MOD17 e $MOD17_{opt}$.

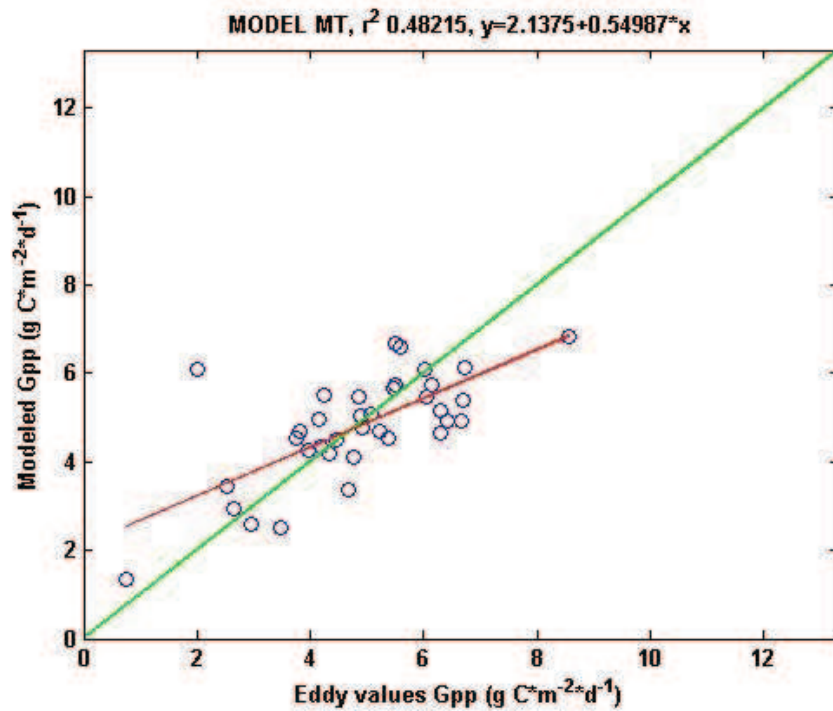


Figura 21: Scatter plot dei valori medi previsti per sito dal modello MT con i valori medi stimati dalle torri Eddy-Covariance. In rosso la retta di regressione tra dati Eddy-covariance e dati modellizzati, in verde 1:1 line.

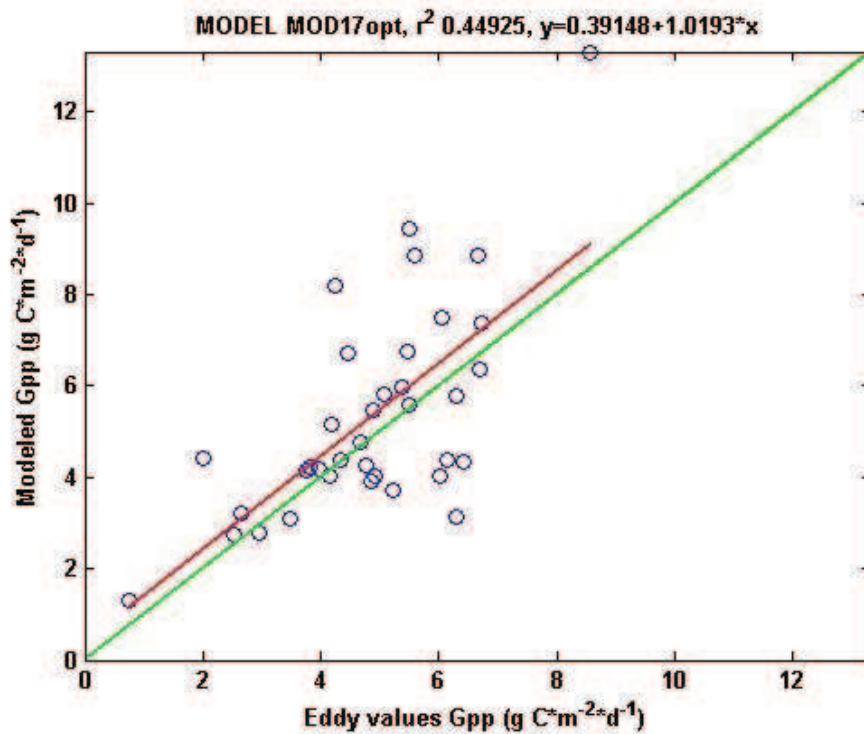


Figura 22: scatter plot dei valori medi previsti per sito dal modello MOD17_{opt} con i valori medi stimati dalle torri Eddy-Covariance. In rosso la retta di regressione tra dati Eddy-covariance e dati modellizzati, in verde 1:1 line.

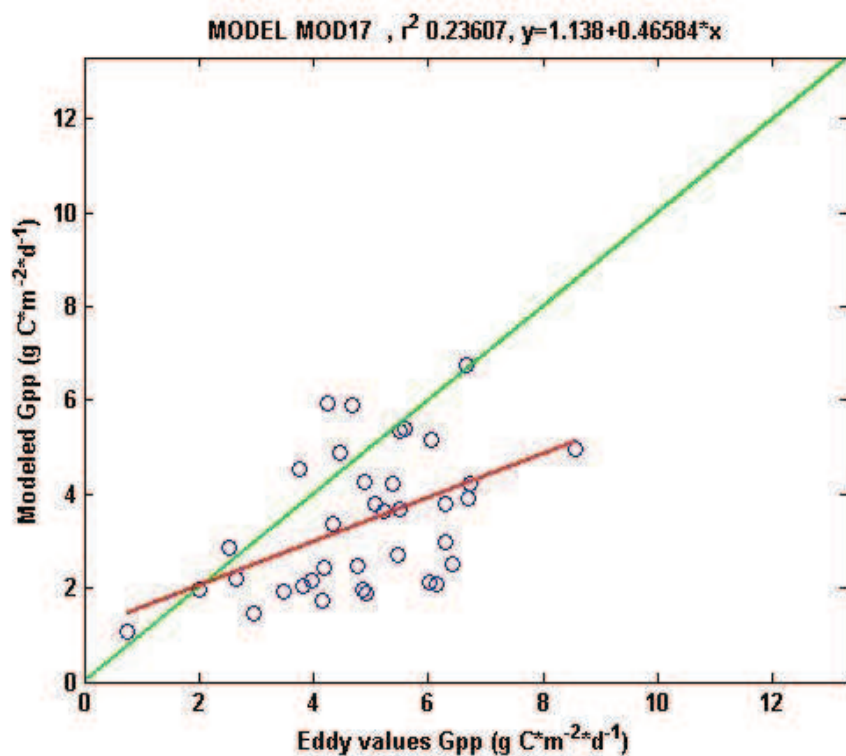


Figura 23: Scatter plot dei valori medi previsti per sito dal modello MOD17 con i valori medi stimati dalle torri Eddy-Covariance. In rosso la retta di regressione tra dati Eddy-covariance e dati modellizzati, in verde 1:1 line.

Analizzando la distribuzione degli indicatori di *fitting* in relazione alla PFT, si è visto che in R^2 non sono state trovate differenze significative tra i 3 modelli per le diverse PFT, anche se valori mediamente maggiori sono stati trovati per MT in CRO, mentre in MOD17_{opt} si hanno valori migliori per ENF ed EBF (figura 24).

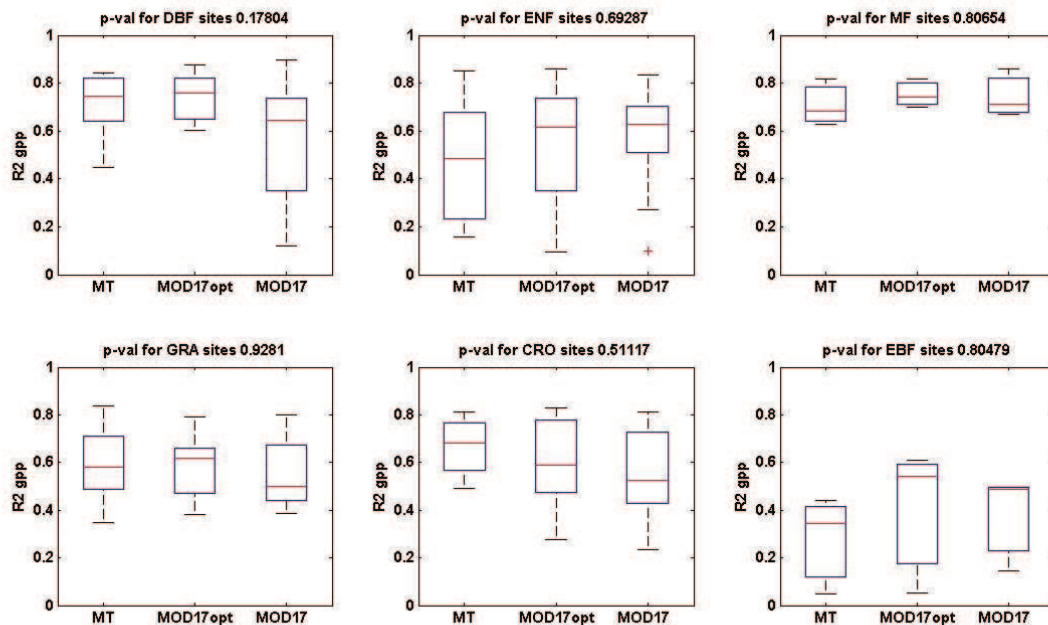


Figura 24: boxplot che mostra un confronto tra il grado di accuratezza delle stime di GPP fornite da MT e dall'algoritmo MOD17 sia con parametri ottimizzati per i siti di studio (MOD17_{opt}), sia con i valori del prodotto MODIS MOD17 col 5 in funzione della PFT. L'accuratezza di stima è rappresentata dal coefficiente di determinazione R^2 sito specifico della relazione tra dato previsto e dato misurato

Per quanto riguarda MAE non sono state trovate differenze significative tra le previsioni messe a confronto anche se MT ha mostrato in tutte le PFT, ad eccezione di EBF, dei valori di MAE mediamente minori (figura 25).

Il fatto di avere errori concentrati sulle EBF, può dipendere principalmente da:

- assenza nel dataset di variabili previsionali rappresentative dei fattori guida dei flussi di GPP specifici per questa pft;
- aver utilizzato la DBT come variabile estimativa della PAR, in quanto, come si è visto nell'analisi statistica in questa PFT essa non correla con i flussi di GPP;
- l'assenza di variabili fortemente rappresentative del tenore idrico della vegetazione. Il modello MOD 17 utilizza la variabile VPD, mentre in questo dataset si è cercato di introdurre informazioni attraverso gli indici di vegetazione e la temperatura di brillantezza. Dalle analisi effettuate sia sui dati sperimentali a scala di chioma, sia sui dati di Flusso a scala di ecosistema non risulta che i WI acquisibili da satellite aggiungano, informazioni significative per quel che riguarda il tenore idrico della vegetazione rispetto ai *greenness index*. Nell'ambito degli esperimenti effettuati in ambiente controllato ed in campo è stato visto che vi sono coppie di bande potenzialmente correlate con il tenore idrico della vegetazione, ma allo stato attuale possono essere acquisite solo da sensori iperspettrali (es

Hyperion). Purtroppo i dati forniti da questi sensori risultano di difficile applicabilità per studi a scala globale.

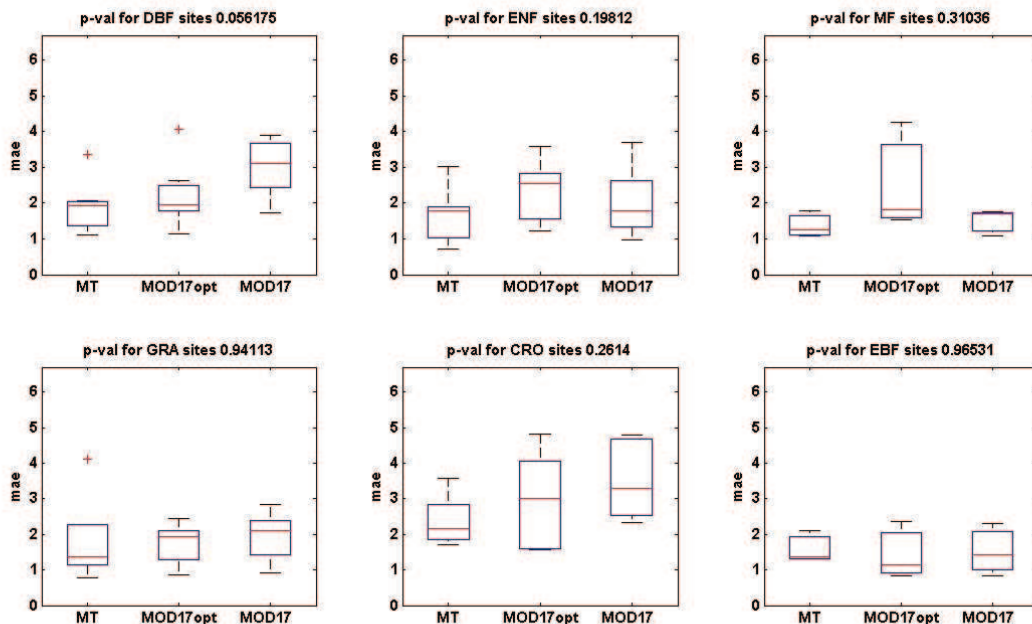


Figura 25: boxplot che mostra un confronto per PFT tra il grado di accuratezza stimato attraverso l'indicatore MAE delle stime di GPP fornite da MT e dall'algoritmo MOD17 sia con parametri ottimizzati per i siti di studio (MOD17_{opt}), sia con i valori del prodotto MODIS MOD17 col 5. L'accuratezza di stima è rappresentata dai valori di MAE sito specifici.

I risultati ci mostrano che Model Tree è in grado di stimare i flussi di GPP utilizzando solo dati telerilevati misurati, con errori paragonabili a quelli di modelli applicati a scala globale quale MOD17, che richiedono delle aggiuntive informazioni ancillari. La differenza sostanziale risiede nel fatto che l'applicazione su scala continentale e globale di MOD17 necessita di dati spazializzati nonché di mappe di uso del suolo per l'attribuzione della PFT, da cui dipendono tutti i parametri necessari alla stima della RUE. Pertanto l'incertezza del modello MOD17_{opt} potrebbe essere anche maggiore rispetto a quella stimata sui siti test disponibili in quanto in ambito applicativo potrebbero risentire degli errori di spazializzazione degli input meteo (vero per MOD17_{opt}) e di attribuzione alla PFT che in questa sede non sono stati presi in considerazione. Pertanto se in Model Tree, che utilizza solo dati misurati da satellite, l'incertezza del modello può verosimilmente essere paragonabile a quella stimata in questo studio, per MOD17 potrebbe essere maggiore rispetto a quella calcolata.

5 Conclusioni

In sintesi, cercando di analizzare questo lavoro, si può dire che seppure le simulazioni condotte con il modello Prosail hanno messo in evidenza una certa sensibilità al tenore idrico della vegetazione di alcune regioni dello spettro elettromagnetico, acquisite anche dai più comuni sensori satellitari, gli indici multispettrali calcolati si sono dimostrati poco efficaci nel dare stime accurate del tenore idrico fogliare, sia per i dati acquisiti in ambito sperimentale sia per quelli in campo.

Le motivazioni possono essere molteplici e possono comprendere quelle legate alle caratteristiche geometriche strutturali delle chiome, sia per le piante in vaso che per le specie monitorate in ambiente naturale, ai possibili effetti che lo stress idrico può aver avuto su altre variabili fogliari che hanno un riflesso meno evidente sulle bande di assorbimento dell'acqua ed uno più tangibile su quelle utilizzate per il calcolo dei *Greenness Index* (bande NIR e VIS). Altri possono essere imputabili a caratteristiche costituzionali.

In *Quercus cerris* allevato in vaso, il tenore idrico per unità di superficie è risultato direttamente correlato con il contenuto in sostanza secca (figura 26).

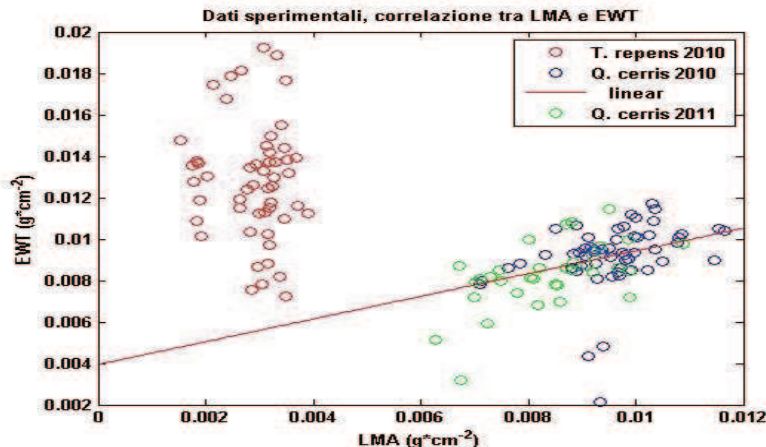


Figura 26: relazione tra LMA ed EWT per le piante allevate in vaso. Si noti come i dati acquisiti per *Q. cerris* negli anni 2010 (blu) e 2011 (verde) risultino sovrapposte e le due variabili, rispettivamente denominatore e numeratore della variabile FMC, direttamente correlate.

Non è possibile stabilirne le ragioni ma, essendo FMC determinata dal rapporto tra EWT ed LMA, se i due fattori sono tra loro correlati, la relazione tra VIs e variabile rappresentativa del tenore idrico fogliare può risulterne influenzata. Questo andamento è stato trovato in *Quercus cerris* sia coltivato in vaso che in campo ma non nelle specie erbacee. Altri effetti indotti dallo stress idrico sono invece maggiormente visibili sulle specie erbacee e nel breve periodo, soprattutto se

particolarmente sensibili (es. avvizzimento in *Trifolium repens* coltivato in vaso) producendo effetti sulla riflettanza nelle regioni NIR e VIS.

Altro possibile elemento può essere rappresentato dal range di fattori interagenti, ad esempio quelli relativi ai parametri strutturali della vegetazione al momento delle misure. Basti pensare al LAI, che in *Q. cerris* e *Trifolium repens* è risultato poco variabile al momento delle misure, ed i valori erano tali per cui le bande multispettrali hanno risposto limitatamente per effetto della saturazione.

Nonostante siano state trovate correlazioni significative per alcuni indici con $\overline{EWT}_{leaf}$ per la variabile EWT_{canopy} gli stessi indici hanno mostrato una correlazione simile a quella vista per la variabile LAI.

Interessanti coppie di bande ad elevata risoluzione spettrale sono state individuate nel corso di questo studio; se nelle regioni di interesse si analizzano le curve di riflettanza, si può notare come al variare del contenuto idrico fogliare importanti cambiamenti si verificano a livello dei picchi di assorbimento. Nel nostro studio da queste regioni spettrali sono state estratte coppie di bande mediante le quali sono stati calcolati indici basati sul rapporto normalizzato, ma in virtù dei cambiamenti evidenziati a livello spettrale sarà opportuno valutare se utilizzare altri indicatori quali la lunghezza d'onda del picco di assorbimento, indici basati sulla derivata prima etc.

Ulteriori studi dovranno essere effettuati nell'ottica di valutare le potenzialità di queste regioni dello spettro elettromagnetico per acquisire dati utilizzabili su larga scala per il monitoraggio da aereo o da satellite del tenore idrico della vegetazione.

Allo stato attuale non ci sono sensori satellitari, ad alta risoluzione temporale, in grado di acquisire queste coppie di bande su scala globale. Le uniche opportunità sono offerte dai sensori iperspettrali, ma questi dati possono essere utilizzati solo su scala di paesaggio.

Ciò nonostante alcune prove si rendono necessarie al fine di comprendere l'efficacia di queste coppie di bande a diverse scale spaziali di studio e l'effetto che può avere la distanza dal target e la conseguente altezza della colonna di atmosfera sui valori degli indici e quindi sul grado di correlazione tra gli stessi con i valori rappresentativi del tenore idrico fogliare a livello di chioma.

Queste bande, potrebbero fornire utili informazioni per spiegare le relazioni tra flussi di CO_2 e H_2O e dati telerilevati, soprattutto in ecosistemi quali le EBF, in cui le variabili testate hanno mostrato limiti di fitting. Le analisi di correlazione a livello di ecosistema tra dati acquisiti da satellite e flussi è risultata di estremo interesse, da essa si possono trarre conclusioni qualitativamente generalizzabili quali: la DBT e l'indice EVI sono risultate le principali variabili telerilevate correlate con i flussi di CO_2 e H_2O , mentre non sono state trovate differenze significative tra informazioni portate dai Greenness Index rispetto ai Water Index, neanche in condizioni di stress idrico progressivo. Tuttavia le relazioni statistiche non sono generalizzabili e le interazione dei fattori

stazionali sul grado di correlazione ha un ruolo importante. Quest'ultima analisi ha portato all'individuazione di gruppi di ecosistemi dal “comportamento” simile in termini di influenza delle variabili stazionali sulle relazioni tra flussi ed indici di vegetazione, come ad esempio le DBF ed ENF, oppure MF e GRA. Inoltre, seppur i flussi di LE e GPP sono strettamente correlati tra loro è stato visto che molte interazioni, come quelle per le variabili indipendenti NDWI6 e NEW6, si mantengono invariate. Altre, come quelle per NDVI, EVI e DBT possono subire delle variazioni. In particolare è stato visto che se per LE, i valori medi stazionali di radiazione globale hanno l'effetto di incrementare il grado di correlazione tra la variabile di flusso con l'indice NDVI ed EVI, nel caso della GPP, era frequente assistere ad un trend opposto. Assumendo questi indici di vegetazione come indicatori di vigoria e disponibilità di risorse idriche, questo può significare, da un lato che i sistemi pur adottando strategie che limitano gli scambi gassosi, limitano la fotosintesi ma non totalmente le perdite per traspirazione, da un altro che una proporzione della quantità di energia incidente viene “considerata” in eccesso e dissipata anziché essere utilizzata per la fotosintesi. Pur estrapolando ipotesi di un certo interesse per la modellistica dei flussi, queste analisi non portano al momento a conclusioni generalizzabili tali da risultare applicabili su scala globale. Per questo motivo la scelta del modello per l'Up-scaling dei flussi di CO₂ è ricaduta su un modello empirico in grado di partizionare datasets di ampia variabilità. I Model Tree guidati da soli input telerilevati si sono dimostrati in grado di dare risultati in linea con quello di altri algoritmi che utilizzano input modellizzati e spazializzati, il cui effetto sull'incertezza dell'output non è stato determinato. L'algoritmo Model Tree si è dimostrato efficace al fine di individuare delle relazioni sufficientemente accurate per la stima dei flussi di GPP anche in Dataset caratterizzati da ampia variabilità. I Model Tree, così come i Regression Tree vengono utilizzati per perseguire due obiettivi principali:

- individuare relazioni tra variabili e condizioni di applicabilità al fine di descrivere i fenomeni e fornire un supporto per la conoscenza dei processi;
- stimare le variabili target, indipendentemente dalla conoscenza delle relazioni che ne risultano coinvolte. In quest'ottica i Model Tree, vengono utilizzati come “scatole chiuse”, analogamente ad altri algoritmi quali le reti neurali artificiali.

L'applicazione dei Model Tree ai fini dell'interpretazione dei fenomeni e dello studio delle relazioni tra variabili, risulta piuttosto complicata poiché i processi di “apprendimento” sono principalmente di natura stocastica; basta escludere una parte del dataset di training per avere risultati anche profondamente diversi in termini di struttura dell'albero, con performance simili. La predominanza

dei processi stocastici nell'ambito dello studio dei *Model Tree* crea alcune incertezze anche nell'ambito dell'ottimizzazione del grado di fitting nell'Up Scaling dei flussi di GPP. Per questo motivo, nell'ambito dell'Up-Scaling raramente si usa un solo albero bensì un insieme di alberi, da cui viene estratto un valore sintetico.

L'ottimizzazione dei valori di fitting rappresenta pertanto una via più semplice e percorribile che può dare utili indicazioni anche per lo studio delle relazioni tra drivers e flussi. Analizzando le anomalie dei drivers e dei flussi è difatti possibile individuare, regionalizzare e circoscrivere relazioni funzionali determinanti sui flussi, soprattutto nell'ottica di una contestualizzazione nei cambiamenti climatici globali e di uso del suolo.

Grande attenzione deve essere rivolta alla scelta dei drivers, sia le variabili indipendenti delle regressioni, sia quelle di splitting che risultano determinanti nella stratificazione dei dataset e nell'individuazione di gruppi omogenei in cui è valida ed applicabile una specifica relazione di regressione multipla. Probabilmente è proprio a causa della mancanza di opportuni driver che non si è riusciti ad ottenere stime accurate per gli EBF.

Una possibile motivazione è l'assenza di variabili previsionali acquisite da satellite che siano in grado di dare sufficienti informazioni sullo stress idrico della vegetazione, ovvero che aggiungano informazioni a quella già fornita dai “*greenness index*”. Le coppie di bande individuate in sede sperimentale hanno dato interessanti indicazioni poiché ben correlate con quelle relative al tenore idrico fogliare in particolare con FMC. Inoltre questi indici non sono risultati correlati con la variabile LAI pertanto sembrano essere indipendenti rispetto alla densità fogliare.

Altri miglioramenti possibili, oltre a introdurre input maggiormente rappresentativi degli stress ambientali e dello stato fisiologico della vegetazione, in particolare del tenore idrico, possono essere rappresentati dall'introduzione di altre funzioni ai nodi terminali, in modo da avere una maggiore flessibilità nelle risposte, (ad esempio mediate regressioni multiple a più di due variabili, regressioni non lineari), accompagnate da subroutine in grado di eseguire test statistici di significatività dei parametri (es. t-test), al fine di eliminare automaticamente i parametri ridondanti.

6 Bibliografia

Aubinet M., Vesala T., Papale D., 2012. *"Eddy Covariance"*. Springer Atmospheric Sciences.

Beer C., Reichstein M., Tomelleri E., Ciais P., Jung, M., Carvalhais N., Rödenbeck C., Arain M. A., Baldocchi, D., Bonan G., Bondeau A., Cescatti A., Lasslop G., Lindroth, A., Lomas M., Luyssaert S., Margolis H., Oleson, K., Rouspard O., Veenendaal E., Viovy N., Williams, C., Woodward F. I., Papale D., 2010. *Terrestrial Gross Carbon Dioxide Uptake: Global Distribution and Covariation with Climate*. SCIENCE, n 329, pp 834-838.

Brivio P. A., Lechi G., Zilioli E., 2006. *"Principi e metodi di Telerilevamento"*. Edizio Citta Studi.

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

Ceccato P., Gobron N., Flasse S., Pinty B., Tarantola S., 2002. *"Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data: Part 1 Theoretical approach"*. Remote Sensing of Environment n. 82, pp.. 188–197.

Ceccato P., Flasse S., Grégoire J-M., 2002. *"Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data: Part 2. Validation and applications"*. Remote Sensing of Environment n. 82, pp.. 198–207.

Cheng Y. B., Ustin S. L., Riaño D., Vanderbilt V. C., 2008. *"Water content estimation from hyperspectral images and MODIS indexes in Southeastern Arizona"*. Remote Sensing of Environment n. 112, pp. 363–374.

Cheng T., Rivard B., Sánchez-Azofeifa A., 2011. *"Spectroscopic determination of leaf water content using continuous wavelet analysis"*. Remote sensing of environment n. 115, pp. 659–670.

Claudio H. C., Cheng Y., Fuentes D. A., Gamon J. A., Luo H., Oechel W., Qiu H., Rahman A. F., Sims D. A., 2006. “*Monitoring drought effects on vegetation water content and fluxes in chaparral with the 970 nm water band index*”, Remote Sensing of Environment n. 103, pp.. 304–311.

Christopher B. Field C. B., Randerson J. T., Malmstrom C. M., 1995. “*Global net primary production: combining ecology and remote sensing*”. Remote sensing of environment, n. 51, pp. 74-88.

Colombo R., Meroni M., Marchesi A., Busetto L., Rossini M., Giardino C., Panigada C., 2008. “*Estimation of leaf and canopy water content in poplar plantations by means of hyperspectral indices and inverse modeling*”. Remote sensing of environment n. 112, pp.. 1820–1834.

Coops N. C., Ferster C. J., Waring R. H., Nightingale J., 2009. “*Comparison of three models for predicting gross primary production across and within forested ecoregions in the contiguous United States*”. Remote Sensing of Environment n. 113, pp. 80–690

Coops N. C., Waring R. H., Landsberg J. J. (1998). “*Assessing forest productivity in Australia and New Zealand using a physiologically-based model driven with averaged monthly weather data and satellite derived estimates of canopy photosynthetic capacity*”. Forest Ecology and Management, n. 104, pp. 113–127.

Datt B. (1999). “*Remote sensing of water content in eucalyptus leaves*”. Australian Journal of Botany, n. 47, pp. 909–923.

Davidson A., Wang S., Wilmschurst J., 2006. “*Remote sensing of grassland–shrubland vegetation water content in the shortwave domain*”. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation n. 8, pp.. 225–236.

Desai A. R., Richardson A. D., Moffat A. M., Kattge J., Hollinger D. Y., Barr A., Falge E., Noormets A., Papale D., M. Reichstein, Stauch V. J., 2008. “*Cross-site evaluation of eddy covariance GPP and RE decomposition techniques*”. Agricultural and forest meteorology, 148, pp 821-838.

Eitel J. U.H., Gessler P. E., Smith A. M.S., Robberecht R., 2006. "*Suitability of existing and novel spectral indices to remotely detect water stress in Populus spp*". Forest Ecology and Management n. 229, pp.. 170–182.

Fuentes D. A., Gamon J. A., Cheng Y., Claudio H. C., Qiu H., Mao Z., Sims D. A., Rahman A. F., Oechel W., Luo H. 2006. "*Mapping carbon and water vapor fluxes in a chaparral ecosystem using vegetation indices derived from AVIRIS*". Remote Sensing of Environment n. 103, pp. 312–323.

Gao B. C., 1996. "*NDWI-A Normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space*". Remote sensing of environment n. 48, pp.. 257-266.

Granier A., Reichstein M., Bréda N., Janssens I.A., Falge E., Ciais P., Grunwald T., Aubinet M., Berbigier P., Bernhofer C., Buchmann N., Facini O., Grassi G., Heinesch B., Ilvesniemi H., Keronen P., Knohl A., Kořstner B., Lagergren F., Lindroth A., Longdoz B., Loustau D., Mateus J., Montagnani L., Nys C., Moors E., Papale D., Peiffer M., Pilegaard K., Pita G., Pumpanen J., Rambal S., Rebmann C., Rodrigues A., Seufert G., Tenhunen J., Vesala T., Wang Q., 2007. "*Evidence for soil water control on carbon and water dynamics in European forests during the extremely dry year: 2003*". Agricultural and forest meteorology n. 143, pp. 123–145.

Ghulam A., Li Z. L., Qin Q., Yimit H., Wange J., 2008. "*Estimating crop water stress with ETM+ NIR and SWIR data*". Agricultural and forest meteorology n. 148, pp. 1679-1695.

Hardinsky M.A., Lemas V., Smart R.M. (1983). "*The influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral reflectance of Spartina alternifolia canopies*". Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, n. 49, pp. 77-83.

Hunt E. R., Rock B. N. (1989). "*Detection of changes in leaf water content using near and middle-infrared reflectances*". Remote Sensing of Environment, n. 30, pp. 43–54.

Jacquemoud S., Baret F., 1990. "*PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra*". Remote sensing of environment n., 34, pp. 75-91.

Jacquemoud S., Ustin S.L., Verdebout J., Schmuck G., Andreoli G., Hosgood B. (1996). *“Estimating leaf biochemistry using the PROSPECT leaf optical properties model”*. Remote sensing of environment n. 56 pp. 194-202.

Jung M., Reichstein M., Bondeau A., 2009. *“Towards global empirical upscaling of FLUXNET eddy covariance observations: validation of a model tree ensemble approach using a biosphere model”*. 11.29 13/12/2011Biogeosciences n. 6, pp. 2001-2013.

Jung M., Reichstein M., Margolis H. A., Cescatti A., Richardson A. D., Arain M. A., Arneth A., Bernhofer C., Bonal D., Chen J., Gianelle D., Gobron N., Kiely G., Kutsch W., Lasslop G., Law B. E., Lindroth A., Merbold L., Montagnani L., Moors E. J., Papale D., Sottocornola M., Vaccari F., Williams C., 2011. *“Global patterns of land-atmosphere fluxes of carbon dioxide, latent heat, and sensible heat derived from eddy covariance, satellite, and meteorological observations”*. Journal of geophysical research, vol. 116, G00J07, doi:10.1029/2010JG001566.

Kanniah K.D., Beringer J., Hutley L.B., Tapper N.J., Zhu X., 2009. *“Evaluation of Collections 4 and 5 of the MODIS Gross Primary Productivity product and algorithm improvement at a tropical savanna site in northern Australia”*. Remote Sensing of Environment n. 113, pp 1808–1822.

King D. A., Turner D. P., Ritts W. D., 2011. *“Parametrization of a diagnostic carbon cycle model for continental scale application”*. Remote Sensing of Environment n. 115 pp. 1653–1664.

Maki M., Ishiahra M., Tamura M., 2004. *“Estimation of leaf water status to monitor the risk of forest fires by using remotely sensed data”*. Remote Sensing of Environment n. 90, pp. 441–450.

Monteith J. L., 1977. *“Climate and the efficiency of crop production in Britain”*. Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, n. 281, pp. 277–294.

Olofsson P., Lagergren F., Lindroth A., Lindström J., Klemetsson L., Kutsch W., Eklundh L., 2008. *“Towards operational remote sensing of forest carbon balance across Northern Europe”*. Biogeosciences n. 5, pp. 817–832.

Papale D., Valentini R., 2003. *“A new assessment of European forests carbon exchanges by eddy fluxes and artificial neural network spatialization”*. Global change Biology, n. 9, pp. 525-535

Peñuelas J., Inoue Y., 1999. "*Reflectance indices indicative of changes in water and pigment contents of peanut and wheat leaves*". *Photosynthetica* n. 36 pp. 355-380.

Peñuelas, J., Piñol, J., Ogaya, R., Filella, I. (1997). "*Estimation of plant water concentration by the reflectance water index (R900/R970)*". *International Journal of Remote Sensing*, n. 18, pp. 2869-2875.

Richardson A.D., Mahecha M. D., Falge E., Kattge J., Moffat A. M., Papale D., Reichstein M., Stauch V. J., Braswell B. H., Churkina G., Kruijt B., Hollinger D. Y. 2008. "*Statistical properties of random CO₂ flux measurement uncertainty inferred from model residuals*". *Agricultural and forest meteorology*, n. 148, pp. 38–50.

Rollin E. M., Milton E. J., 1998. "*Processing of High Spectral Resolution Reflectance Data for the Retrieval of Canopy Water Content Information*". *Remote sensing of environment* n. 65 pp. 86-92.

Running S. W., Nemani R. R., Heinsch F. A., Zhao M., Reeves M., Jolly M. (2004). "*A continuous satellite-derived measure of global terrestrial primary productivity: Future science and applications*". *Bioscience*, n. 56, pp. 547–560.

Seelig H.-D., Hoehn A., Stodieck L.S., Klaus D.M., Adams W.W., Emery W.J., 2008. "*Relations of remote sensing leaf water indices to leaf water thickness in cowpea, bean, and sugarbeet plants*". *Remote Sensing of Environment* n. 112, pp. 445–455.

Serrano L., Ustin S. L., Roberts D. A., Gamon J. A., Peñuelas J., 2000. "*Deriving Water Content of Chaparral Vegetation from AVIRIS Data*". *Remote sensing of environment* n. 74, pp. 570-581.

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

Sims D. A., Gamon, J. A., 2003. "*Estimation of vegetation water content and photosynthetic tissue area from spectral reflectance: A comparison of indices based on liquid water and chlorophyll absorption features*". *Remote Sensing of Environment*, n. 84, pp. 526–537.

Sims D. A., Luo H., Hastings S., Oechel W. C., Rahman A., Gamon J. A., 2006. "*Parallel adjustments in vegetation greenness and ecosystem CO₂ exchange in response to drought in a Southern California chaparral ecosystem*". Remote Sensing of environment n 103, pp. 289–303.

Sims D. A., Rahman A. F., Cordova V. D., El-Masri B. Z., Baldocchi D. D., Bolstad P. V., Flanagan L. B., Goldstein A. H., Hollinger D. Y., Misson L., Monson R. K., Oechel W. C., Schmid H. P., Wofsy S. C., Xu L., (2008). "*A new model of gross primary productivity for North American ecosystems based solely on the enhanced vegetation index and land surface temperature from MODIS*". Remote Sensing of Environment 112, pp. 1633–1646.

Verhoef W., 1985. "*Earth observation modeling based on layer scattering matrices*". Remote sensing of environment, n. 17, pp. 165-178.

Veroustraete F., Sabbe H., Eerens H. (2002). "*Estimation of carbon mass fluxes over Europe using the C-Fix model and Euroflux data*". Remote Sensing of Environment, n. 83, pp. 376–399.

Xiao X., Zhang Q., Braswell B., Urbanski S., Boles S., Wofsy S., Moore B., Ojima D., 2004. "*Modeling gross primary production of temperate deciduous broadleaf forest using satellite images and climate data*". Remote Sensing of Environment n. 91, pp. 256–270

Zarco-Tejada P.J., Rueda C.A., Ustin S.L., 2003. "*Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods*". Remote Sensing of Environment n. 85, pp. 109–124.

Zhang Q., Xiao X., Braswell B., Linder E., Ollinger S., Smith M. L., Jenkins J. P., Baret F., Richardson A. D., Moore B., Minocha R., 2006. "*Characterization of seasonal variation of forest canopy in a temperate deciduous broadleaf forest, using daily MODIS data*". Remote sensing of environment, n. 105, pp. 189-203.

Waring R.H., Coops N.C., Landsberg J.J., 2010. "*Improving predictions of forest growth using the 3-PGS model with observations made by remote sensing*". Forest Ecology and Management n. 259, pp. 1722–1729.

Yilmaz M. T., Hunt E. R. Jr., Goins L. D., Ustin S. L., Vanderbilt V. C., Jackson T. J., 2008. “*Vegetation water content during SMEX04 from ground data and Landsat 5 Thematic Mapper imagery*”. Remote Sensing of Environment n. 112, pp. 350–362.

Yuan W ., Liu S ., Yu G ., Bonnefond J. M., Chen J ., Davis K ., Desai A. R., Goldstein A. H., Gianelle D., Rossi F., Suyker A. E., Verma S. B., 2010. “*Global estimates of evapotranspiration and gross primary production based on MODIS and global meteorology data*”. Remote sensing of environment, n. 114, pp. 1416–1431.

Allegato A: Istogrammi correlazione tra indici di vegetazione acquisiti dai principali sensori satellitari e variabili biofisiche, fisiologiche simulate e misurate in ambito sperimentale.

Simulazione PROSAIL Cw

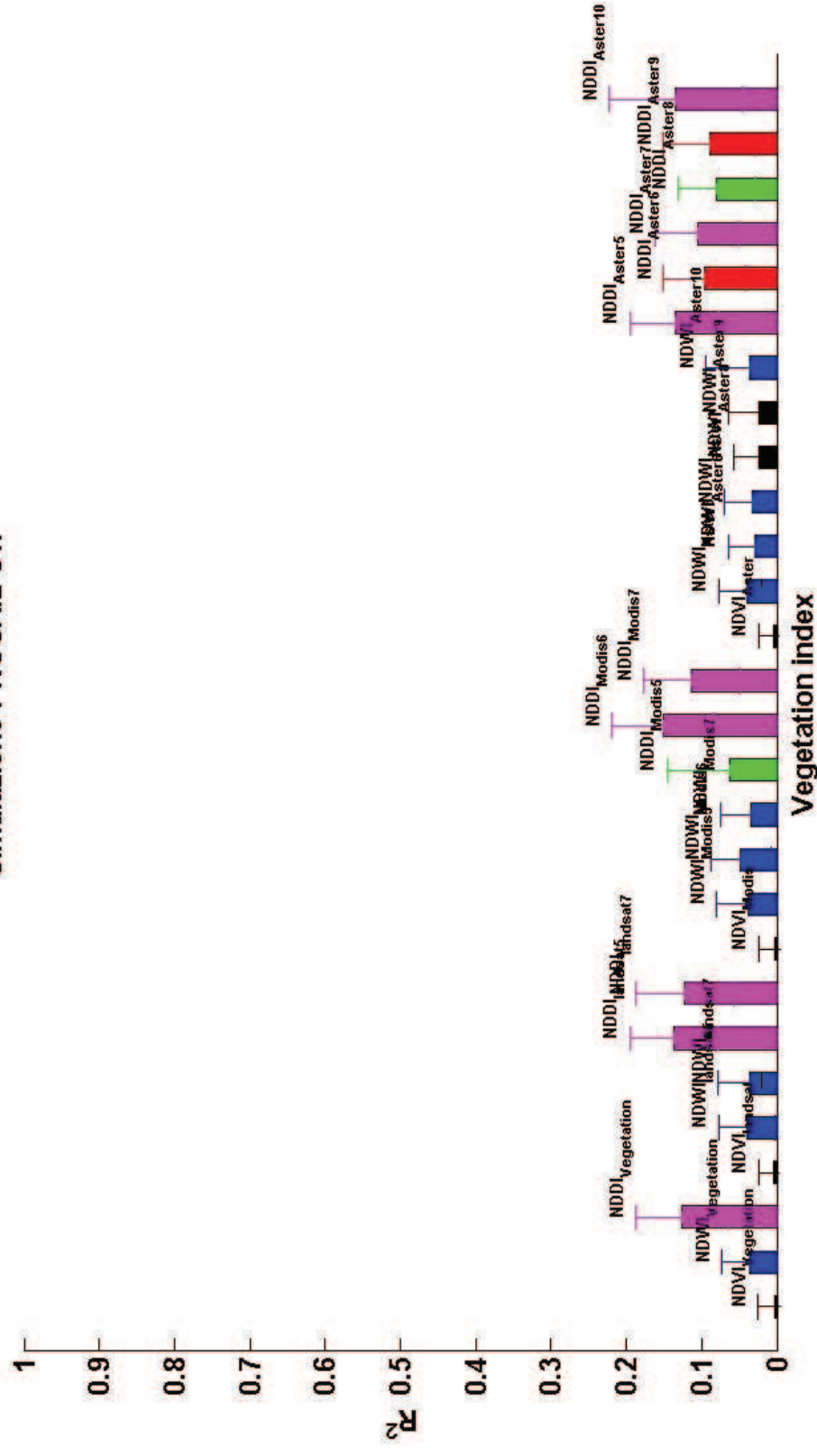


Figura A.1: Analisi statistica di correlazione lineare semplice condotta mediante dati simulati: indici di vegetazione che è possibile calcolare mediante le bande multispettrali acquisite dai più comuni ed utilizzati sensori satellitari con la variabile EW_{leaf} . Le barre rappresentano il valore mediano di R^2 calcolato dalle ripetizioni mentre l'error bar la deviazione standard. Legenda dei colori: magenta più del 80% delle ripetizioni con $p\text{-value} < 0.05$, rosso 80%-60% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, verde 60%-40% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, blu 40%-20% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, nero meno del 20% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$.

Vegetation index

Dataset	Vegetation Index (approx.)
NDWI _{Vegetation}	0.62
NDDI _{Vegetation}	0.42
NDWI _{Landsat}	0.60
NDDI _{Landsat}	0.40
NDWI _{Aster}	0.60
NDDI _{Aster}	0.40
NDWI _{Modis}	0.60
NDDI _{Modis}	0.40
NDWI _{Vegetation} + NDWI _{Landsat}	0.60
NDDI _{Vegetation} + NDDI _{Landsat}	0.40
NDWI _{Vegetation} + NDWI _{Aster}	0.60
NDDI _{Vegetation} + NDDI _{Aster}	0.40
NDWI _{Vegetation} + NDWI _{Modis}	0.60
NDDI _{Vegetation} + NDDI _{Modis}	0.40
NDWI _{Landsat} + NDWI _{Aster}	0.60
NDDI _{Landsat} + NDDI _{Aster}	0.40
NDWI _{Landsat} + NDWI _{Modis}	0.60
NDDI _{Landsat} + NDDI _{Modis}	0.40
NDWI _{Aster} + NDWI _{Modis}	0.60
NDDI _{Aster} + NDDI _{Modis}	0.40
NDWI _{Vegetation} + NDWI _{Landsat} + NDWI _{Aster}	0.60
NDDI _{Vegetation} + NDDI _{Landsat} + NDDI _{Aster}	0.40
NDWI _{Vegetation} + NDWI _{Landsat} + NDWI _{Modis}	0.60
NDDI _{Vegetation} + NDDI _{Landsat} + NDDI _{Modis}	0.40
NDWI _{Vegetation} + NDWI _{Aster} + NDWI _{Modis}	0.60
NDDI _{Vegetation} + NDDI _{Aster} + NDDI _{Modis}	0.40
NDWI _{Landsat} + NDWI _{Aster} + NDWI _{Modis}	0.60
NDDI _{Landsat} + NDDI _{Aster} + NDDI _{Modis}	0.40
NDWI _{Vegetation} + NDWI _{Landsat} + NDWI _{Aster} + NDWI _{Modis}	0.60
NDDI _{Vegetation} + NDDI _{Landsat} + NDDI _{Aster} + NDDI _{Modis}	0.40

Figura A.2: Analisi statistica di correlazione lineare semplice condotta mediante dati simulati: indici di vegetazione che è possibile calcolare mediante le bande multispettrali acquisite dai più comuni ed utilizzati sensori satellitari con la variabile LAI. Le barre rappresentano il valore mediano di R^2 calcolato dalle ripetizioni mentre l'error bar la deviazione standard. Legenda dei colori: magenta più del 80% delle ripetizioni con $p\text{-value} < 0.05$, rosso 80%-60% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, nero meno del 20% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$.

Vegetation index

Sensor	Year	Vegetation index (approx.)
NDWI _{Vegetation}	5	0.72
NDWI _{Vegetation}	6	0.72
NDWI _{Vegetation}	7	0.72
NDWI _{Vegetation}	8	0.72
NDWI _{Vegetation}	10	0.72
NDDI _{Vegetation}	5	0.58
NDDI _{Vegetation}	6	0.58
NDDI _{Vegetation}	7	0.58
NDDI _{Vegetation}	8	0.58
NDDI _{Vegetation}	10	0.58
NDVI _{Vegetation}	5	0.32
NDVI _{Vegetation}	6	0.32
NDVI _{Vegetation}	7	0.32
NDVI _{Vegetation}	8	0.32
NDVI _{Vegetation}	10	0.32
NDWI _{Landsat5}	5	0.72
NDWI _{Landsat5}	6	0.72
NDWI _{Landsat5}	7	0.72
NDWI _{Landsat5}	8	0.72
NDWI _{Landsat5}	10	0.72
NDDI _{Landsat5}	5	0.58
NDDI _{Landsat5}	6	0.58
NDDI _{Landsat5}	7	0.58
NDDI _{Landsat5}	8	0.58
NDDI _{Landsat5}	10	0.58
NDVI _{Landsat5}	5	0.32
NDVI _{Landsat5}	6	0.32
NDVI _{Landsat5}	7	0.32
NDVI _{Landsat5}	8	0.32
NDVI _{Landsat5}	10	0.32
NDWI _{Aster5}	5	0.72
NDWI _{Aster5}	6	0.72
NDWI _{Aster5}	7	0.72
NDWI _{Aster5}	8	0.72
NDWI _{Aster5}	10	0.72
NDDI _{Aster5}	5	0.58
NDDI _{Aster5}	6	0.58
NDDI _{Aster5}	7	0.58
NDDI _{Aster5}	8	0.58
NDDI _{Aster5}	10	0.58
NDVI _{Aster5}	5	0.32
NDVI _{Aster5}	6	0.32
NDVI _{Aster5}	7	0.32
NDVI _{Aster5}	8	0.32
NDVI _{Aster5}	10	0.32
NDWI _{Modis5}	5	0.72
NDWI _{Modis5}	6	0.72
NDWI _{Modis5}	7	0.72
NDWI _{Modis5}	8	0.72
NDWI _{Modis5}	10	0.72
NDDI _{Modis5}	5	0.58
NDDI _{Modis5}	6	0.58
NDDI _{Modis5}	7	0.58
NDDI _{Modis5}	8	0.58
NDDI _{Modis5}	10	0.58
NDVI _{Modis5}	5	0.32
NDVI _{Modis5}	6	0.32
NDVI _{Modis5}	7	0.32
NDVI _{Modis5}	8	0.32
NDVI _{Modis5}	10	0.32
NDWI _{Aster6}	6	0.72
NDWI _{Aster6}	7	0.72
NDWI _{Aster6}	8	0.72
NDWI _{Aster6}	10	0.72
NDDI _{Aster6}	6	0.58
NDDI _{Aster6}	7	0.58
NDDI _{Aster6}	8	0.58
NDDI _{Aster6}	10	0.58
NDVI _{Aster6}	6	0.32
NDVI _{Aster6}	7	0.32
NDVI _{Aster6}	8	0.32
NDVI _{Aster6}	10	0.32
NDWI _{Aster7}	7	0.72
NDWI _{Aster7}	8	0.72
NDWI _{Aster7}	10	0.72
NDDI _{Aster7}	7	0.58
NDDI _{Aster7}	8	0.58
NDDI _{Aster7}	10	0.58
NDVI _{Aster7}	7	0.32
NDVI _{Aster7}	8	0.32
NDVI _{Aster7}	10	0.32
NDWI _{Aster8}	8	0.72
NDWI _{Aster8}	10	0.72
NDDI _{Aster8}	8	0.58
NDDI _{Aster8}	10	0.58
NDVI _{Aster8}	8	0.32
NDVI _{Aster8}	10	0.32
NDWI _{Aster10}	10	0.72
NDDI _{Aster10}	10	0.58
NDVI _{Aster10}	10	0.32
NDWI _{Modis6}	6	0.72
NDDI _{Modis6}	6	0.58
NDVI _{Modis6}	6	0.32
NDWI _{Modis7}	7	0.72
NDDI _{Modis7}	7	0.58
NDVI _{Modis7}	7	0.32
NDWI _{Modis8}	8	0.72
NDDI _{Modis8}	8	0.58
NDVI _{Mod}		

Figura A.3: analisi statistica di correlazione lineare semplice condotta mediante dati simulati: indici di vegetazione che è possibile calcolare mediante le bande multispettrali acquisite dai più comuni ed utilizzati sensori satellitari con la variabile EWT_{canopy} . Le barre rappresentano il valore mediano di R^2 calcolato dalle ripetizioni mentre l'error bar la deviazione standard. Legenda dei colori: magenta più del 80% delle ripetizioni con p-value < 0.05 , verde 60%-40% delle ripetizioni p-value < 0.05 .

Simulazione PROSAIL fmc

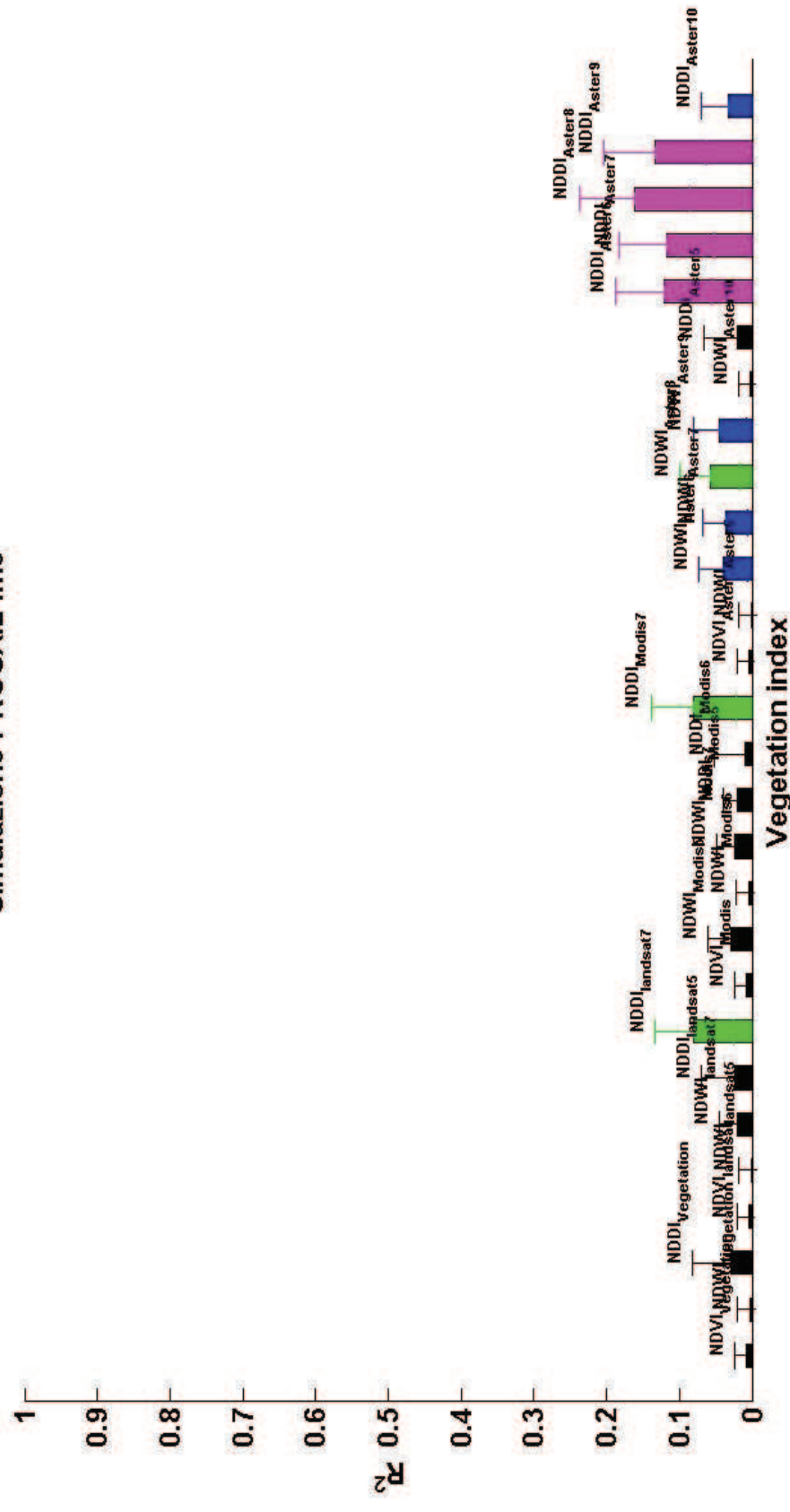


Figura A.4: Analisi statistica di correlazione lineare semplice condotta mediante dati simulati: indici di vegetazione che è possibile calcolare mediante le bande multispettrali acquisite dai più comuni ed utilizzati sensori satellitari con la variabile FMC. Le barre rappresentano il valore mediano di R^2 calcolato dalle ripetizioni mentre l'error bar la deviazione standard. Legenda dei colori: magenta più del 80% delle ripetizioni con $p\text{-value} < 0.05$, verde 60%-40% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, blu 40%-20% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, nero meno del 20% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$.

Allegato B: Istogrammi correlazione tra indici di vegetazione acquisiti dai principali sensori satellitari e variabili biofisiche, fisiologiche misurate in ambiente controllato su *Quercus cerris*.

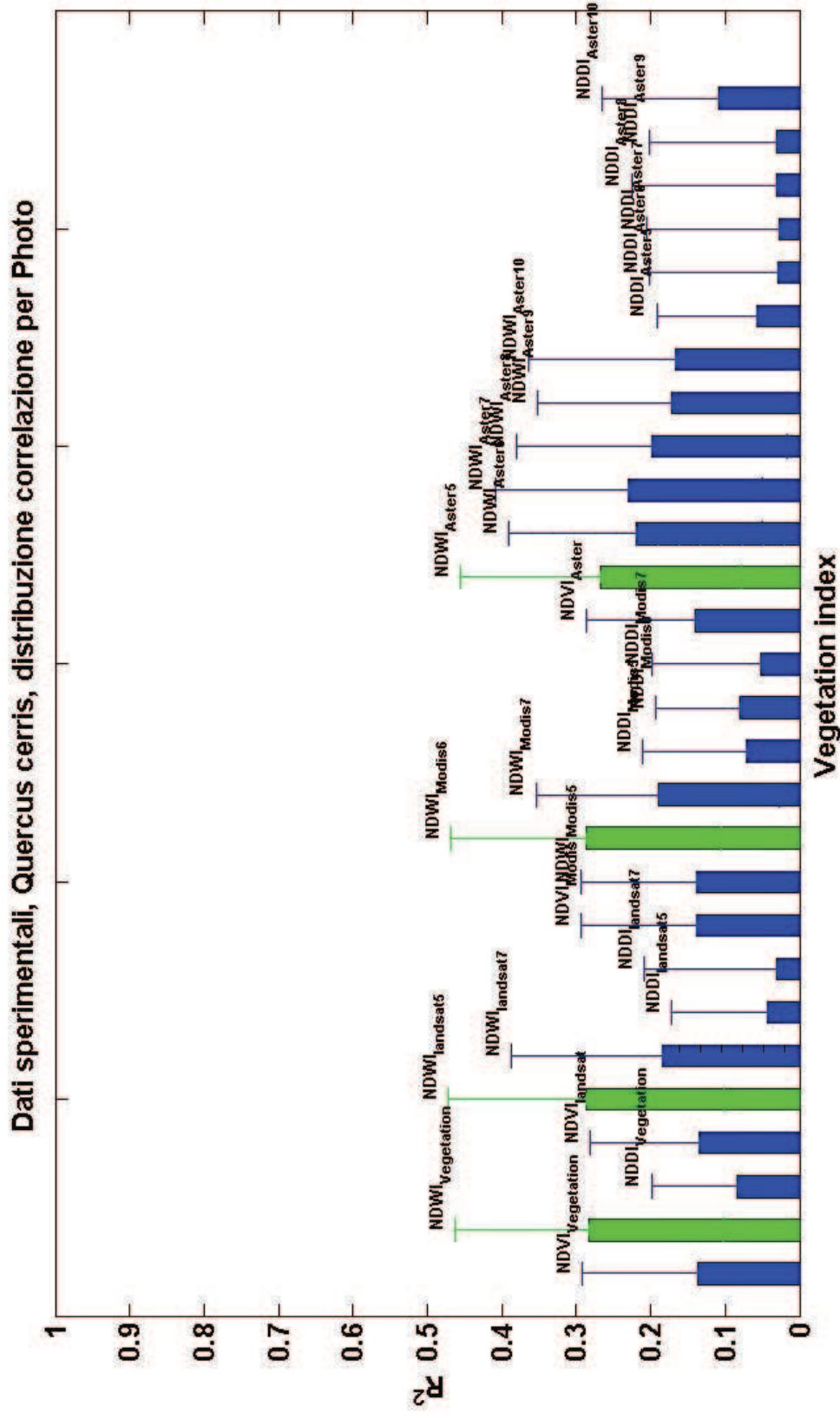


Figura B.1: Analisi statistica condotta su dati sperimentali misurati su piante di *Q. cerris* coltivate in vaso. Relazione tra fotosintesi ed alcuni indici di vegetazione che è possibile calcolare mediante le bande multispettrali acquisite dai più comuni ed utilizzati sensori satellitari. La distribuzione dei coefficienti di correlazione mette in evidenza il diverso grado di sensibilità degli indici considerati. Le barre rappresentano il valore mediano di R^2 calcolato dalle ripetizioni mentre l'error bar la deviazione standard. Legenda dei colori: verde 60%-40% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, blu 40%-20% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$.

Dati sperimentali, Quercus cerris, distribuzione correlazione per AvSE

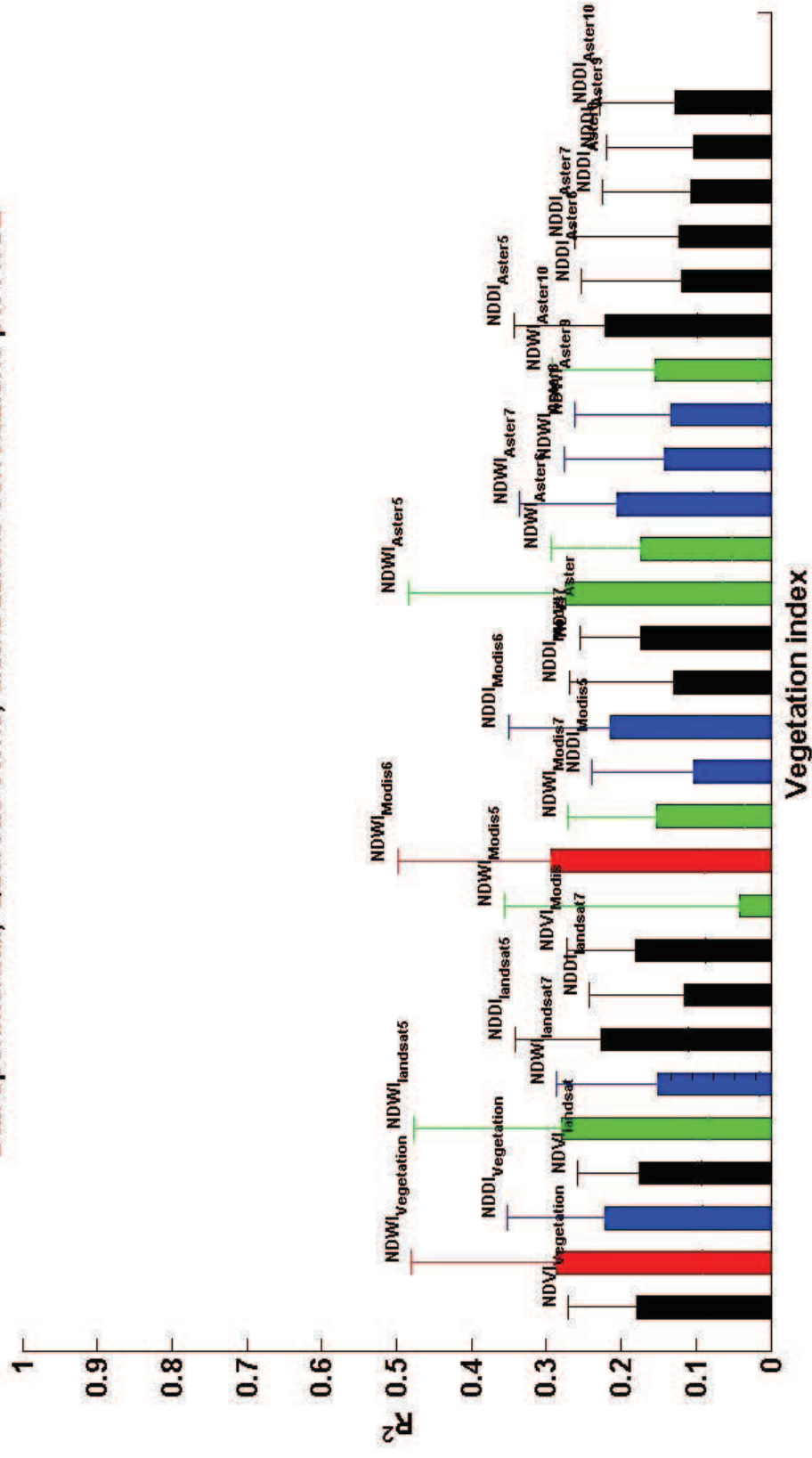


Figura B.2: Analisi statistica condotta su dati sperimentali misurati su piante di *Q. cerris* coltivate in vaso. Relazione tra WUE_i ed alcuni indici di vegetazione che è possibile calcolare mediante le bande multispettrali acquisite dai più comuni ed utilizzati sensori satellitari. La distribuzione dei coefficienti di correlazione mette in evidenza il diverso grado di sensibilità degli indici considerati. Le barre rappresentano il valore mediano di R^2 calcolato dalle ripetizioni mentre l'error bar la deviazione standard. Legenda dei colori: rosso 80%-60% delle ripetizioni p-value < 0.05, verde 60%-40% delle ripetizioni p-value < 0.05, blu 40%-20% delle ripetizioni p-value < 0.05, nero meno del 20% delle ripetizioni p-value < 0.05.

Dati sperimentali, Quercus cerris, distribuzione correlazione per Rwc

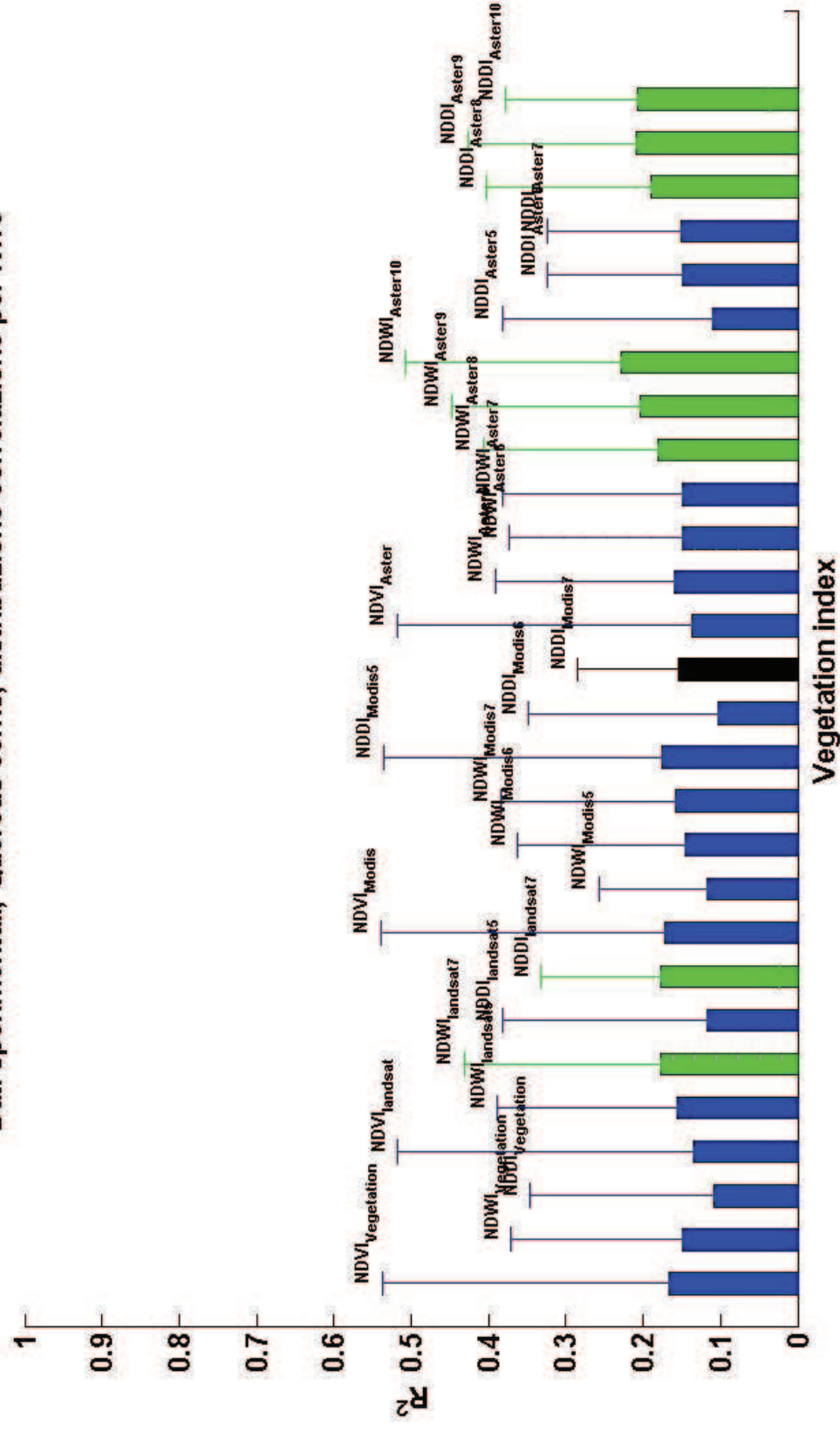


Figura B.3: Analisi statistica condotta su dati sperimentali misurati su piante di *Q. cerris* coltivate in vaso. Relazione tra RWC ed alcuni indici di vegetazione che è possibile calcolare mediante le bande multispettrali acquisite dai più comuni ed utilizzati sensori satellitari. La distribuzione dei coefficienti di correlazione mette in evidenza il diverso grado di sensibilità degli indici considerati. Le barre rappresentano il valore mediano di R^2 calcolato dalle ripetizioni mentre l'error bar la deviazione standard. Legenda dei colori: verde 60%-40% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, blu 40%-20% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, nero meno del 20% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$.

Dati sperimentali, *Quercus cerris*, distribuzione correlazione per ewt

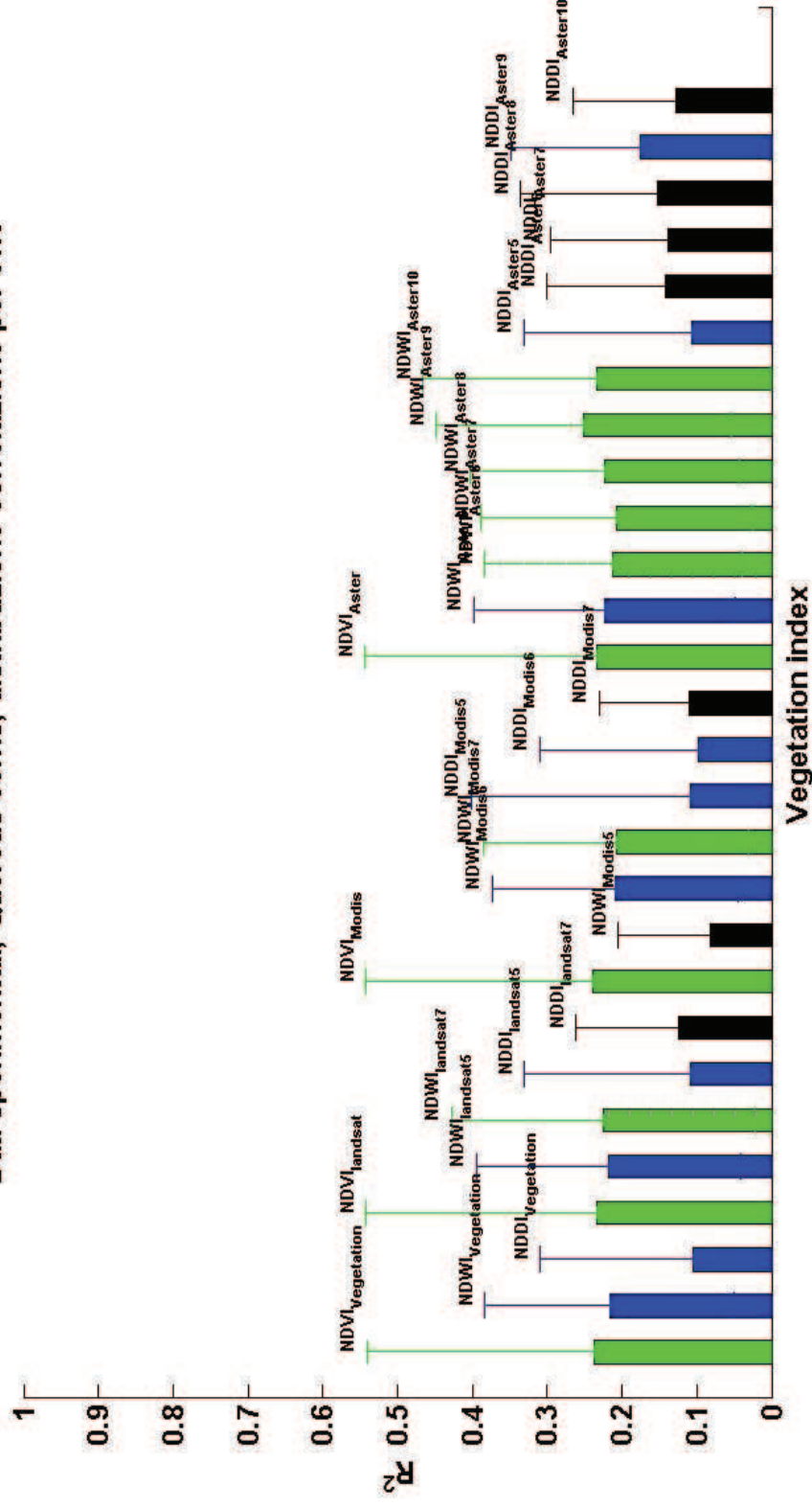


Figura B.4: Analisi statistica condotta su dati sperimentali misurati su piante di *Q. cerris* coltivate in vaso. Relazione tra EWT alcuni indici di vegetazione che è possibile calcolare mediante le bande multispettrali acquisite dai più comuni ed utilizzati sensori satellitari. La distribuzione dei coefficienti di correlazione mette in evidenza il diverso grado di sensibilità degli indici considerati. Le barre rappresentano il valore mediano di R^2 calcolato dalle ripetizioni mentre l'error bar la deviazione standard. Legenda dei colori: verde 60%-40% delle ripetizioni p-value < 0.05, blu 40%-20% delle ripetizioni p-value < 0.05, nero meno del 20% delle ripetizioni p-value < 0.05.

[illegible]

Dati sperimentali, *Trifolium repens*, distribuzione correlazione per ewt

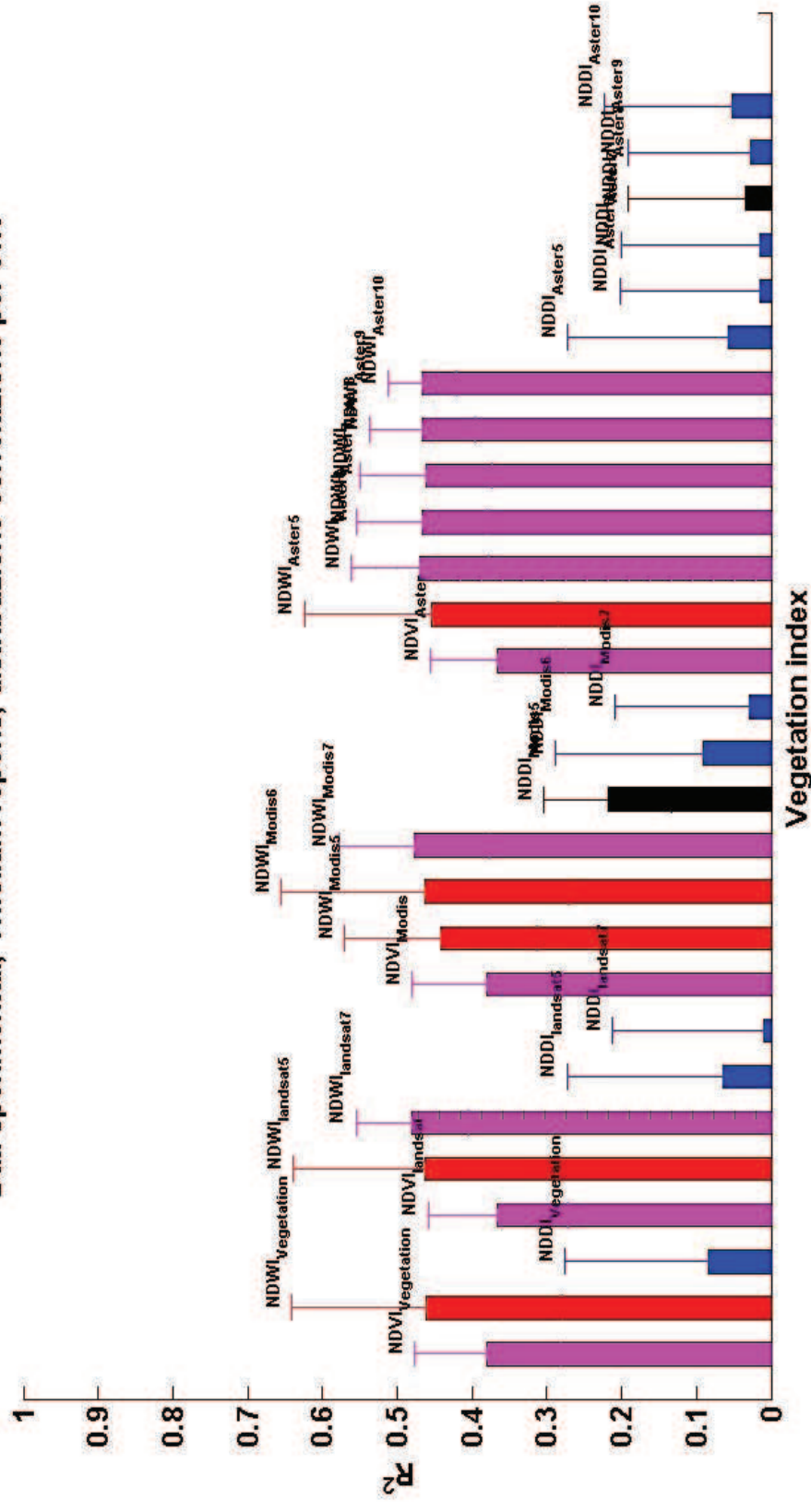


Figura B.6: Analisi statistica condotta su dati sperimentali misurati su piante di *T. repens* coltivate in vaso. Relazione tra EWT ed alcuni indici di vegetazione che è possibile calcolare mediante le bande multispettrali acquisite dai più comuni ed utilizzati sensori satellitari. La distribuzione dei coefficienti di correlazione mette in evidenza il diverso grado di sensibilità degli indici considerati. Le barre rappresentano il valore mediano di R^2 calcolato dalle ripetizioni mentre l'error bar la deviazione standard. Legenda dei colori: magenta 100-80% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, rosso 80%-60% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, blu 40%-20% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, nero meno del 20% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$.

Dati sperimentali, *Trifolium repens*, distribuzione correlazione per fmc

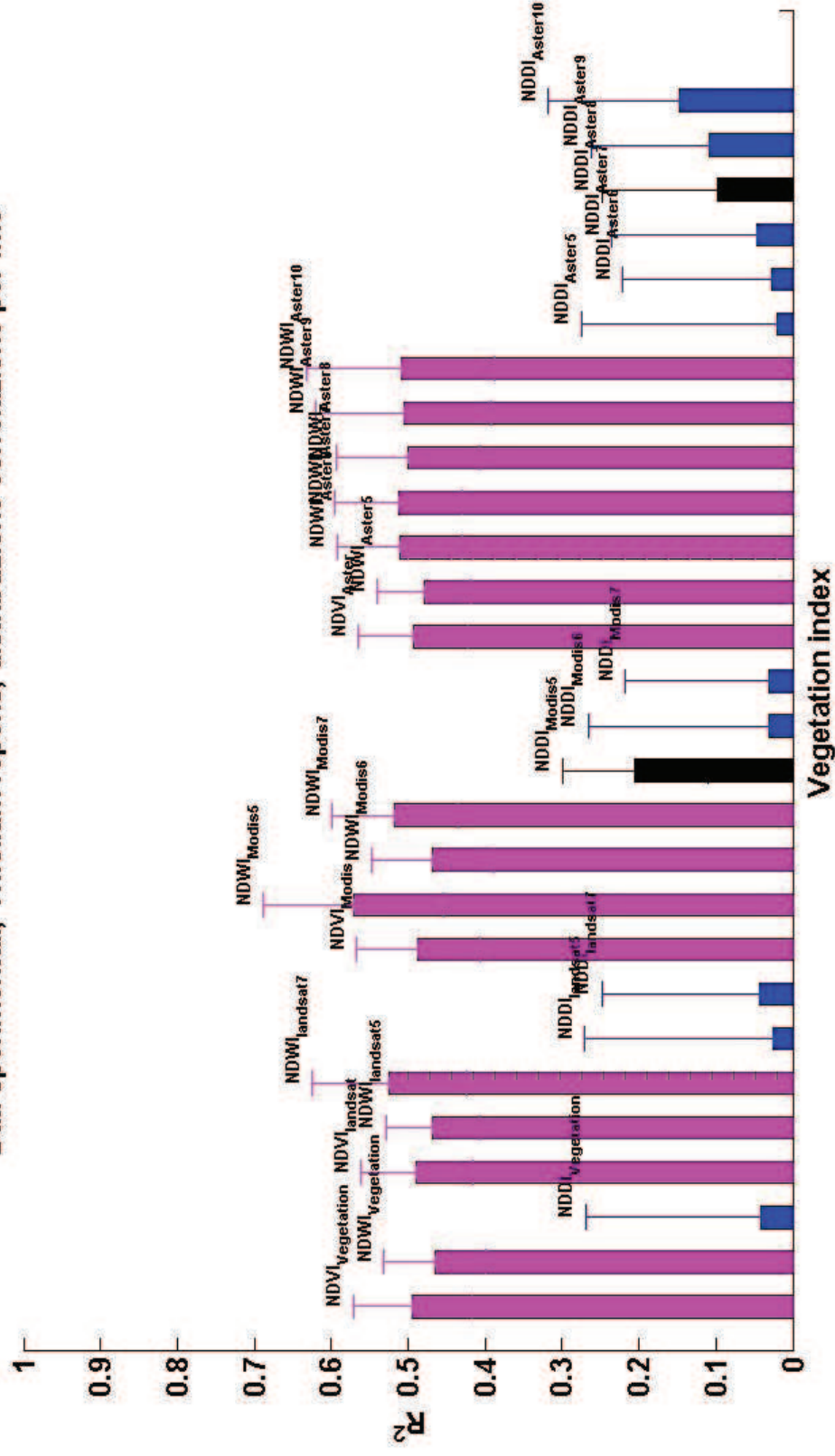


Figura B.7: Analisi statistica condotta su dati sperimentali misurati su piante di *T. repens* coltivate in vaso. Relazione tra FMC ed alcuni indici di vegetazione che è possibile calcolare mediante le bande multispettrali acquisite dai più comuni ed utilizzati sensori satellitari. La distribuzione dei coefficienti di correlazione mette in evidenza il diverso grado di sensibilità degli indici considerati. Le barre rappresentano il valore mediano di R^2 calcolato dalle ripetizioni mentre l'error bar la deviazione standard. Legenda dei colori: magenta 100-80% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, blu 40%-20% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$, nero meno del 20% delle ripetizioni $p\text{-value} < 0.05$.

Allegato C: Istogrammi correlazione tra indici di vegetazione acquisiti dai principali sensori satellitari e variabili biofisiche, fisiologiche simulate e misurate in campo nei siti di Roccarespampani.

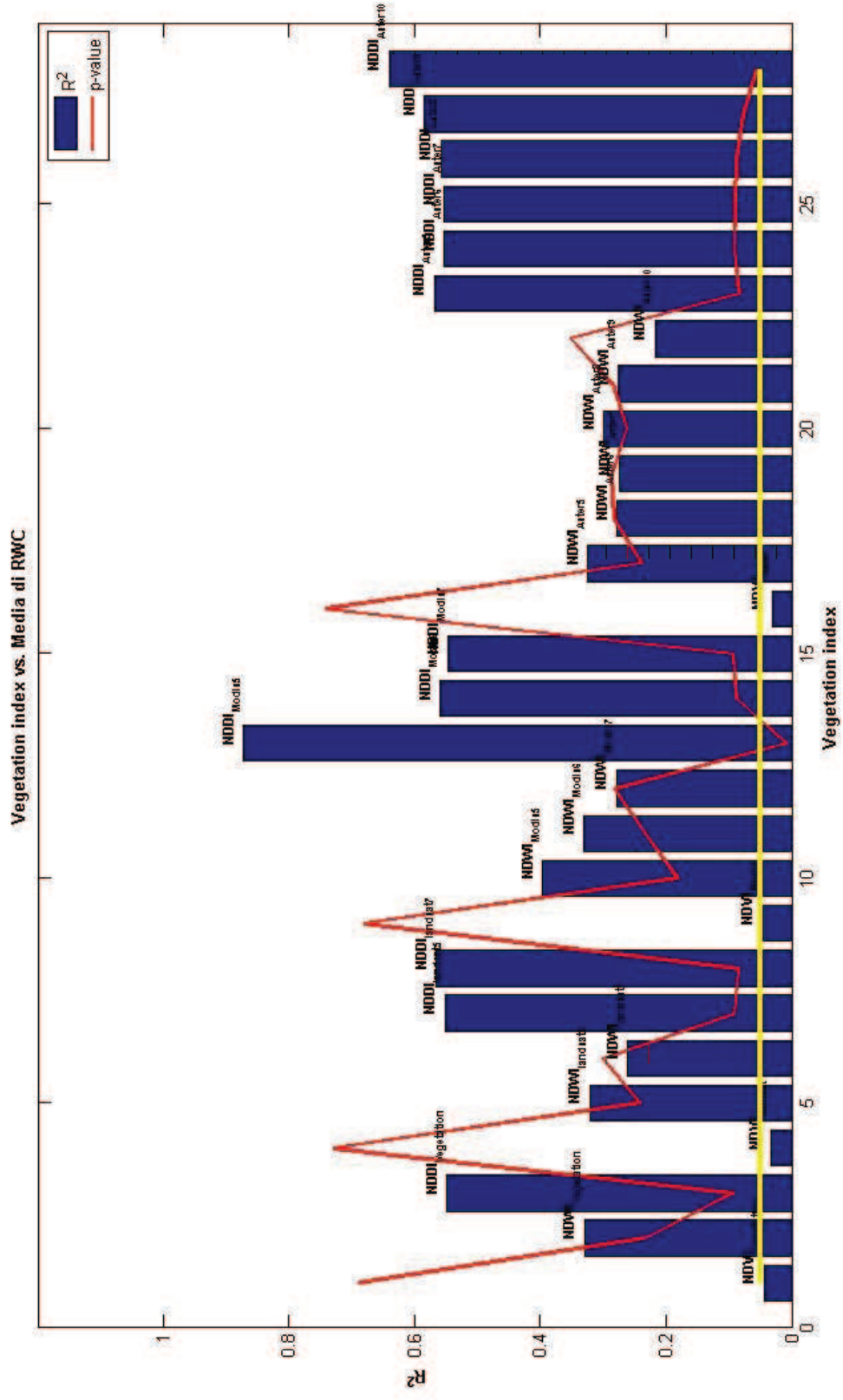


Figura C.1: distribuzione dei coefficienti di correlazione tra RWC e indici di vegetazione calcolabili con le bande acquisite dai principali sensori satellitari, misurati durante la stagione vegetativa 2011 nel sito agrario di Roccarespanpani coltivato a *Triticum vulgare*.

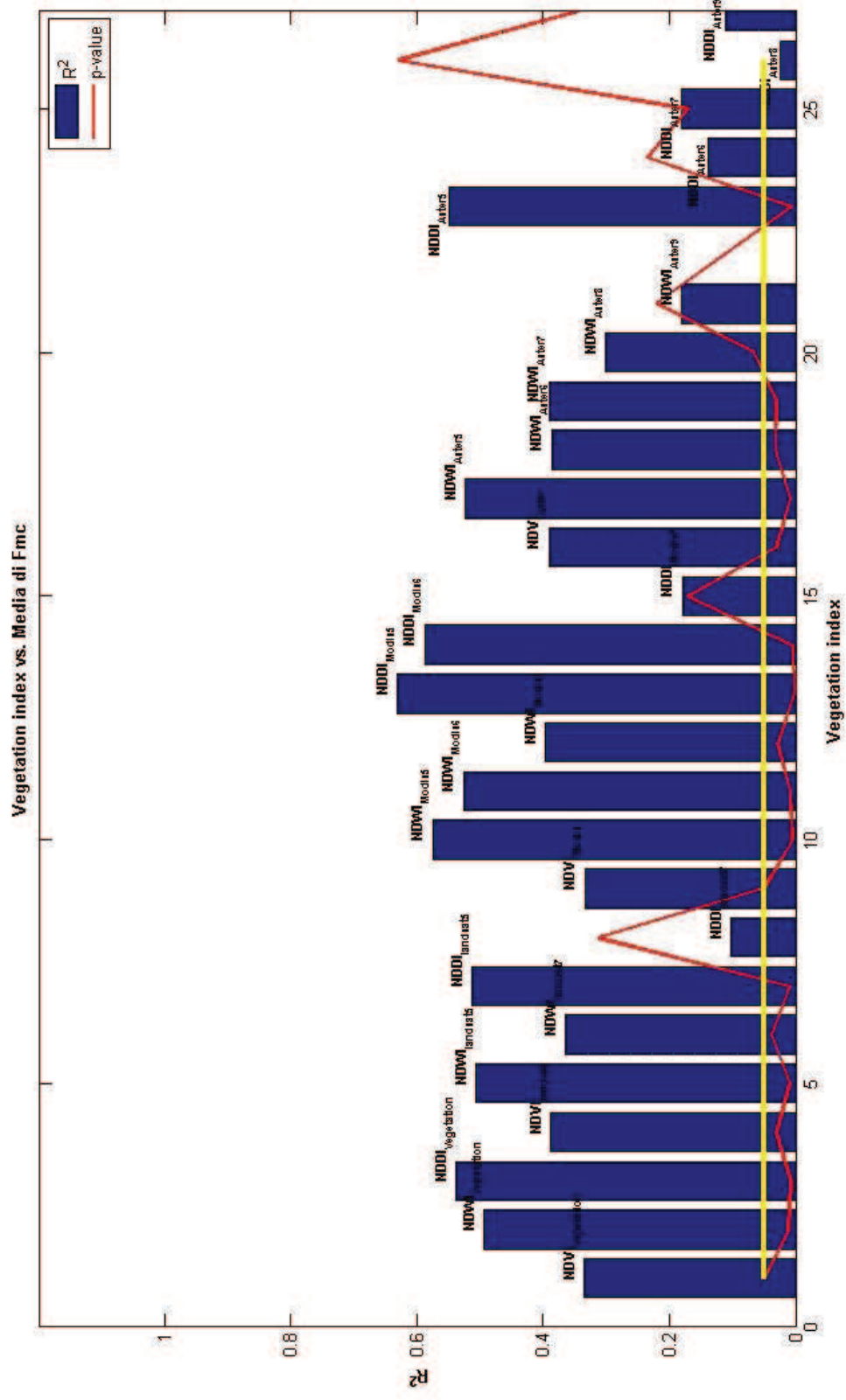


Figura C.2: distribuzione dei coefficienti di correlazione tra FMC e indici di vegetazione calcolabili con le bande acquisite dai principali sensori satellitari, misurati durante la stagione vegetativa 2010-2011 nel sito forestale di *Q. cerris* di Roccarespanmani.

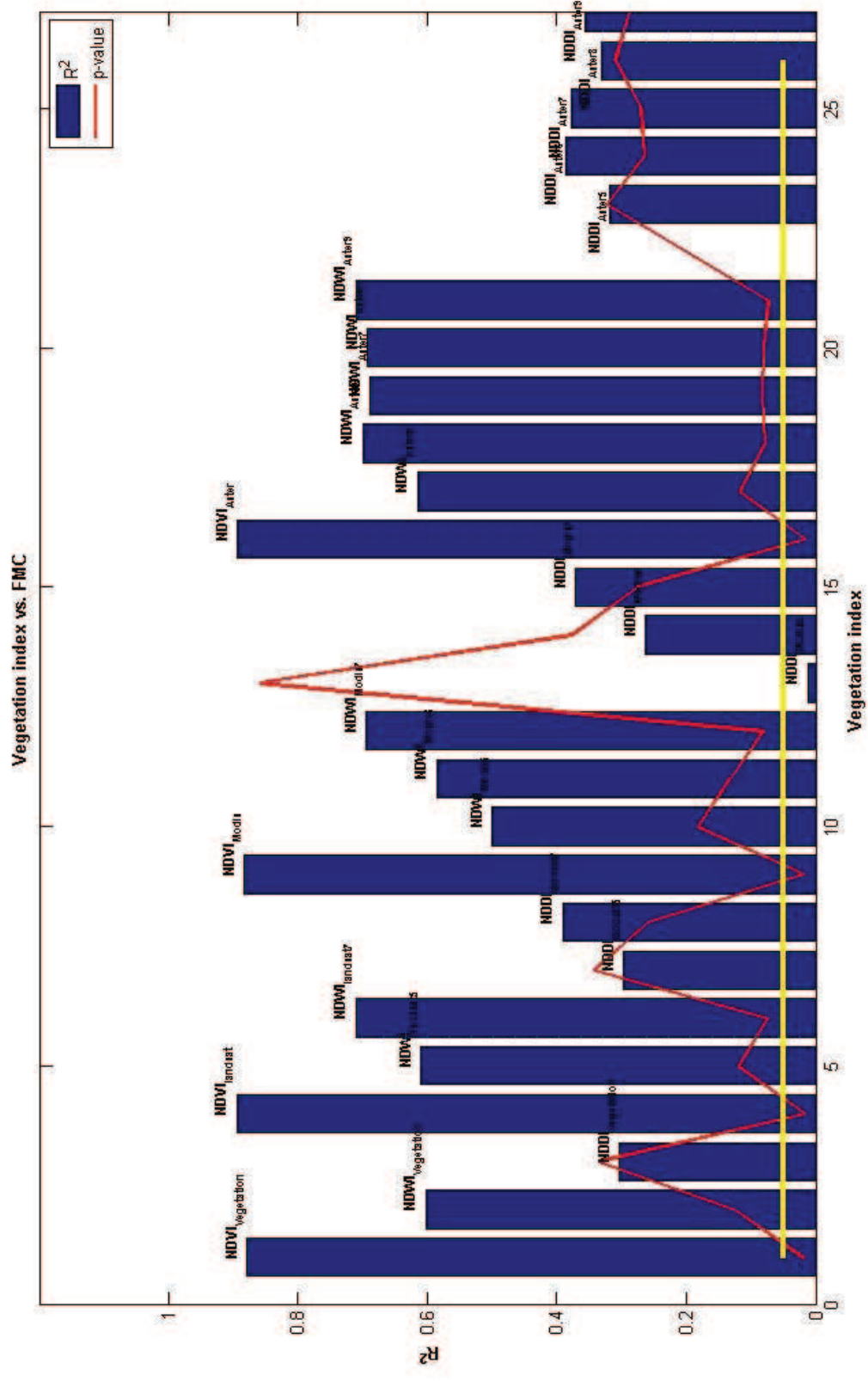


Figura C.3: distribuzione dei coefficienti di correlazione tra FMC e indici di vegetazione calcolabili con le bande acquisite dai principali sensori satellitari, misurati durante la stagione vegetativa 2010 nel sito agrario di Roccarespanpani coltivato a *Trifolium incarnatum*.

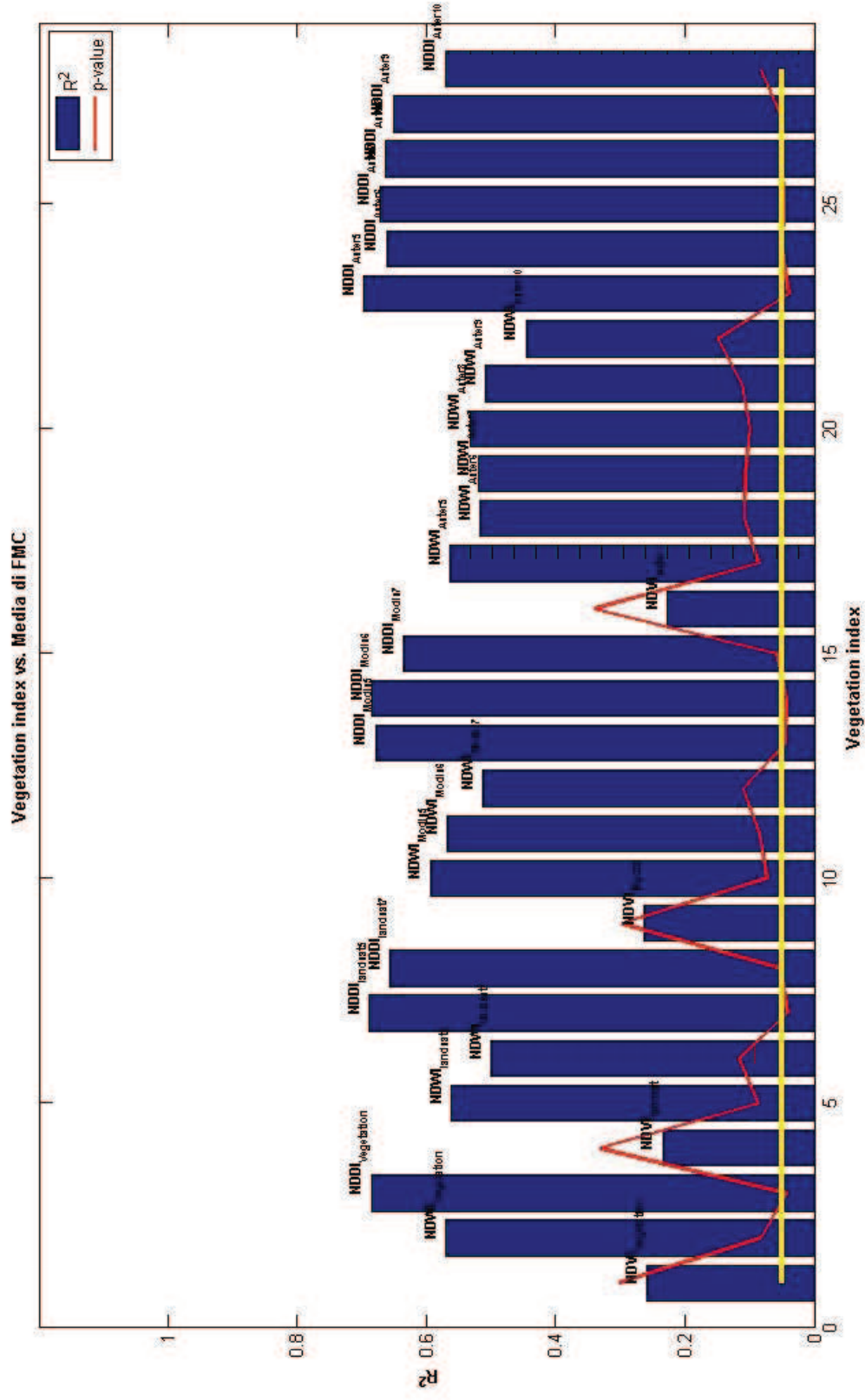


Figura C.4: distribuzione dei coefficienti di correlazione tra FMC e indici di vegetazione calcolabili con le bande acquisite dai principali sensori satellitari, misurati durante la stagione vegetativa 2011 nel sito agrario di Roccarespanpani coltivato a *Triticum vulgare*.

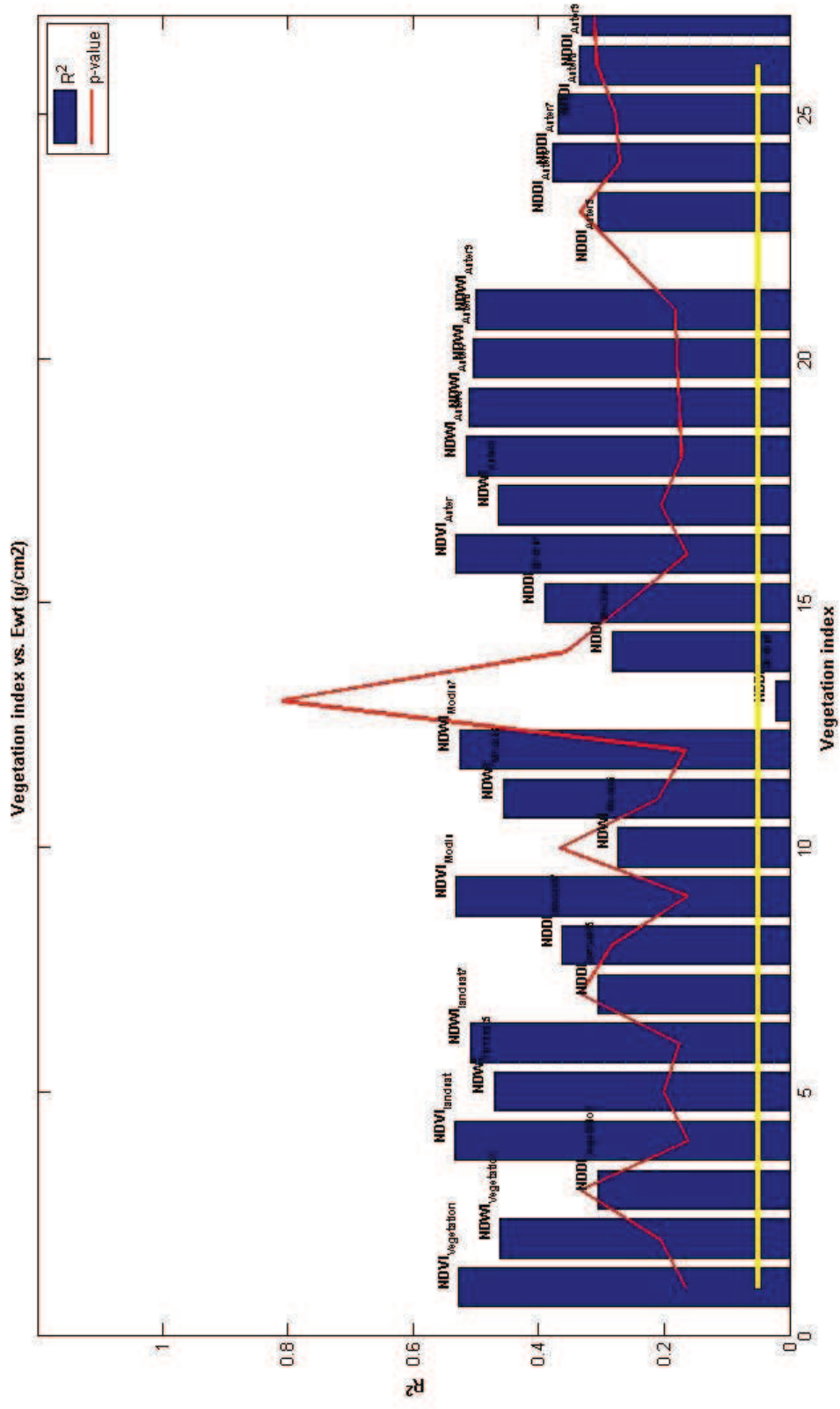


Figura c.5: distribuzione dei coefficienti di correlazione tra $\overline{EWT}_{leaf}$ e indici di vegetazione calcolabili con le bande acquisite dai principali sensori satellitari, misurati durante la stagione vegetativa 2010 nel sito agrario di Roccarespanpani coltivato a *Trifolium incarnatum*..

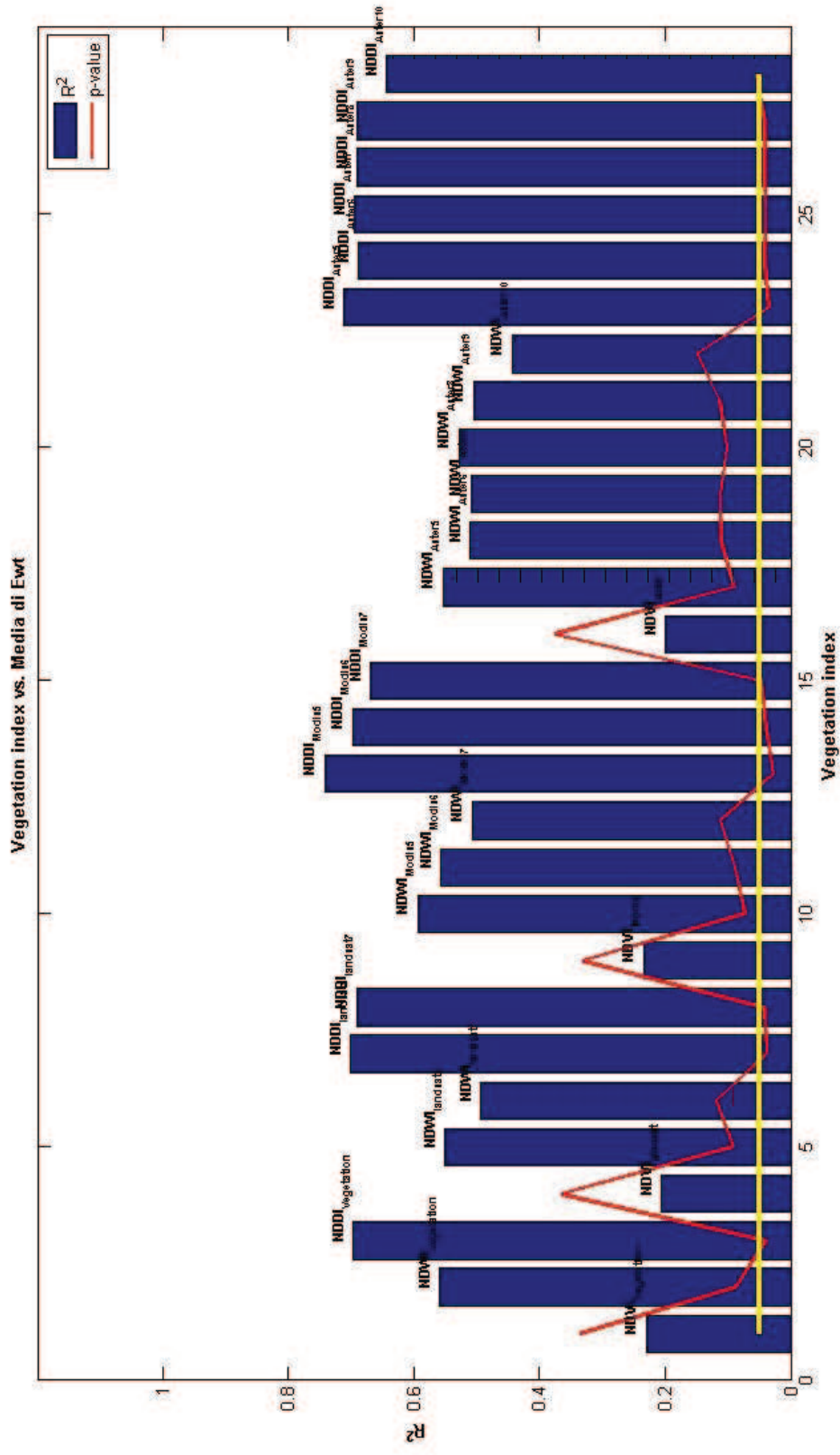


Figura c.6: distribuzione dei coefficienti di correlazione tra $\overline{EWT}_{leaf}$ e indici di vegetazione calcolabili con le bande acquisite dai principali sensori satellitari, misurati durante la stagione vegetativa 2011 nel sito agrario di Roccarespanpani coltivato a *Triticum vulgare*.

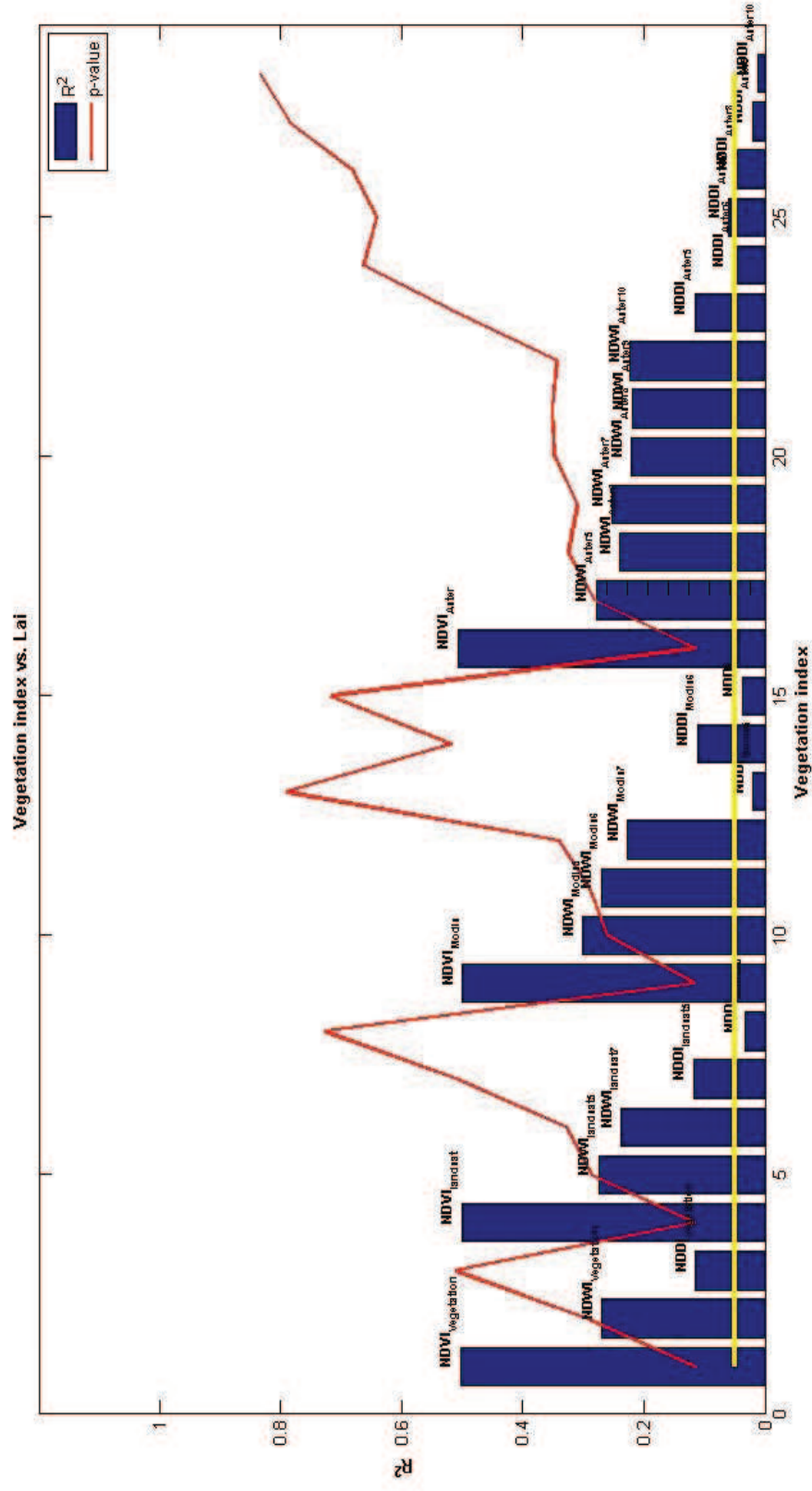


Figura C.7: distribuzione dei coefficienti di correlazione tra LAI e indici di vegetazione calcolabili con le bande acquisite dai principali sensori satellitari, misurati durante la stagione vegetativa 2011 su *Triticum vulgare*.

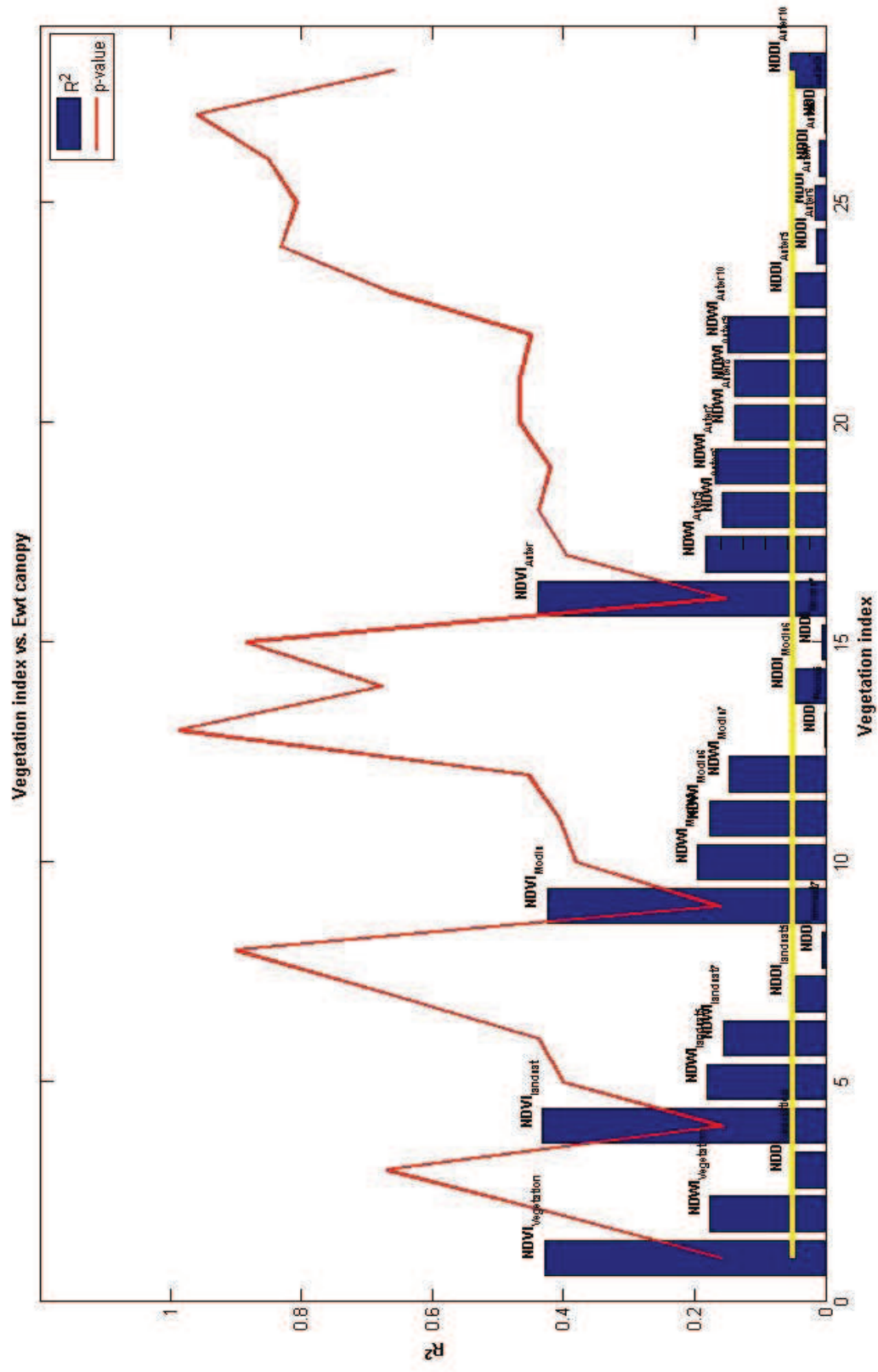


Figura c.8: distribuzione dei coefficienti di correlazione tra EWT_{canopy} e indici di vegetazione calcolabili con le bande acquisite dai principali sensori satellitari, misurati durante la stagione vegetativa 2011 nel sito forestale di *Triticum vulgare* di Roccarespampani.

Allegato D: Mappatura delle coppie di bande alternative a quelle acquisite dai principali sensori satellitari multispettrali utilizzabili per il calcolo di indici di vegetazione sensibili al tenore idrico della vegetazione.

Overlap of results, region for new NWI proposal

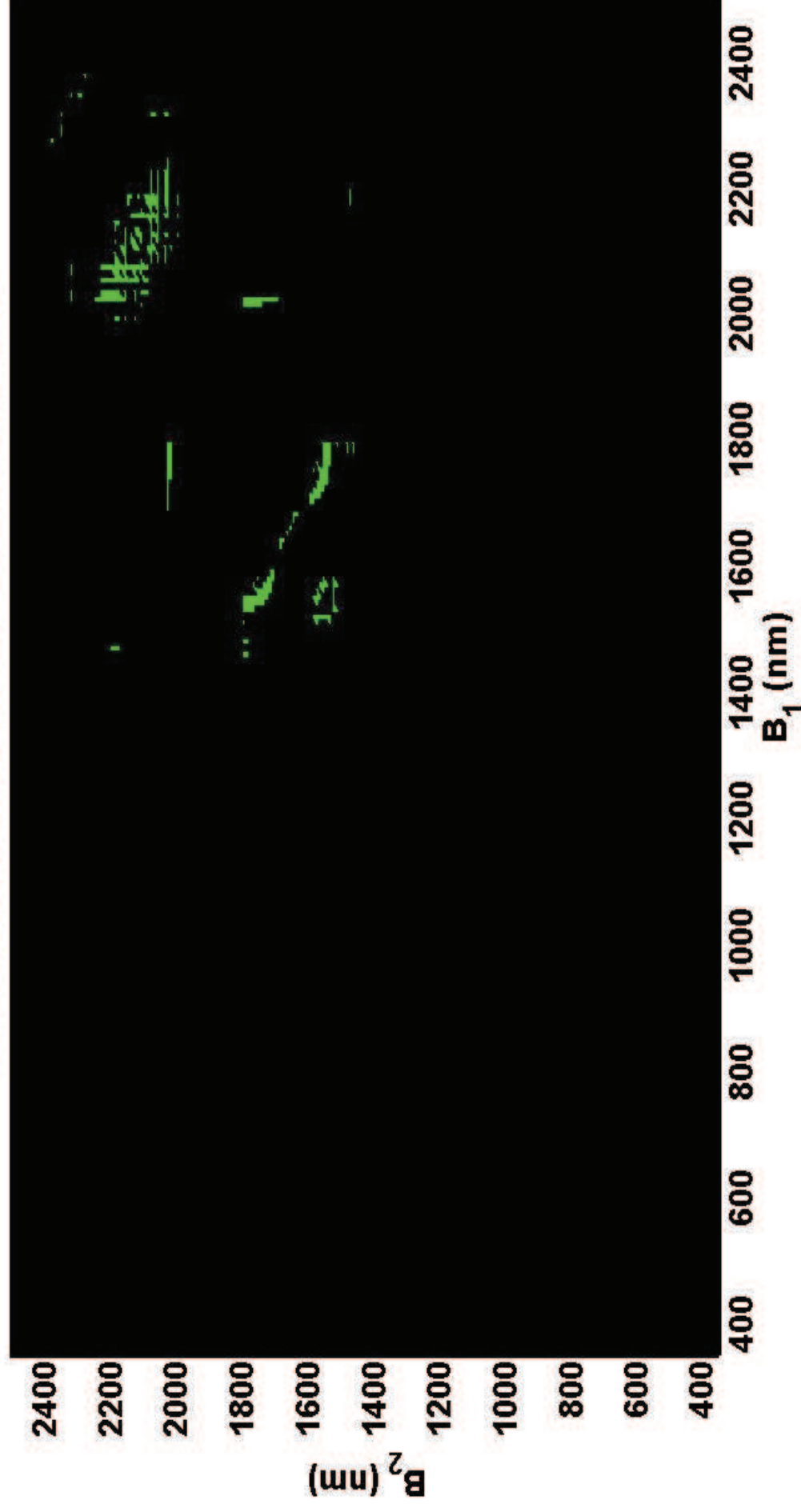


Figura 25: mappatura delle coppie di bande multispettrali (aree in verde) mediante le quali calcolare indici normalizzati risultati significativamente correlati con le variabili rappresentative del tenore idrico gravimetrico della vegetazione.