



Università degli studi di Cagliari

DOTTORATO DI RICERCA

IN INGEGNERIA CIVILE E ARCHITETTURA
Ciclo XXXI

TITOLO TESI

Potenzialità del radar nella stima dell'umidità del suolo in un bacino sperimentale in Sardegna

Settore scientifico disciplinare di afferenza
ICAR 02: Costruzioni idrauliche e marittime e idrologia

Presentata da:	Fois Laura
Coordinatore Dottorato:	Prof. Roberto Deidda
Tutor:	Prof. Nicola Montaldo

Esame finale anno accademico 2017 – 2018
Tesi discussa nella sessione d'esame Gennaio-Febbraio 2019

*Alla mia famiglia,
ad Alessio*

Ringraziamenti

Un sincero ringraziamento va anzitutto al Professor Nicola Montaldo per la disponibilità e la professionalità dimostratami durante tutta l'esperienza di dottorato e nella possibilità offertami di affrontare tematiche innovative ed affascinanti.

Ringrazio infinitamente i miei colleghi Roberto, Matteo, Alessio, Serena e Angelo indispensabili nel percorso della mia ricerca, in particolare per il loro prezioso aiuto nelle varie campagne sperimentali effettuate nel bacino del Mulargia con l'indistruttibile pandino!

Un doveroso ringraziamento va anche ad Antonio per aver più volte risolto qualche problema tecnico!

*Un grazie di cuore va soprattutto a Xenì, Michela ed Enrica, le mie compagne di viaggio...
E ad Alessio O., mio compagno di vita...*

Ringrazio in oltre la Regione Sardegna che ha contribuito alla realizzazione del lavoro di ricerca all'interno del progetto IDROSAR,, finanziato da Sardegna ricerche con L.R.7/2007.



REGIONE AUTÒNOMA DE SARDIGNA
REGIONE AUTONOMA DELLA SARDEGNA



SARDEGNA
RICERCHE

Abstract

Satellite remote sensing is currently the only means to obtain large scale and broad area spatial and temporal information for earth surface studies. In the field of hydrology, RADAR is the remote sensing system most suitable for estimating surface soil moisture, a key factor in understanding water and energy processes between soil, vegetation and atmosphere, as well as for a more meticulous management of the water resources.

Several steps forward have been accomplished, both in better comprehension of radar signal's behaviour once reaching the ground and in its relation to the quantity of water present in the soil. However, in each method proposed, a certain amount of input data that concerns the site of interest is required, a fact that hinders in some sense the great potential of remote sensing and calls for enormous time resources.

This research study consisted an attempt to avoid experimental field measurements, in particular surface roughness and geometry of the vegetation -factors taken into consideration when estimating soil moisture - by use of radar satellite images in conjunction with information extracted from optical satellite data. Furthermore, an alternative, more rapid and efficient method has been sought, for which knowledge of the soil roughness parameters would not be a requirement and in which the radar signal would be corrected from the effect of the vegetation and would be directly related to soil moisture.

The results show that, thanks to the increased temporal resolution of new remote sensing instruments and in particular of the Sentinel-1 and Sentinel-2 constellations, we can estimate the soil water content in a site characterised by typical Mediterranean vegetation. This is rendered possible by means of a simple empirical formula that takes into consideration the presence of vegetation from optical data, with precision of the results such (root mean square error –rmse- lower by 5%) that can be appreciated in territories, which, like Sardinia, are affected by long periods of drought during summer and may also exhibit very little variation of soil moisture.

Riassunto

Le osservazioni remote satellitari per lo studio della superficie terrestre sono al giorno d'oggi l'unico mezzo per ottenere informazioni a grandi risoluzioni spaziali e temporali su larga scala e in campo idrologico, il RADAR, è quello più adatto per la stima dell'umidità superficiale del suolo, variabile chiave per la comprensione dei processi idrici ed energetici tra suolo vegetazione ed atmosfera, e per una più attenta gestione della risorsa idrica.

Molti passi avanti sono stati fatti sia nella comprensione del comportamento del segnale radar una volta giunto a terra sia nella relazione che lo lega al quantitativo d'acqua presente nel suolo. Tuttavia in ciascuno dei metodi proposti viene richiesta una quantità di dati in input relativi al sito di interesse, che in un certo senso vanificano le grandi potenzialità offerte dal telerilevamento a distanza e richiedono enormi sforzi in termini di tempo.

In questa ricerca si è dunque giunti ad un tentativo per ovviare alle misurazioni sperimentali in campo, in particolare di rugosità superficiale e di geometria della vegetazione, di cui si deve tenere conto nella stima dell'umidità de suolo, attraverso l'utilizzo di immagini satellitari radar accoppiate alle informazioni ottenibili da dati satellitari ottici. In oltre si è cercato un metodo alternativo e più speditivo nel quale non fosse necessaria la conoscenza della rugosità superficiale e in cui il segnale radar fosse corretto dall'influenza della vegetazione e direttamente relazionato all'umidità del suolo.

I risultati mostrano che grazie all'elevata risoluzione temporale dei nuovi sensori remoti, in particolare della costellazione Sentinel 1 e 2, è possibile stimare l'umidità del suolo in un sito caratterizzato da vegetazione tipica mediterranea, attraverso una semplice relazione empirica che tenga conto solo della presenza di vegetazione attraverso un dato ottico, e con precisioni tali (root mean square error, rmse inferiori al 5%) da apprezzare in un territorio come quello sardo interessato da lunghi periodi di siccità del periodo estivo, anche la più piccola variazione di umidità nel suolo.

Indice

1	<i>Introduction (Abstract)</i>	1
	Introduzione	5
2	<i>Methods (Abstract)</i>	13
	Metodi	15
2.1	Sensori remoti e dati satellitari.....	15
2.1.1	Sensori Radar (SAR)	15
2.1.1.1	ASAR (EnviSAT)	19
2.1.1.2	SAR (Sentinel-1)	20
2.1.1.3	Elaborazione dei dati radar	21
2.1.2	Sensori Radiometrici.....	22
2.1.2.1	QuickBird, Aster e Modis	22
2.1.2.2	Sentinel 2	24
2.1.2.3	Elaborazione dei dati radiometrici	25
2.2	Algoritmi di stima delle variabili del suolo	26
2.2.1	Modelli di interpretazione del segnale radar	26
2.2.1.1	Modello fisico di Fung <i>et al.</i> , 1992	26
2.2.1.2	Modello di Oh <i>et al.</i> , 1992	27
2.2.1.3	Modello di Dubois <i>et al.</i> , 1995	28
2.2.1.4	Modello di Baghdadi <i>et al.</i> , 2016	29
2.2.2	Modello di interpretazione del segnale ottico	29
2.3	Modello ecoidrologico LSM-VDM	30

3	<i>Case study: the Mulargia basin</i>	35
	Caso di studio: il Bacino del Mulargia	37
3.1	Sito sperimentale	37
3.2	Campi sperimentali	38
3.3	Campagne di misura a terra (2003-2004)	47
3.4	Campagne di misura a terra (2017-2018)	48
4	Risultati	55
	<i>Results: ASAR (2003-2004)</i>	55
4.1	ASAR (2003-2004)	57
	<i>Results: Sentinel-1 (2017-2018)</i>	67
4.2	Sentinel-1 (2017-2018)	71
4.2.1	Modello 1: Relazione Empirica $\sigma_0 - \theta$ “corretta”	71
4.2.2	Modello 2: Change Detection <i>di Urban et al., 2018</i>	87
4.2.3	Modello 3: Doppia inversione dei modelli di Fung, Oh, Dubois e Baghdadi.....	98
4.3	Riassunto dei risultati.....	126
5	<i>Conclusions</i>	133
	Conclusioni	135
6	Bibliografia	137
	Appendice 1	143
	Appendice 2	149

Capitolo 1

Introduction (Abstract)

The overall topic of this research thesis regards the use of remote sensing observations for the estimate of the input variables in ecohydrological models, with particular focus on the typical Mediterranean ecosystem.

The principal object of interest is the moisture (Soil Moisture Content, SMC or SM) contained in the superficial layer of the soil, extremely important in understanding the soil water balance processes and in crop regulation (Montaldo and Albertson 2003; Verhoest *et al.*, 2008), as it defines the rainfall distribution in superficial outflow and infiltration, as well as in the phenomenon of evaporation (Quesney *et al.*, 2000). Furthermore, it has an influence on the atmospheric processes of energy balance, as it partitions solar radiation into latent heat and sensible heat, boundary conditions for the formation of clouds (Montaldo *et al.*, 2005).

The methods for soil water content measurement applied in field are essentially of two types: direct and indirect ones. The direct method, namely the gravimetric method, requires sampling of soil, subsequently analysing the sample in the laboratory, and finally estimating the water content by means of weight difference of the sample in wet and dry conditions. The gravimetric method is the one that gives the most reliable measurements; however, it is a disruptive method that cannot be repeated a second time for the same field point, while it is also very laborious and uneconomical.

The indirect methods were developed to avoid problems related to direct methods, but in fact none of them actually measures the soil moisture, but quantity related to it (Evet S, 2008). Examples of indirect methods are the *Neutron Moisture Meters* (NMM), which relates the number of electrons sent by a radioactive source and slowed by hydrogen molecules, mainly contained in water, to the amount of water in the soil; the *Thermal Sensors*, which link the increase or the decay of the temperature in the ground to the water content; the *Time Domain Reflectometer* (TDR), which relates the time taken by an impulse sent to the electrical permittivity of the ground, susceptible to the presence of water. A variant of the last method is the *Frequency Domain Reflectometer* (FDR) which analyzes the frequency at which an electronic pulse is reflected in the terminal part of the conductive elements fixed in the ground, and is the working principle of the Theta Probe used in this research thesis.

The experimental campaigns remain today the only method to calibrate and validate remote sensing data, but their limitation is that they are costly practices both in terms of time and from the spatial point of view since the measured data is punctual. For this reason it is now 30 years that research investigates the potential of observations coming from satellites as an alternative method to know the soil water conditions.

Thanks to the studies conducted by Professor Ulaby F. T. on the behavior of the electromagnetic microwave signal in presence of wet soils (Ulaby, F. T., 1987), the microwave radiometers, become Synthetic Aperture Radar antennas (SAR) on board of space platforms, are today the main instruments to estimate the humidity of soil from a distance. Their use for hydrological applications is preferred compared to other because the electromagnetic energy emitted and received in the microwave bands is extremely sensible to the soil dielectric constant and consequently to soil moisture (Topp *et al.*, 1980), as it is around 80 in water and around 2 or 3 in dry soil. Moreover the signal to these frequencies is not affected by cloud cover and sunlight making the data available at any time of day and atmospheric conditions. Nevertheless the relation between radar signal and Earth's surface is still highly complex and the factors that most disturbs the backscattered signal (namely *backscattering coefficient* σ^0) are the soil roughness surface and the vegetation cover (Ulaby *et al.*, 1986; Ulaby *et al.*, 1978; Ulaby *et al.*, 1979).

The algorithms defined to interpret the radar signal are essentially summarized in three groups: theoretical or physically based, semi empirical and empirical. The theoretical models simulate the backscattering coefficient of soil taking into account all the interactions between incident microwave radiation and reflective random surface, that is the soil. One of the most known and used physically based algorithm is the Integral Equation Model (IEM) developed by Fung *et al.*, (1992), which estimates the backscattering coefficient in a bare soil, known the characteristics of the radar sensor (wavelength λ , frequency and polarization), of the soil surface of the site of interest (dielectric constant ϵ , electromagnetic permeability μ and two surface roughness parameters σ , standard deviation of the surface heights and CL, correlation length) and the local incident angle θ between the radar signal beam and the zenith of the point on the ground. The semi empirical models arise from a physical considerations and then use a set of experimental or simulated data to define some relations between investigated surface and amount of power reflected by it. Among these models the most used ones are those of Oh *et al.*, (1992) and Dubois *et al.*, (1995). In both models the input parameters are, in addition to the radar parameters, the soil dielectric constant, and only one roughness parameter, σ , since the correlation length is a statistical quantity derived from the σ variable. The empirical models define a simple relation between the backscattering coefficient and the soil moisture content based on experimental data but show limited validity to the site where calibrations are performed.

However, these models are defined to replicate the radar backscattering sensor and for this the input data were those measured experimentally or arbitrarily defined, such as roughness surface, soil moisture and the geometry of vegetation also. The inversion of the models is the real use in the hydrological field where the soil water content is the main variable of interest and the roughness parameters are necessarily measured on the ground (Bindlish and Barros 2000 e Alvarez-Mozos *et al.*, 2005, Holahet *et al.*, 2005).

But the micro-reliefs of the soil that define the two roughness parameters are difficult to estimate because they are influenced by human agricultural activities, spatial and temporal variability and atmospheric conditions. Much research have been done on smoothing of soil surface caused by precipitations, mainly by soil erosion scientists willing to characterize the detachment and transport of particles owing by rain and outflow (Zobeck and Onstad, 1987). Another factor that determinates the estimation of soil roughness parameters is the type of instrument used to take measurements and the length and sampling interval chosen (Oh and Kay 1998). Given the high variability of the micro soil roughness trend, it is finally questioned whether what is measured on the ground is physically the same quantity seen by the radar (Rahman *et al.*, 2008).

Introduzione

Pierre *et al.*, (2012), in estimating the temporal variation of roughness parameters, has used an empirical parametrization which took into account the vegetation as the coverage of the ground, based on Marticorena *et al.*, (1997) observations, who states that the roughness of a surface where there are bushes and pebbles is represented by the geometry of these obstacles.

On the basis of these last considerations in the context of this research thesis, it was assumed that the roughness seen by the radar was comprehensive of both the soil surface geometry and the vegetation, principally herbaceous vegetation, that cover the natural soils all year round. For its estimation, empirical relationships were defined between the roughness parameters estimated by the radar and a vegetation index defined through the use of the optical satellite sensor, with which it was possible to correct the surface geometrical parameters making them usable in any natural site characterized by spontaneous vegetation. In addition three soil moisture estimation methodologies have been proposed in which: in the first, the estimate of soil roughness parameters is bypassed assuming an empirical relationship between the correct radar signal from the noise created by the vegetation and the soil moisture measurements; the second exploits the large amount of data available with Sentinel 1 and tries a Change Detection approach; the third one provides the use of the modeling to support the interpretation of the radar signal, in which the roughness is the correct one through the vegetation index.

L'argomento generale di questa tesi di ricerca riguarda l'utilizzo delle osservazioni di sensori remoti per la stima delle variabili input nella modellistica ecoidrologica facendo particolare attenzione al tipico ecosistema mediterraneo.

Il telerilevamento è oggi la tecnica di monitoraggio tra le più adatte per lo studio della terra ed è esteso a qualsiasi ambito di ricerca (Lechi *et al.*, 2006, Flaccovio, 2011). A seconda delle frequenze elettromagnetiche con cui si lavora possono ricavarsi informazioni diverse (D'Urso *et al.*, 1995; Mattia *et al.*, 1997; Dessena, 2003; Cenci *et al.*, 2017), a differenti livelli di dettaglio e a diversi gradi di penetrazione nel suolo (Ulaby *et al.*, 1996). Esistono principalmente due tipi di sensori: quelli passivi rilevano semplicemente ciò che viene riflesso dalla terra, i sensori attivi inviano un segnale a terra e misurano il segnale di ritorno, noto sotto il nome di coefficiente di backscattering. Il lavoro di questa tesi prevede l'utilizzo di entrambi, in particolare di sensori passivi radiometrici, per la misurazione della riflessione della luce solare da parte della terra, e di sensori attivi SAR (Synthetic Aperture Radar) per la lettura della differenza tra segnale inviato a terra e la quota parte riflessa dal suolo. Gli strumenti sono entrambi montati su piattaforme satellitari e operano nel campo del visibile, i sensori ottici, nelle bande delle microonde, i SAR. A queste frequenze infatti siamo in grado di studiare da un lato lo stato di salute della vegetazione (Gomasca, 1997), la temperatura del suolo (Ellingson, 1995; Wan *et al.*, 1996) e di riconoscere le strutture naturali o antropiche a terra (Clark *et al.*, 2001), dall'altro riusciamo a conoscere il contenuto idrico del suolo nel suo strato più superficiale (Fung *et al.*, 1992; Dubois and Engman, 1995; Mancini *et al.*, 1999; Quesney *et al.*, 2000; Glenn and Carr, 2004; Zribi *et al.*, 2007; Dong, 2011; Fillion *et al.*, 2016). Sono infatti di nostro interesse i primi centimetri del suolo, sede dei principali processi di scambio idrico ed energetico tra le variabili suolo, vegetazione ed atmosfera, alla base della modellistica eco idrologica (Chow *et al.*, 1988; Montaldo and Albertson, 2001; Paloscia *et al.*, 2008).

I sensori radar per applicazioni idrologiche vengono studiati da decenni e diversi sono gli approcci con cui il segnale viene decifrato e convertito in parametro fisico del suolo. Tuttavia un fattore comune nella maggior parte degli studi è che il sito di indagine spesso è un campo agricolo (Dubois and Engman, 1995; Quesney *et al.*, 2000; Álvarez-Mozos *et al.*, 2005; Baghdadi *et al.*, 2008; Baghdadi *et al.*, 2012; Gorraeb *et al.*, 2017), quindi un suolo nudo nella fase di preparazione della terra e coperto della vegetazione durante la crescita della coltura, oppure una foresta (Pulliainen, *et al.*, 1999; Pulliainen *et al.*, 2004; Yu and Zhao, 2011), nel quale la vegetazione è rappresentata da un layer omogeneo. In questo caso il bacino in esame alterna zone agricole, aree a macchia mediterranea sparsa, zone boschive e vaste aree di suolo naturale adibite a pascolo. L'analisi di questa ricerca si è concentrata sulla stima dell'umidità del suolo da radar in terreni naturali caratterizzati da vegetazione spontanea. In particolare si presentano i risultati preliminari di un più ampio progetto che mira alla definizione di mappe spazialmente distribuite e all'assimilazione delle stesse all'interno della modellistica ecoidrologica, e alla definizione di un modello operativo gestionale.

Oggetto di principale interesse è l'umidità del suolo (*Soil Moisture Content*, SMC o SM) e in particolare quella contenuta nella parte più superficiale del suolo la quale, nonostante possa sembrare una parte irrilevante se comparata alla riserva che può offrire un corpo idrico, è estremamente importante nella comprensione dei processi di bilancio idrico del suolo e nella regolamentazione delle colture (Montaldo and Albertson 2003; Verhoest *et al.*, 2008). Infatti è nei primi centimetri di suolo che la condizione di umidità regola la ripartizione delle piogge in deflusso superficiale e infiltrazione nonché nel fenomeno dell'evaporazione (Quesney *et al.*, 2000) ed influisce nei processi di bilancio energetico atmosferici in quanto scandisce la radiazione solare in calore latente e calore sensibile, condizioni al contorno per la formazione dei corpi nuvolosi (Montaldo *et al.*, 2005). Una corretta stima migliora la precisione dei modelli con cui si prevede un evento di piena, in quanto noto lo stato di umidità del suolo siamo in grado di sapere se lo stesso può ancora imbibirsi o viceversa l'acqua scorrerà su di esso.

I metodi di misura del contenuto idrico del suolo effettuati in campo sono essenzialmente di due tipi: diretto e indiretto. Il metodo diretto, noto come metodo gravimetrico, prevede il prelievo di un campione di terra, successivamente analizzato in laboratorio, e stima il contenuto idrico per differenza di peso tra le condizioni umide e quelle asciutte del campione. Il gravimetrico è il metodo di misura più affidabile, ma di contro è un metodo distruttivo, perché il prelievo del campione altera le condizioni naturali del terreno e per questo non è ripetibile due volte in uno stesso punto, ed è in oltre molto laborioso, perché richiede molto tempo e per questo è anche antieconomico. I metodi indiretti sono stati sviluppati per ovviare ai problemi legati al metodo diretto, ma sfortunatamente nessuno di essi misura l'umidità del suolo, ma grandezze ad essa legate (Evelt S, 2008), e per questo necessitano di calibrazioni. Esempi di metodi di misura indiretta sono: i *Neutron Moisture Meters* (NMM), ovvero un sistema in cui una sorgente radioattiva posta sulla superficie del terreno, emette neutroni veloci i quali perdono energia nel collidere con atomi di idrogeno che nel suolo sono contenuti principalmente nell'acqua, per cui il numero di elettroni lenti viene relazionato al quantitativo idrico contenuto nel suolo; *Thermal Sensors*, i quali sfruttano l'alta conduttività di calore dell'acqua rispetto a quella del suolo e quindi, generando una sorgente di calore nel suolo e misurandone contemporaneamente la temperatura, legano l'aumento o il decadimento della temperatura al contenuto idrico; o ancora il *Time Domain Reflectometer* (TDR), che invia un impulso elettromagnetico all'interno del suolo attraverso una guida con due aste metalliche infisse in esso e relaziona il tempo impiegato dall'impulso per viaggiare lungo le aste alla permittività elettrica del terreno, suscettibile della presenza di acqua. In quest'ultimo caso lo strumento restituisce delle curve d'onda e il tempo considerato è quello relativo alla parte dell'impulso con frequenza maggiore. Una variante di questo metodo è il *Frequency Domain Reflectometer* (FDR) che anziché analizzare la forma d'onda analizza la frequenza alla quale un impulso elettronico viene riflesso nella parte terminale degli elementi conduttori infissi nel terreno. Il principio di funzionamento della sonda Theta Probe utilizzata in questa tesi di ricerca è simile a quello FDR, ma in output fornisce direttamente valori di umidità del suolo, ricavati da valori di permittività elettrica realmente misurati.

Le campagne sperimentali restano oggi l'unico metodo per calibrare e validare i dati provenienti dai sensori remoti, il loro limite è quello di essere pratiche dispendiose sia in termini di tempo sia dal punto di vista spaziale poiché il dato misurato è puntuale. Per questa ragione sono ormai 30 anni che la ricerca indaga sulle potenzialità delle osservazioni da sensori remoti satellitari come metodo alternativo per conoscere le condizioni idriche del suolo.

Grazie agli studi del Professor Ulaby F. T. sul comportamento del segnale elettromagnetico nel campo delle microonde in presenza di suoli umidi (Ulaby, F. T., 1987), i radiometri a microonde sono

Introduzione

diventati lo strumento principale per la stima dell'umidità del suolo a distanza. Inizialmente venivano usati in laboratorio o a bordo di aeroplani, oggi sono antenne montate a bordo di piattaforme satellitari.

Le antenne, e precisamente le antenne ad apertura sintetica (SAR), sono sensori radar attivi i quali inviano un segnale elettromagnetico al suolo e ricavano informazioni su di esso misurando la quota parte di energia che viene riflessa, coefficiente di *backscattering* (σ^0). L'utilizzo del SAR, rispetto ad altri sensori in campo idrologico è dovuto al fatto che l'energia emessa e ricevuta è nel campo delle microonde le quali sono molto sensibili alla costante dielettrica del suolo e quindi al contenuto idrico del suolo (Topp *et al.*, 1980), variando da circa 80 nel caso dell'acqua e di 2 o 3 nel caso di suolo secco. In oltre, rispetto ad altri sensori come ad esempio quelli ottici, hanno il grande vantaggio di essere indipendenti dall'illuminazione solare e quasi completamente dalle condizioni atmosferiche. Altra peculiarità del radar è che a seconda della frequenza con cui viene modulato il segnale è possibile ricavare informazioni a diversi livelli di profondità nel suolo, pari alla dimensione della lunghezza d'onda (λ). Baghdadi *et al.* (2012) ad esempio ha testato un radar in banda X, con λ pari a 3 cm, per ricavare informazioni sul contenuto idrico in un campo agricolo, concludendo che a tali frequenze il segnale non riesce a penetrare lo spessore di vegetazione a causa della permittività dielettrica della biomassa vegetativa ed indicando per tali scopi l'utilizzo di frequenze maggiori (bande C ed L).

Tuttavia nel campo delle microonde la relazione tra onde elettromagnetiche (EM) e superficie terrestre è molto complessa. I fattori che maggiormente disturbano il segnale retro diffuso sono la rugosità superficiale e la vegetazione (Ulaby *et al.*, 1986; Ulaby *et al.*, 1978; Ulaby *et al.*, 1979). La rugosità superficiale del suolo (o *roughness*) viene in genere definita attraverso due parametri: la *standard deviation* delle altezze dei microrilievi della superficie (σ) misurata su un transetto e la lunghezza di correlazione CL (o *Correlation Length*), un indice di quanto la σ si ripeta uguale a se stessa nello spazio. La vegetazione è invece uno strato di biomassa verde più o meno omogeneo che ricopre la superficie del suolo in maniera differente a seconda del tipo di terreno e dell'uso del suolo. La loro quantificazione è fondamentale se si utilizzano i modelli interpretativi del segnale radar presenti in letteratura e viene generalmente affrontata separatamente.

La modellistica sviluppata negli ultimi trent'anni può essere riassunta in tre gruppi, modelli teorici o fisici, modelli semi-empirici e modelli empirici, la maggior parte sviluppata per un suolo privo di copertura vegetale e in cui la rugosità fosse l'unico fattore di disturbo.

I modelli fisicamente basati simulano il coefficiente di *backscattering* del suolo tenendo in conto tutte le interazioni tra la radiazione a microonde incidente e quanto superficie casuale riflettente, il suolo. La base fisica di questi modelli permette di stimare con una certa accuratezza la SMC e i parametri di rugosità su qualsiasi tipo di suolo privo di vegetazione, ma sono complessi nella forma e indeterminati perché presentano più incognite contemporaneamente. Uno degli algoritmi fisicamente basati più noti e utilizzati è l'*Integral Equation Model* di Fung (IEM) (Fung *et al.*, 1992). L'IEM stima il coefficiente σ^0 in un suolo nudo, note le caratteristiche del radar (lunghezza d'onda e polarizzazione), della superficie investigata (costante dielettrica e rugosità superficiale rappresentata dai due parametri σ e CL) e dell'angolo di incidenza locale (θ) del segnale rispetto al punto in esame.

I modelli semi empirici nascono da un background fisico e usano successivamente un set di dati simulati o sperimentali per definire relazioni abbastanza semplici tra le proprietà delle superfici investigate e il quantitativo di potenza riflesso. Hanno il vantaggio di non dipendere dal sito in esame e sono applicabili anche in situazioni dove la rugosità superficiale è poco o per nulla nota (Baghdadi *et*

al., 2008). Tra questi i modelli semi empirici maggiormente usati sono i modelli di Oh (Oh *et al.*, 1992) e Dubois (Dubois *et al.*, 1995). Il modello di Oh lega il rapporto tra due polarizzazioni diverse alla SMC e alla rugosità del suolo, mentre quello di Dubois utilizza una singola polarizzazione per volta e inserisce l'influenza dell'angolo di incidenza del radar. In entrambi i dati input nel modello sono, oltre i parametri fisici del radar, la costante dielettrica del suolo, ϵ , e la rugosità superficiale rappresentata da un unico parametro, σ .

I modelli empirici definiscono una relazione lineare tra il coefficiente di backscattering e l'umidità del suolo sulla base di risultati sperimentali e mostrano validità solo per quel dato sito in cui viene effettuata la calibrazione (Gupta and Jangid 2011) Sebbene l'uso sia semplice e lineare, l'utilizzo di questi modelli per stimare la SMC richiede una grande quantità di dati buoni misurati a terra e in oltre non avendo basi fisiche risultano problemi indeterminati.

Congiuntamente agli algoritmi di interpretazione del segnale radar, uno dei modelli più utilizzati e rielaborati per la presa in considerazione della vegetazione è il *Water Cloud Model* di Attema and Ulaby (1978) che considera l'intermissione vegetale attraverso delle sfere il cui contenuto idrico è pari a quello contenuto nelle piante o nelle specie arboree che ricoprono la superficie del suolo. Anche in questo modello si è cercata una relazione empirica tra segnale radar e caratteristiche della vegetazione definita dal contenuto idrico e dalla geometria delle piante. Ad esempio Quesney *et al.*(2000), Bindlish and Barros (2001) e Alvarez-Mozos *et al.* (2005) hanno misurato in campo la biomassa e la geometria delle foglie e degli steli per determinare orientazione e dimensione della copertura vegetale.

Tuttavia, i modelli suddetti, sono stati definiti con lo scopo di replicare il segnale retrodiffuso visto dal sensore radar e per questo avevano come dati in ingresso valori di rugosità superficiale, di contenuto idrico e di geometria della vegetazione in alcuni casi, e di umidità del suolo noti o definiti entro dei range di variazione. L'inversione di tali modelli è il reale utilizzo in campo idrologico in cui l'umidità del suolo diviene la variabili di interesse e la rugosità del suolo e i parametri vegetativi sono misurati sperimentalmente, o nel caso della rugosità superficiale è lasciata costante o ancora definita arbitrariamente in base al sito in esame. Ad esempio Holah *et al.* (2005) intraprendono una serie di misure di umidità del suolo, col metodo gravimetrico, e di rugosità del suolo, attraverso il *pin-profiler* (di lunghezza di 2 metri e campionato con un intervallo di un centimetro) le quali vengono relazionate al segnale radar proveniente dal sensore ASAR per studiare il comportamento del segnale nelle diverse polarizzazioni rispetto a diverse configurazioni a terra in un suolo nudo. Oh *et al.* (1992) e Dubois *et al.* (1992), per la definizione delle relazioni semi-empiriche, hanno investigato il terreno con misure del contenuto idrico del suolo utilizzando il metodo TDR e con un *laser profilemeter*, con un accuratezza del millimetro, per ottenere la rugosità superficiale su quattro tipologie di suolo nudo. E in molti casi viene utilizzato l'IEM, il quale permette un range di applicabilità maggiore rispetto ad altri modelli (Lievens *et al.*, 2009), o una sua versione modificata, per la stima della Soil Moisture a partire da dati di rugosità misurati al suolo (Shi *et al.*, 1997; Mattia *et al.*, 1997; Bindlish and Barros 2000; Zibri and Dechambre 2002; Alvarez-Mozos *et al.*, 2009) o associati in base alle regolari lavorazioni della terra, come suggerito da Álvarez-Mozos *et al.* (2005) e Holah *et al.* (2005) che misurano i parametri di rugosità in un campo agricolo spagnolo e definiscono dei valori di σ che rimangono costanti ad intervalli temporali regolari coincidenti con le fasi agricole. In particolare viene dedotto che valori bassi di σ si ritrovano nei campi seminati e valori alti nei campi arati, mentre nei periodi di inattività del suolo, da circa novembre fino a marzo nei suoli agricoli spagnoli, la sigma può considerarsi costante.

Introduzione

Altre modalità per la stima dei parametri vengono individuate attraverso l'uso di indici statistici disponibili in letteratura come il *Random Roughness*, RR, utilizzato da Thomsen *et al.* (2015) trovato variando la roughness sulla base del tipo di uso del suolo, l'orientamento della lavorazione della terra e il periodo di aratura, oppure da relazioni empiriche tra dati misurati al suolo e indici derivati dalla combinazione delle bande radar, come fanno ad esempio Marzahn *et al.* (2007) i quali utilizzano una tecnica fotogrammetrica per misurare la micro rugosità che poi relazionano linearmente con l'indice R_e , *Roughness Estimator*, o ancora Njoku and Chan (2006) in cui la roughness è modellata utilizzando la formulazione h-Q di Wang and Choudhury (1995), che lega la riflettività della roughness a quella di una superficie liscia equivalente.

Ad ogni modo i microrilievi del suolo sono influenzati, oltre che dalla classe di coltivazione, anche da un'elevata variabilità spaziale e temporale. Infatti, sottolinea Álvarez-Mozos *et al.* (2005), nei periodi autunnali e invernali, forti tempeste possono causare un livellamento della superficie del suolo, con conseguenti variazioni nelle condizioni di rugosità superficiale. Molte ricerche sono state condotte sullo smussamento della superficie del suolo causato dalle precipitazioni, principalmente da scienziati dell'erosione del suolo disposti a caratterizzare il distacco e il trasporto delle particelle del suolo da pioggia e deflusso (Zobeck and Onstad, 1987).

Viene in oltre messa in discussione l'attendibilità delle misure sperimentali di rugosità. Ad esempio Oh and Kay (1998) si domandarono quanto dovessero essere lunghi i profili e con quale intervallo di discretizzazione dovesse essere campionata la σ per quantificare sperimentalmente la rugosità delle superfici naturali, e conclusero che a seconda della combinazione scelta si ottenevano valori di rugosità differenti che inducevano altrettanti errori nella stima dell'umidità del suolo attraverso l'uso dei modelli.

Data l'alta variabilità dell'andamento delle micro rugosità per tipo di suolo, nello spazio e nel tempo nonché la sensibilità della scala di misurazione utilizzata su campo per la definizione della stessa, viene messo in dubbio che quanto venga misurato a terra sia fisicamente la stessa grandezza vista dal radar. In effetti Rahman *et al.* (2008) afferma che le misurazioni fatte a terra non sono le rugosità viste dal radar perché il radar sonda i primi centimetri di suolo e una volta arrivato al suolo la radiazione sperimenta riflessioni dovute alla rugosità superficiale, ma anche sub superficiale. Per questo motivo sarebbe un grande beneficio trovare un metodo di stima che avvenga anch'esso da satellite. Il metodo da loro utilizzato è quello di una versione approssimata dell'IEM con l'uso di immagini ASAR a diversi angoli di incidenza.

Infine Pierre *et al.* (2012) utilizzano una parametrizzazione empirica per stimare la rugosità superficiale e le sue variazioni temporali tenendo in conto la vegetazione in termini di copertura del suolo e delle altezze, basandosi sulle considerazioni di Marticorena *et al.* (1997), la quale afferma che la roughness in una superficie in cui sono presenti cespugli e ciottoli è rappresentata dalla geometria degli ostacoli.

Sulla base di queste ultime considerazioni nell'ambito di questa ricerca è stato supposto che la rugosità vista dal radar fosse comprensiva sia della geometria superficiale suolo, sia dello strato di vegetazione, prevalentemente erbacea, che ricopre il suolo tutto l'anno. Infatti l'attenzione si è concentrata in suoli naturali principalmente adibiti a pascolo nel quale sono assenti le lavorazioni della terra effettuate nei terreni agricoli.

Recentemente stanno prendendo piede nuove tecniche grazie all'infittirsi delle informazioni satellitari a disposizione. Una di queste utilizza reti neurali artificiali (ANN), ossia dei modelli matematici di intelligenza artificiale che ricercano, basandosi su un algoritmo, come ad esempio l'IEM di Fung *et al.* (1992), la combinazione di parametri input ottimale (Baghdadi *et al.*, 2002; Paloscia *et al.*, 2008; Santi *et al.*, 2018). In questo caso l'onere del lavoro è di tipo computazionale. Un altro approccio, chiamato *Change Detection* (CD), consiste nello stimare l'umidità del suolo attraverso la differenza tra due immagini consecutive, tra le quali, intercorrendo un breve periodo di tempo, si considerano costanti le caratteristiche di rugosità e di copertura vegetazionale e per cui la differenza di segnale è corrispondente ad una variazione di umidità del suolo (Gao *et al.*, 2017), oppure, una variante, consiste nel sottrarre ad ogni singola immagine una di riferimento, individuata attraverso l'indice di vegetazione NDVI, come appartenente alle condizioni secche (*dry*) o umide (*wet*) (Gao *et al.*, 2017), o ancora attraverso il minimo e il massimo valore che può assumere il dato radar σ^0 (Urban *et al.*, 2018). Il tentativo nell'operare temporalmente su un set di dati è quello di correggere gli effetti della vegetazione e della rugosità di ogni singolo pixel dell'immagine (Wagner *et al.*, 2009).

Di fatto il problema nella stima della componente umida con i principali modelli di inversione del segnale radar è ancor prima la quantificazione delle geometrie del suolo che diventa ancora più complessa se indotta dalla dinamica stagionale della vegetazione erbacea o arborea. Una quantificazione non corretta incorre necessariamente in stime dell'umidità del suolo errate che vanno a ripercuotersi nell'utilizzatore finale di questa che un modello idrologico per la stima ad esempio delle portate di piena, o un piano di irrigazione per un terreno agricolo.

Gli obiettivi di questa tesi consistono nella valutazione delle potenzialità offerte dai nuovi sensori satellitari per la stima dell'umidità della parte più superficiale del suolo e nella definizione di mappe a risoluzioni spaziali e temporali elevate, utilizzabili sia per scopi pratici, ad esempio per la gestione irrigua in campo agricolo, sia come dato input nella modellistica eco idrologica per la previsione ad esempio delle portate di piena in una data sezione del bacino e quindi per la gestione del rischio in un eventuale pericolo di alluvione. In particolare ci si è focalizzati in un contesto tipicamente mediterraneo caratterizzato da forti elementi di disturbo per le microonde e per la geometria di acquisizione dei radar, rappresentati dalla copertura vegetale e dall'orografia accidentata, con lo scopo di definire dei metodi di stima del contenuto idrico che avessero validità non solo in suoli nudi (*bare soil*), ma anche in campi naturali, in cui la vegetazione è rappresentata dall'erba (*grass*) oppure da un'alternanza di erba e alberi sparsi (*mix vegetation*). Tuttavia a causa della complessità dell'argomento che da un lato ha una vastissima letteratura di supporto, ma che dall'altro ancora ha una raggiunto una universalità nell'utilizzo delle microonde per la stima del contenuto idrico del suolo, si è giunti a dei risultati preliminari interessando aree naturali principalmente a vegetazione erbacea. A tal fine il dato radar è stato "corretto" attraverso l'intermissione di un altro dato satellitare, quello ottico, e in particolare al *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) che rileva la presenza della vegetazione grazie ad una combinazione tra le bande del rosso (*RED*) e del vicino infrarosso (*NIR*) ottiche.

Le metodologie individuate e testate sono essenzialmente tre: nella prima viene ipotizzata una relazione empirica tra segnale radar corretto dal rumore creato dalla vegetazione e le misure di umidità del suolo a terra; la seconda sfrutta la grande mole di dati disponibili con Sentinel 1 e 2 e tenta un approccio di tipo *Change Detection*; la terza prevede l'utilizzo della modellistica a supporto dell'interpretazione del segnale radar.

Introduzione

La prima procedura individua una relazione empirica tra il coefficiente di *backscattering* corretto dalla vegetazione (σ^0_{CORR}) e l'umidità del suolo misurata su campo, a fronte di una evidente similarità di andamento temporale del segnale σ^0 con la variabile del suolo θ . Verrà dunque preso in esame l'effetto delle piante attraverso un indice di vegetazione stimabile attraverso immagini satellitari ottiche, l'NDVI, per quantificare la distorsione che causa al segnale radar. Fieuzal *et al.* (2013) ha ipotizzato un legame tra la differenza del segnale tra due immagine successive e l'indice NDVI, acquisite con due angoli di incidenza opposti, mentre in questo caso verrà trovata una relazione tra la differenza del segnale di una stessa immagine nel caso reale e nel caso in cui sia linearmente dipendente dall'umidità del suolo.

Nel secondo caso si utilizzerà la serie temporale dei dati Sentinel-1 a partire dal 2016 e verrà sostanzialmente riscalata rispetto ai valori minimi e massimi che il segnale ha assunto in ciascun anno, in funzione di un intervallo di valori di umidità tra un minimo e un massimo assoluti, da 0 a 100 come proposto da Urban *et al.* (2018), ma anche rispetto ad un range di valori più consoni riferito a ciò che è stato misurato in campo a partire dai primi studi fatti in quei particolari siti. Verrà inoltre valutato se oltre all'utilizzo di un range congruo, anche la correzione del segnale radar, vista con la prima modalità (σ^0_{CORR}), porti a stime dell'umidità del suolo più accurate.

Infine, nel terzo caso in cui si prevede l'utilizzo della modellistica esistente per l'interpretazione del dato radar, verrà effettuata una doppia inversione del modello fisico di Fung *et al.*, (1992) o dei modelli semi empirici di Oh *et al.*, (1992), Dubois *et al.*, (1995) e Baghdadi *et al.*, (2016), tra i quali l'utilizzo delle immagini ottiche opererà una correzione dei parametri di rugosità che, insieme all'umidità, rappresentano le incognite dei modelli legate al suolo. Legare la geometria superficiale del suolo all'indice di vegetazione NDVI è giustificato dal fatto che la rugosità alle microonde, non sembra essere esattamente quella fisica misurabile al suolo, ma dipende dal sensore utilizzato per la misura, dalla lunghezza e dalla larghezza dell'intervallo di campionamento, dalle condizioni meteo, dal tipo di suolo e dalla copertura vegetale. I terreni naturali presentano sempre un certo layer di vegetazione che un radar a microonde il quale sonda i primi centimetri del suolo necessariamente capta, tanto più con una polarizzazione inviata verticalmente e ricevuta orizzontalmente (Fung, A.K., 1994).

Attualmente sono disponibili mappe temporali di dati di umidità del suolo a scala globale, derivate da altri sensori remoti. Ad esempio il radiometro della missione *Soil Moisture Ocean Salinity* (SMOS) dell'ESA fornisce mappe di SM ogni tre giorni con risoluzione spaziale di 50 km (European Space Agency, 2002), oppure l'uso congiunto tra il radar in banda L e il radiometro della missione *Soil Moisture Active and Passive* (SMAP) della NASA (Entekhabi *et al.*, 2010) i quali monitorano il suolo con frequenza giornaliera ad una risoluzione di 9 chilometri. Il problema è che utilizzare questi dati in bacini come quelli mediterranei definiti da topografie, copertura vegetale e lavorazioni della terra diverse tra loro a brevi distanze, si perderebbero informazioni importantissime. Per questo motivo il fine ultimo di questa tesi è quello di creare mappe ad alta risoluzione spaziale, indispensabili per la comprensione dei processi ecoidrologici di piccole realtà naturali. In oltre l'utilizzo del solo dato satellitare permetterebbe di evitare le ripetute misure sperimentali in campo, lunghe e onerose, che non sarebbero possibili a scale spazialmente distribuite.

Il lavoro si articola in cinque parti.

Nella prima parte, l'introduzione, viene definito l'ambito della ricerca, lo stato dell'arte, i limiti e gli obiettivi che si intendono affrontare.

Nella seconda parte vengono presentati i sensori remoti attivi e passivi utilizzati, le metodologie di elaborazione delle immagini, e gli algoritmi a supporto dell'interpretazione dei segnali elettromagnetici, che collegano il dato satellitare alle variabili del suolo terrestre. Viene in oltre descritto il modello ecoidrologico LSM-VDM dal quale sono stati dedotti gli andamenti dell'umidità del suolo in due siti in particolare.

Nella terza parte viene descritto il sito oggetto di studio, il bacino del Mulargia, e i sei campi in cui sono state condotte e le campagne sperimentali a terra.

Nella quarta parte sono presentati i risultati delle stime dell'umidità del suolo da radar rispetto ai valori misurati in campo e modellati con il LSM-VDM.

Infine, nella quinta parte, vengono esposte le conclusioni del lavoro.

Capitolo 2

Methods (Abstract)

In this research two types of remote sensors were examined, one, the Synthetic Aperture Radar (SAR), to detect the surface soil moisture and the surface trend of the ground, and the other, the multispectral optical radiometer, to detect the vegetation layer. Particularly the active SAR is an antenna that generates an electromagnetic signal through an emitter (radar) in direction of the earth and records what is reflected from it (named *backscatter coefficient* σ^0). On the other end the passive optical sensors exploit the electromagnetic energy emitted by the sun and measure the part of it reflected from the ground (named *surface reflectance*).

As regards radar data at first the Envisat ASAR images have been taken into account for the period from the first of March 2003 to the first of August 2004. This sensor works at microwave frequency (5.331 GHz, C band) at 30 meters of spatial resolution and 35 days of temporal resolution, and the available acquisitions are made during an earlier research project of the Politecnico di Milano (POLIMI, PRIN 2006, LR 7/2007), financed by the Italian Space Agency (ASI). The approach to this type of data was mainly to know the radar images and the processing methods because the attention has turned to more innovative products, such as those deriving from the SAR Sentinel 1, which it provides two data (in ascending and descending) at 10 meters of spatial resolution every 6 days. These data have been collected from January 2016 to August 2018.

The models supporting the interpretation of the radar data considered in this thesis are four. The first, the Integral Equation Model by Fung et al., (1992), is a physically based radioactive transfer model that estimates the backscattering coefficient σ^0 on a dielectric surface of random roughness, given the radar configurations, the characteristics of the investigated surface and the local incidence angle θ . The second is the Oh et al., (1992) model, which found an empirical relation between radar signal and dielectric constant, related to the soil moisture, based on the behavior of the signal and precisely the σ^0_{VH} and σ^0_{VV} ratio, at different frequencies, local incidence angles and polarizations, with respect to a set of surfaces defined by certain range of values of humidity and roughness surface conditions. The third, the Dubois et al., (1995) model, developed from the analysis of the radar signal at 6 different frequencies at VV and HH polarizations and not at VH one which is the most susceptible to the presence of vegetation, is a semi empirical model applicable to bare soil. The fourth method proposed is that of Baghdadi et al., (2017), which is an evolution of the Dubois model, but also takes into account VH polarization.

Regarding the optical sensors, simultaneously with acquisitions of ASAR images (2003-2004), data from MODIS, ASTER and QuickBird radiometers were considered. The first two were used to the

definition of maps of Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), while two QuickBird images were used to describe the ground coverage, thanks to their high spatial resolution. Vice versa during the acquisitions of SAR Sentinel 1 data (2016-2018), the optical Sentinel 2 data were also acquired. With their high spatial and temporal resolution, 10 meters and 6 days respectively, they were used to detect the NDVI Index of vegetation. The Normalized Difference Vegetation Index is an estimate of the presence of photosynthetic activity as it relates the spectral red band, where chlorophyll absorption takes place, and the near infrared one, in which the leaves reflect the sunlight to avoid overheating.

In this research soil moisture data simulated with an ecohydrological model were used to some calibrations. The model, named LSM-VDM and developed by Montaldo et al., (2005), couples the Land Surface Model (Montaldo and Albertson, 2001), which is a hydrological balance model that simulates the water and energy processes between soil and atmosphere, with the Vegetation Dynamic Model, that simulates the time trend of vegetation growth through the use of Leaf Area Index (LAI), that in this case was derived from a scaling of NDVI.

2.1 Sensori remoti e dati satellitari

I sensori remoti per l'osservazione della terra si trovano a bordo di satelliti che ruotano attorno ad essa percorrendo delle orbite ben definite e ricavano informazioni da fenomeni elettromagnetici superficiali e sub superficiali che avvengono sul suolo terrestre. Normalmente vengono distinti in due grandi gruppi: sensori attivi e sensori passivi. I sensori attivi sono in grado di generare un segnale elettromagnetico attraverso un emettitore (il radar) in direzione della terra e di registrare quello che dalla stessa viene riflesso (*backscattering*, indicato come σ^0). I sensori passivi d'altro canto sfruttano l'energia elettromagnetica emessa dal sole e misurano la radiazione riflessa dal suolo (riflettanza superficiale o *surface reflectance*). In questa tesi verranno utilizzati i dati di due sensori appartenenti ciascuno ad un gruppo: il radar (sensore attivo) per la stima dell'umidità del suolo e il radiometro (sensore ottico passivo) per analizzare la dinamica della vegetazione.

2.1.1 Sensori Radar (SAR)

Il Radio Detection And Ranging, radar, è un antenna emettitrice di energia elettromagnetica (EM) nel campo delle microonde capace di localizzare oggetti non visibili a occhio nudo, determinare distanze, velocità, forme e dimensioni degli oggetti che illumina, sfruttando le proprietà di propagazione delle onde radio. In particolare il radar emette un fascio di onde EM che si propaga più o meno indisturbato nello spazio in funzione della propria lunghezza d'onda, arriva al suolo, e da questo viene riflesso. L'intensità, il tempo di propagazione e la direzione di arrivo del segnale di backscattering che torna al sensore dopo aver colpito la superficie del suolo dipendono sia dalle caratteristiche geometriche ed elettromagnetiche del corpo riflettente, sia dalle modalità di emissione e acquisizione del segnale.

Le informazioni più accurate e dettagliate vengono ottenute utilizzando emissioni di EM di ampiezza ridotta perché, essendo proporzionale alla lunghezza d'onda e inversamente proporzionali alla dimensione dell'antenna, più grande è l'antenna e maggiori saranno le prestazioni ottenute. Generalmente le bande utilizzate dai sistemi radar satellitari sono: la banda X (2.5-4 cm), C (4-8 cm) e la banda L (15-30).

La peculiarità delle onde radar è quella di poter penetrare il suolo in misura inversamente proporzionale alla frequenza con cui sono modulate. Ad esempio l'energia inviata a 5.33 GHz (banda C) riesce ad oltrepassare il suolo dai 5 ai 10 cm, mentre alla frequenza di 2 GHz (banda L) si può arrivare fino a 30 cm di profondità.

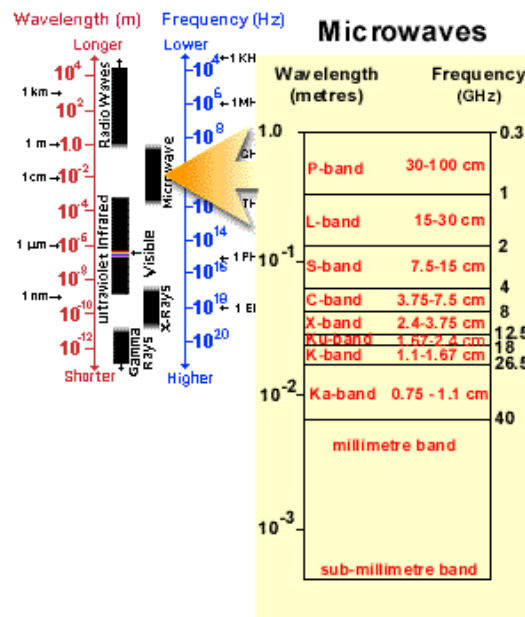


Figura 2.1. Spettro Microonde (fonte: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/toolboxes/sentinel-1>)

Un particolare tipo di radar è il SAR, Radar ad Apertura Sintetica (*Synthetic Aperture Radar, SAR*) che consente di ottenere immagini ad alta risoluzione spaziale da grande distanza, basandosi su due principi fisici: l'allineamento di antenne elementari (Antennas Arrey) e la formazione del fascio in frequenza doppler (Doppler Beam forming). Nel primo caso l'antenna è composta di tante piccole antenne radar elementari che inviano e ricevono energia elettromagnetica sommando il loro contributo in un effetto paragonabile a quello di un antenna di lunghezza molto più grande, da cui deriva appunto il nome apertura sintetica. L'effetto doppler si ha invece per effetto del segnale che viene registrato al sensore in più istanti, perché proveniente da più antenne, ma relativo ad uno stesso target. Questo migliora le possibilità dell'antenna di mettere a fuoco un oggetto e quindi di discriminarlo rispetto al contesto, migliorando le prestazioni dell'antenna.

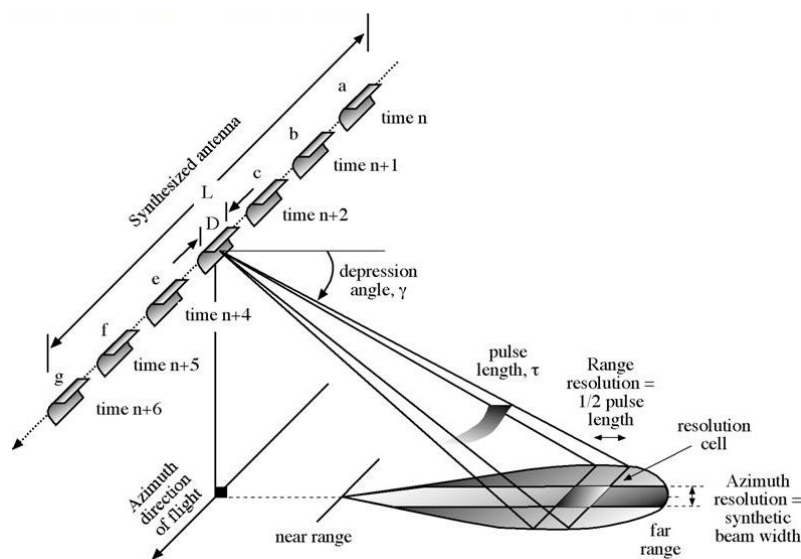


Figura 2.2. Schema antenna SAR (fonte : <https://slideplayer.com/slide/4682402/>)

Metodi

Indipendentemente dalla lunghezza d'onda i segnali radar possono essere inviati e ricevuti in diverse polarizzazioni. Trattandosi di onde EM le microonde sono trasversali, ossia le vibrazioni sono perpendicolari alla direzione di propagazione, non come avviene con le onde sonore, ad esempio, che sono longitudinali e vibrano nella stessa direzione di propagazione la direzione del suono.

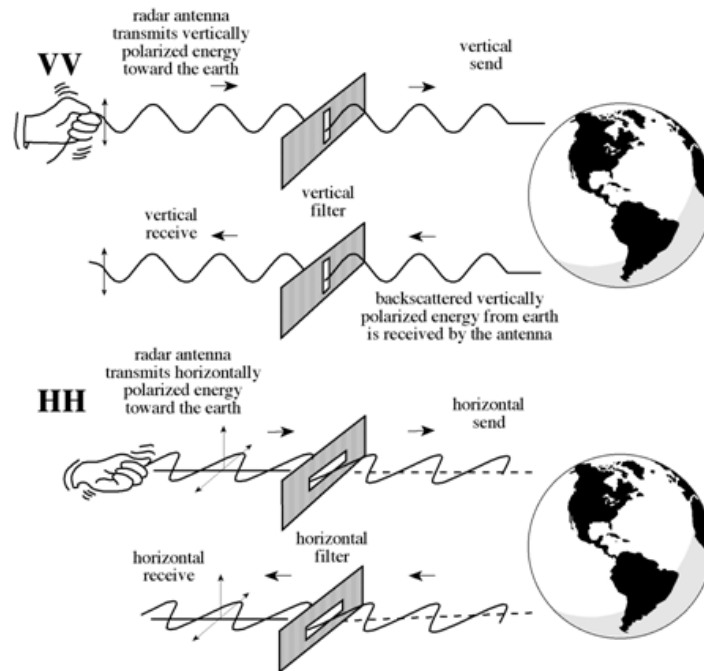


Figura 2.3. Polarizzazioni (fonte: <https://slideplayer.com/slide/4682402/>)

I vantaggi del SAR rispetto ai sistemi ottici sono legati alla capacità di operare in assenza di luce diurna e in presenza di copertura nuvolosa, fondamentale nelle zone in cui si ha una copertura nuvolosa perenne. In oltre il SAR può fornire immagini coerenti ossia l'immagine contiene sia l'informazione d'intensità (legata alla riflettività degli oggetti) sia l'informazione di fase (legata alla distanza tra bersaglio e radar). La coerenza del sistema SAR consente alcune applicazioni di grande interesse pratico, ma è causa del cosiddetto fenomeno di *speckle* visibile come una variazione casuale dell'intensità dell'immagine intorno al valor medio della retrodiffusione. Questa variazione è dovuta alla ricombinazione casuale dei ritorni radar dai vari retrodiffusori contenuti nella cella di risoluzione dell'immagine. Un'altra problematica del radar è legata alla modalità di ripresa al suolo. L'antenna è un radar montato su piattaforma mobile, il satellite, e punta verso terra ortogonalmente alla direzione del moto con angoli di incidenza compresi tra i 20 e gli 80 gradi rispetto alla direzione di Nadir (detto *off-nadir*). Perciò le direzioni spaziali di un'immagine SAR sono due, una legata alla distanza degli oggetti dal sensore (*slant-range*), l'altra alla posizione della piattaforma lungo la direzione di moto (*azimuth*). A causa di questa rappresentazione l'immagine SAR è affetta da deformazioni geometriche eguali a quelle di un sistema ottico che osservasse la superficie terrestre con angolo di vista complementare. La *Slant-range scale distortion* è quella per cui due oggetti che a terra hanno stessa dimensione vengono rappresentati con scale differenti nello *slant-range*. Infatti le osservazioni riprese vicino al *near-range* appaiono compresse rispetto a quelle osservate nel *far-range* (Figura 2.4).

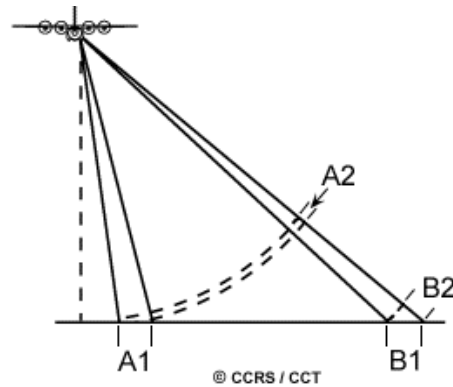


Figura 2.4. Deformazione geometrica SAR: *Slant-range scale distortion* (fonte: http://sar.kangwon.ac.kr/etc/fundam/chapter3/chapter3_4_e.html)

L'effetto di spostamento dovuto alla presenza di rilievi del terreno ha come conseguenza due deformazioni: *foreshortening* e *layover*. Nel primo caso gli oggetti disposti su un terreno con pendenza pari all'angolo di *off-nadir* (cioè parallela all'antenna del radar) risultano essere tutti alla stessa distanza dal radar e quindi rappresentati nella stessa cella di risoluzione (non c'è possibilità di discriminare oggetti anche molto distanti tra loro se contenuti nel piano con questa pendenza)(Figura 2.5). Nel secondo caso succede invece che il segnale radar colpisce prima la cima di un rilievo della sua base col risultato che l'ordine dei punti osservati risulta invertito (Figura 2.5). In tutti questi casi alcune zone possono risultare in ombra ossia non vengono viste dal radar e l'effetto è un segnale retro diffuso basso che nell'immagine appare di colore nero.

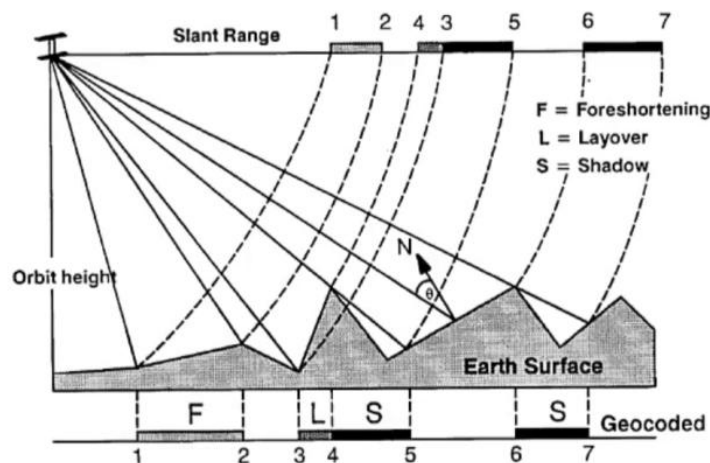


Figura 2.5. Deformazioni geometriche del SAR: *Foreshortening* e *Layover* (fonte : <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/toolboxes/sentinel-1>)

I problemi dovuti alle deformazioni geometriche del SAR vengono risolti e corretti in parte dall'ESA che mette a disposizione l'archivio di immagini a diversi livelli di elaborazione, in parte dal processing effettuato in maniera puntuale dall'utente attraverso i software a disposizione. Attualmente i dati satellitari disponibili sono diversi e in alcuni casi anche facili da reperire. Tra i primi sensori SAR lanciati nello spazio vi sono quelli del satellite ERS 1 e 2 dell'ESA (Agenzia Spaziale Europea), a

Metodi

singola polarizzazione verticale. Il loro successore, ASAR (ENVISAT), non più operativo dal 2012, riprendeva sempre in banda C ma in doppia polarizzazione, *like* (VV-HH) o *cross* (VV-VH o HH-HV). I dati forniti dai sensori dell'agenzia Spaziale Europea sono stati e sono tutt'ora oggetto di studio. L'ultimo progetto dell'Agenzia Spaziale Europea è Copernicus per il monitoraggio terrestre per il quale l'ESA ha messo in orbita la costellazione dei satelliti Sentinel-1 A e B, che hanno a bordo il SAR, e Sentinel-2 con a bordo un radiometro ottico passivo.

In questa tesi verranno utilizzati i dati di due sensori in due step temporali differenti: le immagini ASAR tra il 2003 e il 2004 e le immagini Sentinel-1 dal 2015, ossia dal momento in cui sono state rese disponibili, fino ad oggi.

Il SAR a bordo di Sentinel 1 opera in banda C in doppia polarizzazione come il suo predecessore ASAR, ma le prestazioni che offre sono di gran lunga migliori. Il primo dei due satelliti Sentinel 1 è stato lanciato nel 2014 e il secondo nel 2016. Entrambi coprono le nostre latitudini con una frequenza di 6 giorni e una risoluzione spaziale di 10 m. L'importanza di questa grande mole di dati è data anche dal fatto che sono totalmente gratuiti.

2.1.1.1 ASAR (*EnviSAT*)

L'Advanced Synthetic Aperture Radar (ASAR) a bordo del satellite ENVISAT dal 1° marzo 2002 fino all'8 aprile 2012, è un sensore radar attivo operante nelle frequenze delle microonde (5.331 GHz-banda C).

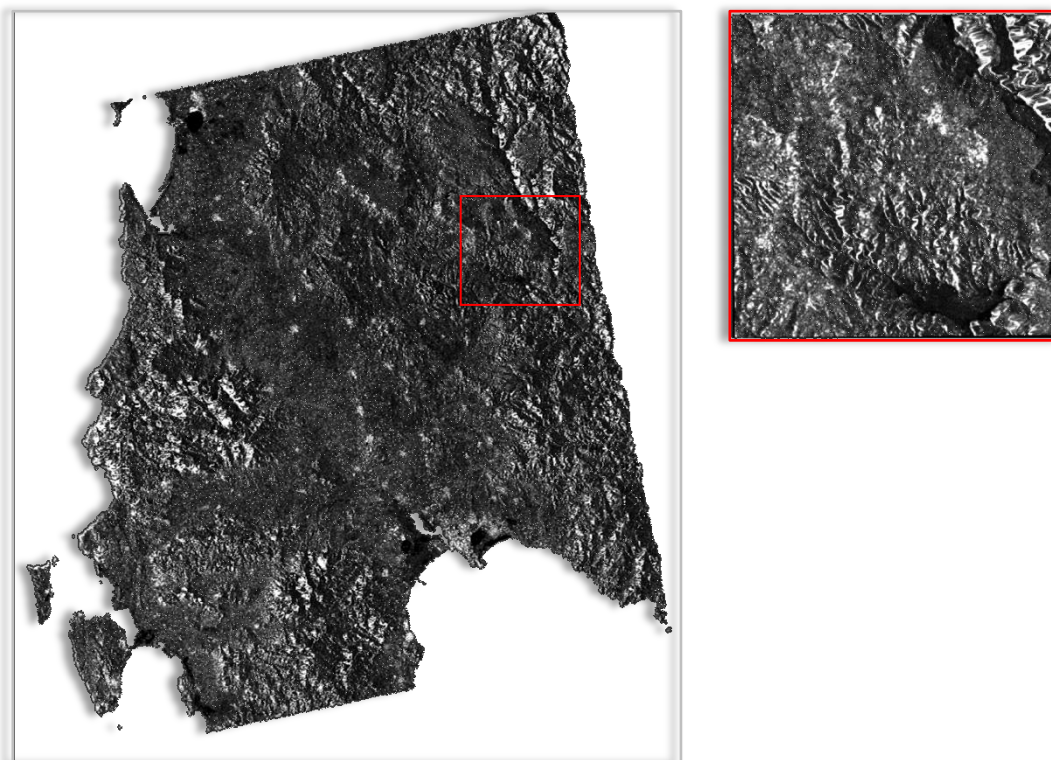


Figura 2.6. Immagine ASAR del 29/03/2003, in polarizzazione VV. In evidenza la zona oggetto di studio: il Bacino del Mulargia

L'antenna ASAR è un radar monostatico che opera con diverse combinazioni di polarizzazione in modalità *sidelooking*, con angoli di inclinazione variabili tra i 15° e i 45° rispetto la verticale al sensore. Le *operational modes* da cui derivano i rispettivi prodotti sono 5 e si distinguono principalmente per la risoluzione che possono raggiungere al suolo e, di conseguenza all'utilizzo che se ne può fare: Image Mode (IM), 30 metri di risoluzione a singola polarizzazione VV o HH; Alternate polarization Mode (AP), 30 metri di risoluzione a doppia polarizzazione con tre possibili combinazioni (HH/VV, HH/HV o VV/VH); Wide Swath Mode (WS), 150 metri di risoluzione a singola polarizzazione (VV o VH); Wave and Global Monitoring Modes (WM e GM), di risoluzione rispettivamente 150 e 1000 metri (Esa, 2007).

I prodotti analizzati in questa tesi sono del tipo: Image Mode Precision (IMP_1P), Alternating Polarization Precision Image (APP_1P) e Alternating Polarization Single-Look Complex (APS_1P), elaborati su richiesta al livello 1 in cui sono state rimosse le distorsioni dovuta alla visione *sidelooking*, attraverso i modelli digitali del terreno DEM. In Tabella 2.1 è riportata la quantità dei dati analizzati. Date le caratteristiche orbitali di Envisat la risoluzione temporale dei prodotti è di circa 35 giorni.

ENVISAT (ASAR)	S	S	S	S																		
MISURE IN CAMPO																						
	26/03/2003	08/04/2003	30/04/2003	13/08/2003	01/09/2003	06/10/2003	15/12/2003	25/12/2003	19/01/2004	23/02/2004	29/03/2004	30/04/2004	03/05/2004	13/05/2004	19/05/2004	01/06/2004	04/06/2004	07/06/2004	17/06/2004	23/06/2004	12/07/2004	28/07/2004
	MAR	APR	AGO	SET	OTT	DICEMBRE	GEN	FEB	MAR	APR	MAGGIO			GIUGNO			LUGLIO					
	2003							2004														

Tabella 2.1. Date in cui si dispongono di immagini ASAR tra il 2003 e il 2004

Nella tabella sono evidenziati in verde i giorni in cui vi è stata la contemporanea acquisizione delle immagini dal satellite con le misure sperimentali a terra. La "s" sulle date ASAR indica che le immagini sono a singola polarizzazione.

2.1.1.2 SAR (Sentinel-1)

Sentinel-1 è una missione spaziale del programma di osservazione della terra Copernicus, svolto in collaborazione tra l'Agenzia Spaziale Europea (ESA) e la commissione Europea (EC). La missione comprende una costellazione di due satelliti S-1A e S-1B, entrambi in orbita polare, sui quali è montato un sensore SAR operante giorno e notte in banda C. S-1 acquisisce immagini con risoluzioni spaziali che arrivano fino ai 5 metri e copre un'area a terra di 400 Km. I dati sono in doppia polarizzazione, la risoluzione temporale è altissima così come la disponibilità quasi in tempo reale dell'immagine dal momento dell'acquisizione. Il primo satellite è stato messo in orbita il 3 aprile 2014 mentre il secondo il 25 aprile 2016. La risoluzione spaziale a cui si arriva con la contemporanea acquisizione dei due satelliti alle nostre latitudini è di sei giorni, senza precedenti. S-1 è nato con

Metodi

l'intento di continuare le missioni dei suoi antecedenti ERS e ENVISAT dell'ESA e RADARSAT dell'Agenzia Spaziale Canadese, migliorando nella affidabilità dei dati, nella risoluzione temporale (*revisit time*), copertura geografica e rapidità di diffusione dei dati (ESA European Space Agency, 2013).

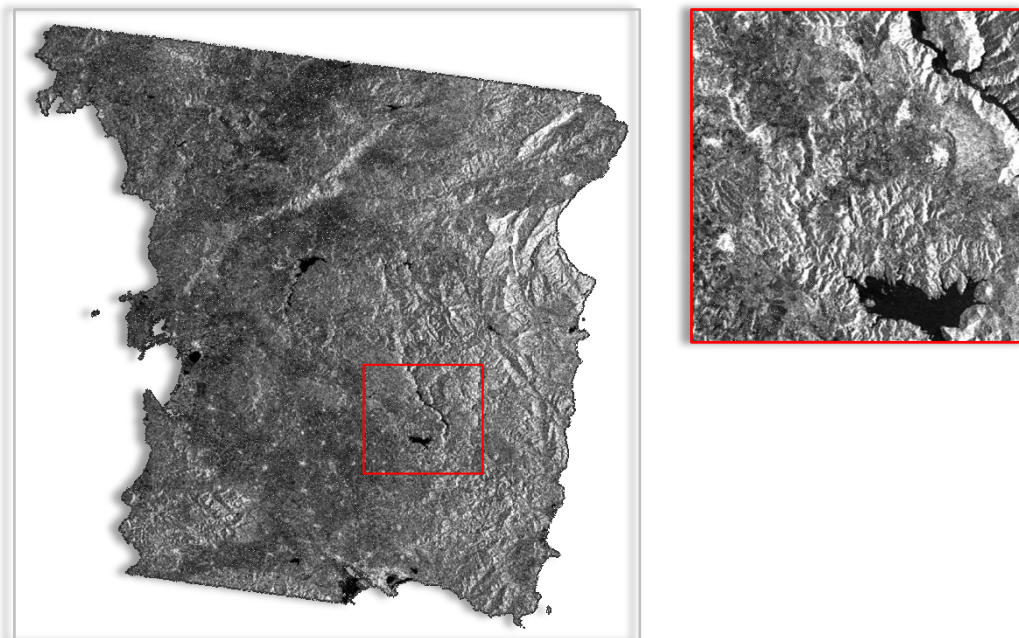


Figura 2.7. Immagine Sentinel 1 del 23/03/2017, in polarizzazione VV. In evidenza la zona oggetto di studio: il Bacino del Mulargia

Sentinel 1 acquisisce i dati in 4 modalità: Strip Map Mode (SM), copre un'area di 80 km (swath) ad una risoluzione di 5 per 5 metri; Interferometric Wide Swath (IWS), scandisce 250 km ad una risoluzione di 5 per 20 metri; Extra-Wide Swath Mode (EWS), copre un'area più vasta, 400 km, con risoluzione 20 per 40 metri; Wave-Mode (WM), 20 x 20 km con risoluzione di 5 per 5 metri; e genera prodotti di 4 tipi: Level-0 Raw, i prodotti grezzi, Level-1 Single Look Complex, Level-1 Ground Range Detected, Level-2 Ocean. In questa tesi sono stati acquisiti, processati e analizzati i dati GRD (IW) ossia immagini in cui al pixel è stato associato un valore di potenza del segnale (*detection*), perdendo in questo modo le informazioni sulla fase, a cui sono state mediate le informazioni relative alle multi acquisizioni (*multi-looked*), a scapito della risoluzione spaziale, e le quali sono state riproiettate al *ground range*. I dati sono in doppia polarizzazione VV+VH con angoli di incidenza di circa 40°. Le immagini S-1 dal 1 gennaio 2015 al 1 agosto 2018, sono in totale di 312.

2.1.1.3 Elaborazione dei dati radar

I dati radar sono stati ulteriormente elaborati attraverso il software open source sviluppato dall'ESA, SNAP (<https://step.esa.int/main/toolboxes/snap/>). In particolare sono stati elaborati seguendo il flusso di lavoro in Figura 2.8, ovvero: è stato rimosso il rumore termico (*Thermal Noise Removal*), è stata applicata una calibrazione radiometrica per convertire il dato associato al pixel (*digital number DN*) il valore di σ^0 (coefficiente di *backscattering*), è stato applicato un filtro Lee 7x7 per la rimozione dell'ulteriore rumore (*Speckle Filter*), è stata corretta la deformazione geometrica causata dalla topografia del suolo attraverso il tool *terrain correction* e un modello digitale del terreno SMTR3Sec disponibile in SNAP e contemporaneamente ricampionate alla risoluzione di 30 metri; infine è stata

isolata l'area di interesse applicando una maschera (*Land Sea Mask*). I prodotti così elaborati sono stati importati e analizzati col software MATLAB.

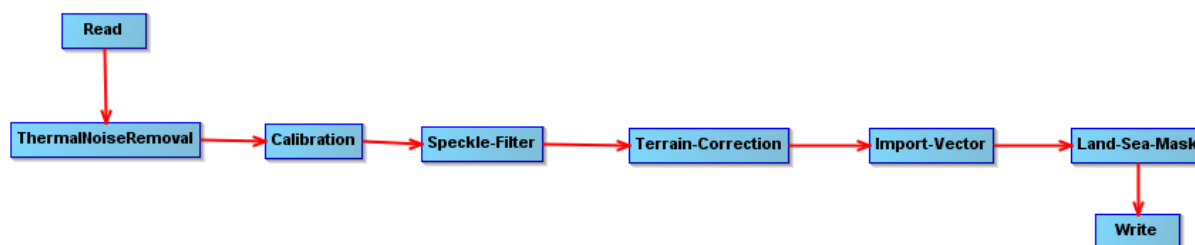


Figura 2.8. Flusso di elaborazione delle immagini Sentinel-1

Riguardo le immagini ASAR l'elaborazione è stata la stessa ad eccezione della rimozione del rumore termico.

2.1.2 Sensori Radiometrici

Il radiometro è un misuratore dell'energia elettromagnetica emessa da un corpo come riflessione di quella energia che gli proviene in maniera naturale dal sole, ed opera nel campo del visibile dello spettro elettromagnetico. A queste frequenze la lunghezza d'onda è di dimensioni paragonabili alle particelle sospese nell'atmosfera e quindi queste interferiscono sul propagarsi del segnale nello spazio. I dati ottici infatti, a differenza dei radar, dipendono dall'illuminazione diurna e della presenza della copertura nuvolosa. Le immagini ottiche verranno utilizzate per la stima del *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e precisamente sono stati utilizzati i dati acquisiti dei sensori Quickbird, Aster e Modis per il periodo 2003-2004 e i dati Sentinel 2 per il periodo attuale.

Le immagini Quickbird sono ad altissima risoluzione (2.60 m) e per questo hanno un costo elevato. Nel 2003 e 2004 nell'ambito di un progetto di ricerca (PRIN 2006, LR 7/2007 Sardegna) sono state acquistate due immagini dell'area oggetto di studio, sulle quali sono state effettuate analisi sulla geometria spaziale della vegetazione. Le immagini Aster sono ora gratuite e arrivano ad una risoluzione di 15 metri. La frequenza temporale con cui viene ripresa una stessa zona a terra è di circa 30 giorni, ma se sommata alla dipendenza dalle condizioni meteo il lasso temporale aumenta. Le immagini provenienti dal MODIS sono invece giornaliere ma presentano una risoluzione spaziale bassa di 250 m, non sufficientemente accurata per l'analisi di un contesto complesso come quello mediterraneo.

2.1.2.1 QuickBird, Aster e Modis

Le immagini Quickbird sono distribuite dalla Digital Globe e per la loro acquisizione è necessario effettuare un ordine, nel quale si specifica la zona da riprendere, le coordinate in WGS84 di minimo quattro vertici dell'area acquisibile (*Order Polygon*), di estensione massima dipendente dalla tipologia di immagine richiesta e la tipologia. I prodotti sono distinti in base al livello di elaborazione di interesse. In questa tesi sono state utilizzate due immagini, sulle quali sono state apportate correzioni di tipo geometrico e radiometrico, per la caratterizzazione della copertura vegetale, nonché per definire in maniera più accurata la georeferenziazione delle immagini dei sensori a risoluzione spaziale più bassa.

Metodi

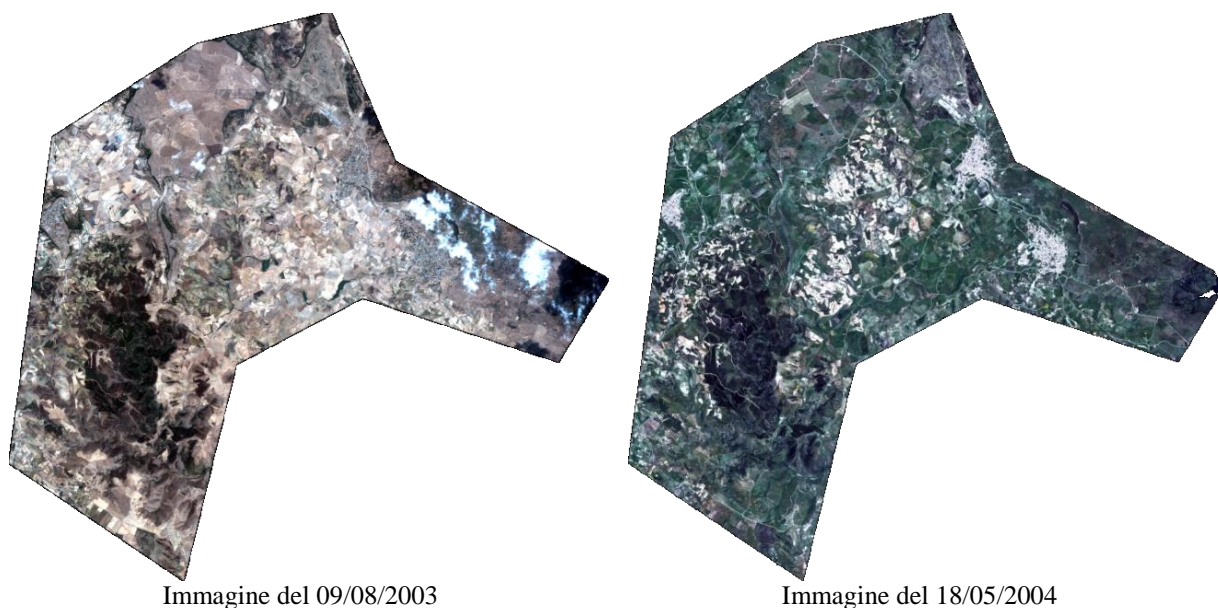


Immagine del 09/08/2003

Immagine del 18/05/2004

Figura 2.9. Immagini Quickbird del 09/08/2003 e del 18/05/2004.

Il sensore *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer* (ASTER) è un altro strumento a bordo di Terra, e permette di riprendere zone ad alta risoluzione e su 14 canali spettrali. La risoluzione spaziale varia da 15 metri nel visibile e infrarosso vicino (VNIR), 30 metri nelle onde corte dell'infrarosso (SWIR) fino a 90 metri nell'infrarosso termico. Ciascun immagine riprende una superficie di 60x60 km ogni 16 giorni. Sono state prese in esame alcune immagini relative al periodo 2003-2004, del livello AST L07 ossia quello contenente la riflettanza superficiale. La riflettanza è ottenuta applicando la correzione atmosferica e radiometrica dal sensore. La correzione atmosferica elimina gli effetti dovuti alle variazioni di geometria tra sole e sensore, e gli effetti dovuti alla diffusione atmosferica (Shuttleworth, 1993). I dati ASTER sono messi a disposizione dall'LP DAAC ovvero. l'archivio di dati più importante e facente parte della *Earth Observing System Data and Information System* (EOSDIS) della NASA, attraverso diversi portali, come il NASA Reverb o l'Earth Explorer. Il *Distributed Active Archive Centers* (DAAC) si occupa di processare, archiviare e distribuire i dati derivanti dal programma Earth Observing System (EOS) della NASA. Nel caso i cui le elaborazioni dei dati siano finalizzate allo studio della superficie terrestre, l'archivio prende il nome di LP DAAC, Land Processes DAAC.

Il radiometro *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) si trova a bordo di due satelliti artificiali Terra e Aqua, ha una larghezza di visione di 2330 km e visualizza l'intera superficie della Terra ogni uno o due giorni. Il sensore acquisisce dati in 36 bande spettrali tra 0,405 e 14,385 micron, e a tre risoluzioni spaziali 250, 500, e 1000 metri. Del sensore MODIS sono stati presi in esame i prodotti MOD13Q1 (*Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250 m*) ovvero mappe dell'indice di vegetazione NDVI definite ogni 16 giorni ad una risoluzione di 250 metri, e sono stati usati laddove non si aveva a disposizione di dati di maggior dettaglio. Dall'archivio LP DAAC è stato possibile scaricare gratis anche i prodotti MODIS.

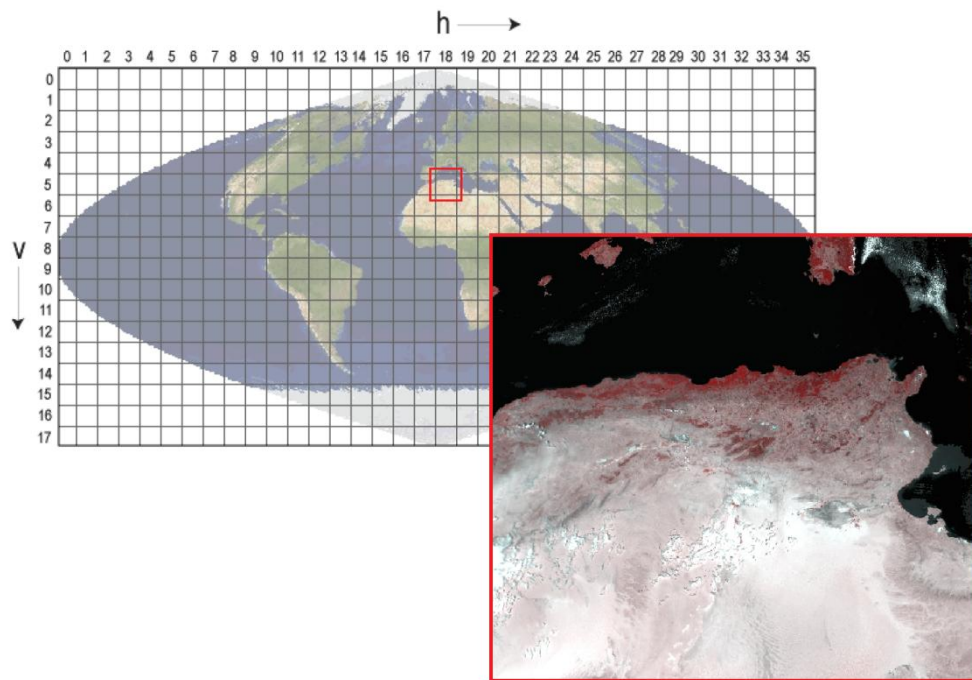


Figura 2.10. Immagine Modis. La griglia sinusoidale di 460 non sovrapposte *tiles* di dimensioni di circa 10x10 gradi. In primo piano l'immagine "tessera" in cui ricade la Sardegna e il bacino del Mulargia, di coordinate h18 v05

2.1.2.2 Sentinel 2

Sentinel 2 è una costellazione di due satelliti del progetto Copernicus dell'ESA con a bordo sensore ottico multispettrale MSI, messo in orbita dal con lo scopo di monitorare il suolo, gestire le emergenze e la sicurezza territoriale. S-2A, il primo satellite in orbita, ha iniziato a inviare dati a terra con una frequenza di 10 giorni.

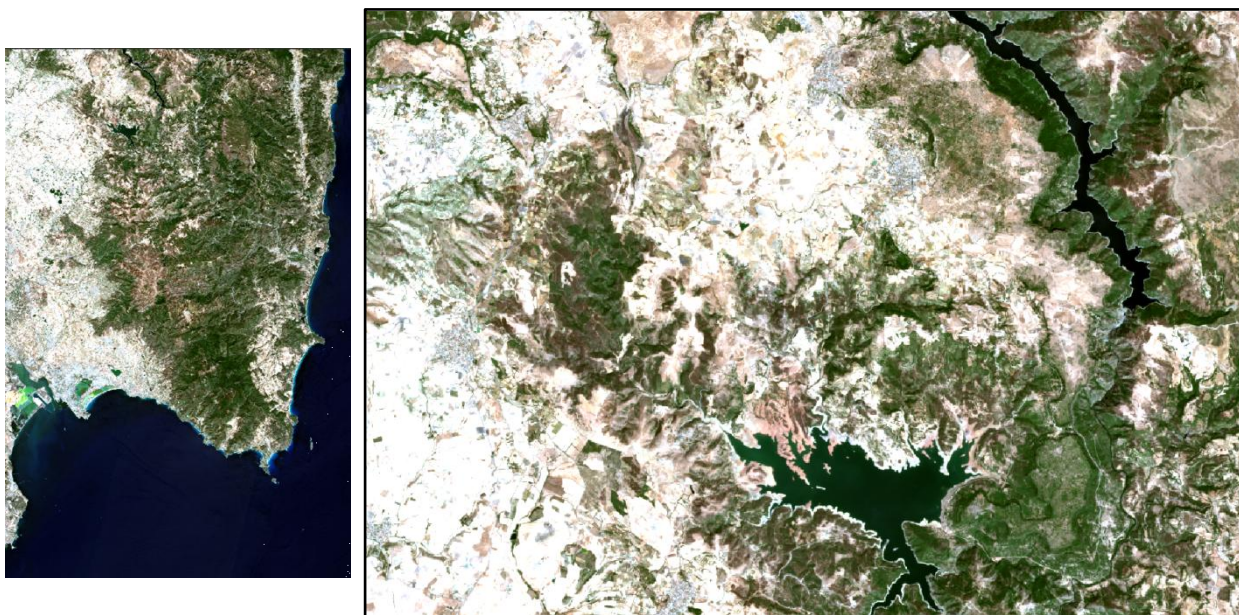


Figura 2.11. Immagine Sentinel 2B del 27/08/2017. Nel particolare il bacino del Mulargia

Metodi

Dal 2016 con S-2B, sfalsato di 5 giorni rispetto a S-2A, si raggiunge una risoluzione temporale di 5 giorni. I dati analizzati in questa tesi sono del livello 1C, ovvero immagini in cui i *digital numbers* (DN) sono valori di riflettanza, ortorettificate e corrette atmosfericamente nella parte superficiale dell'atmosfera (TOA *top of atmosphere*). Attraverso il tool Sen2COR (versione 2.6.0) recentemente messo a disposizione dal software SNAP dell'ESA, viene applicata una ulteriore correzione atmosferica con un algoritmo che capta sottili aerosol e vapore acqueo. Le immagini dei satelliti Sentinel-2 offrono risoluzioni spaziali di 10 metri ogni 5 giorni e sono inoltre gratuite. Disponibili da luglio 2015 col satellite S-2A e dal 2016 anche con S-2B, sono stati acquisiti dati per un totale di 99 immagini.

2.1.2.3 Elaborazione dei dati radiometrici

Le immagini Sentinel 2 sono state elaborate qualunque fosse la copertura nuvolosa, purché inferiore al 90 %, perché l'intento era riuscire ad ottenere il numero maggiore informazioni utilizzabili nei campi oggetto di studio che talvolta ricadevano in zone non coperte. Ad ogni modo, nella fase di elaborazione con SNAP, a ciascuna è stata applicata una maschera per l'esclusione delle zone coperte.

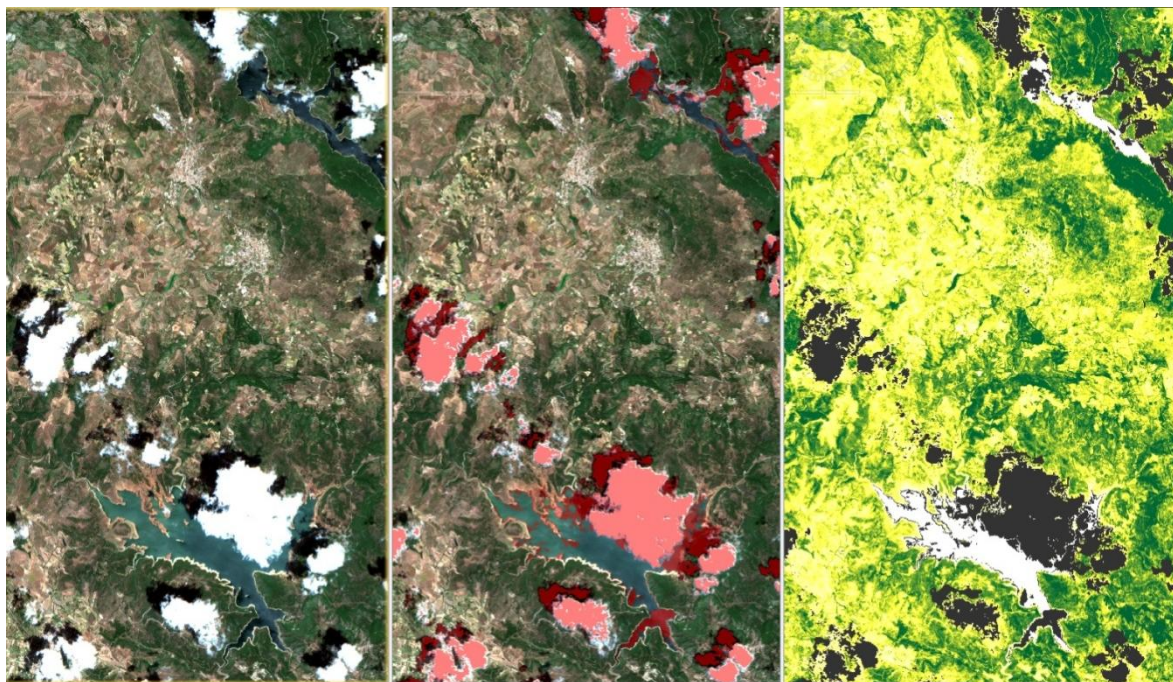


Figura 2.12. Immagine Sentinel-2 del Lago Mulargia del 28/06/2018. Da sinistra: immagine RGB, RGB più maschera delle nuvole, mappa NDVI mascherata dalle nuvole

La risoluzione spaziale delle Sentinel è di 10 metri. Tuttavia per questione di onere computazionale i dati sono stati portati alla risoluzione di 30 metri. Essendo dati molto recenti, così come i *tools* a supporto del software che si sviluppano di pari passo, non è stato possibile creare un grafo di lavoro automatico e le elaborazioni sono state effettuate manualmente. La prima operazione prevede il ricampionamento (*resampling*) dell'immagine alla risoluzione prescelta, in questo caso di 30 metri, in quanto il prodotto contenente 12 bande a risoluzioni differenti necessita che le bande siano tutte alla stessa risoluzione per poter essere utilizzate. Se i dati input sono del livello L1C prima del *resampling* è necessario processare l'immagine con Sen2COR, qualora si volesse effettuare un'ulteriore correzione atmosferica, portando il prodotto al livello successivo di elaborazione L2A. Viceversa, se sono già disponibili sul SentinelHub (<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>) i livelli L2A, i dati

vengono direttamente ricampionati. Il secondo step prevede la definizione di una maschera, somma delle maschere *no data*, *saturated or defective*, *cloud shadow*, *water*, *unclassified*, *cloud (medium probability)*, *cloud (high probability, thincirrus e snow or ice*, presenti già all'interno del prodotto stesso, per eliminare i pixel compromessi da uno o più delle situazioni descritte dalle maschere. Sui pixel certi viene invece calcolato il valore NDVI attraverso la formula (2.13). In Figura 2.12 viene riportata una tipica situazione in cui nell'immagine originale sono presenti corpi nuvolosi (immagine sinistra), l'effetto della maschera totale (immagine al centro) e la mappa di valori NDVI ad esclusione delle zone nuvolose (immagine a destra). L'ultimo passaggio consiste nella georeferenziazione dell'immagine al sistema di riferimento prescelto.

2.2 Algoritmi di stima delle variabili del suolo

2.2.1 Modelli di interpretazione del segnale radar

2.2.1.1 Modello fisico di Fung et al., 1992

L'Integral Equation Model di Fung *et al.* (1992) è un modello di trasferimento radioattivo fisicamente basato che stima il coefficiente di backscattering σ^0 per una superficie dielettrica di rugosità random, date le caratteristiche del radar (lunghezza d'onda λ , frequenza e polarizzazione), le caratteristiche della superficie investigata (costante dielettrica ϵ , permeabilità elettromagnetica μ e rugosità superficiale σ e CL) e l'angolo di incidenza locale θ del segnale giunto a terra. Fung *et al.* (1992) propone l'espressione approssimata dell'integrale rispetto a due condizioni di rugosità: per superfici da lisce a moderatamente rugose ($k\sigma < 3$) e per superfici rugose ($k\sigma > 3$), con k numero d'onda legato alle caratteristiche del radar e σ parametro di rugosità. In entrambi i casi il coefficiente è dato dalla somma di una parte di segnale derivante da una singola riflessione (quella dominante) e una seconda parte derivante da riflessione multiple:

$$\sigma_{qp}^0 = \sigma_{qp}^S(S) + \sigma_{qp}^M(M) \quad (2.1)$$

Poiché molte superfici naturali presentano valori di rugosità bassi l'effetto del segnale di ritorno è dato dallo scattering singolo che risulta predominante su quello multiplo che viene quindi trascurato. In oltre proprio perché le superfici naturali sono oggetto di nostro interesse, andremo a considerare il solo caso di superfici con valori di $k\sigma < 3$. L'espressione risultante è la seguente:

$$\sigma_{pq}^0 = \sigma_{pq}^S = \frac{k^2}{2} \exp(-2k_z^2 \sigma^2) \sum_{n=1}^{\infty} \sigma^{2n} |I_{pq}^n| \frac{W^n(-2k_x, 0)}{n!} \quad (2.2)$$

in cui:

σ_{pq}^0 è il coefficiente di backscattering riflesso dalla superficie in polarizzazione "q" in risposta ad un segnale emesso in polarizzazione "p"; k è il numero d'onda pari a $2\pi/\lambda$, con λ lunghezza d'onda; k_z è una quantità dipendente dalla posizione della superficie rispetto al segnale incidente ed è pari a $k \cos(\theta)$, con θ angolo di incidenza locale del radar funzione della latitudine del sito, dell'esposizione e dell'inclinazione del terreno, attraverso il modello digitale del terreno e dell'angolo di incidenza del radar; σ , è il primo parametro di rugosità del suolo, ovvero la deviazione standard delle altezze della microrugosità superficiale.

Il termine I_{pq}^n è espresso dalla somma di due parti:

Metodi

$$I_{pq}^n = (2k_z)^n f_{pq} \exp(-k_z^2 \sigma^2) + \frac{k_z^n [F_{pq}(-k_x, 0) + F_{pq}(k_x, 0)]}{2} \quad (2.3)$$

la prima contiene i termini definiti sopra, più il termine f_{pq} , detto coefficiente di Fresnel al suolo:

$$f_{VV} = \frac{2R_{\perp}}{\cos \theta}, \quad f_{HH} = \frac{2R_{\parallel}}{\cos \theta}; \quad f_{VH} = f_{HV} = 0 \quad (2.4)$$

ed esprime il rapporto tra l'intensità della radiazione riflessa e quella incidente. La seconda parte della sommatoria contiene la quantità:

$$F_{pq}(-k_x, 0) + F_{pq}(k_x, 0) = \frac{2 \sin^2 \theta (1 + R_{\perp})^2}{\cos \theta} \left[\left(1 - \frac{1}{\epsilon_r} \right) + \frac{\mu_r \epsilon_r - \sin^2 \theta - \epsilon_r \cos^2 \theta}{\epsilon_r^2 \cos^2 \theta} \right] \quad (2.5)$$

funzione del coefficiente di Fresnel R, dell'angolo di incidenza locale θ , di ϵ , costante dielettrica del suolo e reale incognita del nostro sistema, della permeabilità elettromagnetica del suolo μ , che per mezzi non ferromagnetici, quali sono le superfici naturali, viene posto pari a 1.

$W^n(-2k_x, 0)$, è la trasformata di Fourier all'n-esima potenza della funzione di autocorrelazione superficiale ACF, $\rho^n(x, y)$, moltiplicata per l'esponenziale di $(-\sigma k_z)^2$:

$$W^n(k_x, k_y) = \frac{1}{2\pi} \iint \rho^n(x, y) \exp(jk_x x + jk_y y) dx dy \quad (2.6)$$

La funzione ACF può essere descritta secondo una distribuzione di tipo gaussiana o esponenziale, e in genere per suoli naturali viene utilizzata la seconda. La funzione ACF definisce la lunghezza di correlazione CL, il secondo parametro di rugosità del suolo, indice di quanto un certo andamento della σ si ripete uguale a se stesso nell'unità di un metro.

Nonostante il modello di Fung *et al.* (1992) fosse concepito esclusivamente per suoli nudi (Bindlish and Barros, 2001) dimostrano la sua validità anche in presenza di vegetazione sparsa.

Nell'equazione di Fung *et al.* (1992) l'incognita è il coefficiente di backscattering mentre i dati in ingresso, di cui tre sono parametri caratteristici del suolo, σ , ϵ ed CL, si presumono noti. Avendo a disposizione le immagini satellitari, e quindi il coefficiente di backscattering, l'algoritmo di Fung *et al.* (1992) viene utilizzato invertito. L'inversione spesso complicata ha dato origine ad algoritmi basati sul fitting delle simulazioni IEM con un vasto range di condizioni di rugosità e umidità del suolo, ad esempio la Look Up Table (LUT) di Rahman *et al.* (2008), le reti neurali di Satalino *et al.* (2002) o il metodo Least Square di Baghdadi *et al.* (2002).

2.2.1.2 Modello di Oh *et al.*, 1992

Il modello di Oh *et al.* (1992) nasce dall'osservazione del comportamento del segnale radar, modulato a diverse frequenze, angoli di incidenza e polarizzazioni, rispetto ad un set di superfici definite da valori di contenuto idrico e rugosità superficiale variabili entro definiti range.

In particolare testò i dati polarimetrici nelle tre bande radar (X, C ed L) acquisiti da uno scatterometro montato su un autocarrato, rugosità superficiali misurate con un Laser Profile Meter su quattro superfici tipo, ottenendo valori che dai 0.32 ai 3.02 cm, e misure di umidità del suolo derivanti da prove dielettriche ad una profondità del suolo di 4 cm.

Dall'osservazione di un comportamento simile delle risposte σ_{VV}^0 e σ_{VH}^0 per qualsiasi valore di rugosità superficiale, condizione di umidità e frequenza, su un range di angoli di incidenza compreso tra i 30° e i 50°, cominciarono col studiare il comportamento del rapporto tra le due combinazioni di polarizzazione, detto *cross-polarized ratio* q ($\sigma_{VH}^0 / \sigma_{VV}^0$). In particolare osservarono che in suoli sia aridi che umidi il rapporto q aumenta rapidamente all'aumentare della rugosità fino ad un valore $k\sigma \approx 1$ dopo il quale cresce molto lentamente rimanendo invariato per livelli di rugosità superiori a quello massimo ($k\sigma > 3$), mostrando così una debole dipendenza dall'umidità del suolo. Simile comportamento nei confronti di $k\sigma$ si osserva anche per la *copolarized ratio* p , ($\sigma_{HH}^0 / \sigma_{VV}^0$), ma in più si nota un decrescere di p all'aumentare dell'angolo di incidenza e all'aumentare dell'umidità del suolo. Le curve determinate empiricamente dall'esperimento di Oh *et al.* (1992) sono:

$$q = \frac{\sigma_{HV}^0}{\sigma_{VV}^0} = 0.23\sqrt{\Gamma_0}[1 - \exp(-k\sigma)] \quad (2.7)$$

$$p = \frac{\sigma_{HH}^0}{\sigma_{VV}^0} = [1 - (\frac{2\sigma}{\pi})^{1/3\Gamma_0} \exp(-k\sigma)]^2 \quad (2.8)$$

In cui:

$$\Gamma_0 \text{ è il coefficiente di riflettività Fresnel al nadir, pari a : } \Gamma_0 = \left| \frac{1 - \sqrt{\epsilon_r}}{1 + \sqrt{\epsilon_r}} \right|^2.$$

Nel caso delle Sentinel 1 è stata utilizzata la (2.7) poiché presentano doppia polarizzazione in VH e VV. Per le immagini ASAR, polarizzate in HH e VV, è possibile invece utilizzare la seconda equazione (2.8). Tuttavia avendo di quest'ultime un numero limitato di immagini, e avendo in molte di esse, valori del segnale di ritorno VV maggiori rispetto agli HH, l'applicazione del modello di Oh *et al.* (1992) sulle ASAR, non è stata possibile.

2.2.1.3 Modello di Dubois *et al.*, 1995

Il modello di Dubois *et al.* (1995) è stato sviluppato analizzando il comportamento del segnale in 6 diverse frequenze e per le polarizzazioni HH e VV, omettendo la polarizzazione VH perché più debole rispetto alle altre due, su un suolo nudo. Infatti viene osservato che all'aumentare dell'indice di vegetazione NDVI, per valori maggiori di 0.4, il modello tende a sottostimare l'umidità del suolo e a sovrastimare la rugosità superficiale. Il limite entro il quale ha senso l'applicazione del modello di Dubois *et al.* (1995) è definito dal rapporto tra $\sigma_{VH}^0 / \sigma_{VV}^0$ di circa -11 dB. Viene dimostrato che analizzando un suolo vegetato con umidità del suolo nota e vicina al punto di saturazione, mascherando le aree che presentano tale valore del rapporto tra la banda *cross* e la banda *like polarization*, la stima del contenuto idrico è più prossima a quella reale. Il modello lega linearmente il segnale di backscattering espresso in dB con la costante dielettrica del suolo. Il campo di validità è per valori di $k\sigma < 2.5$, per angoli di incidenza maggiori di 30° e ristretto alle sole per le co-polarizzazioni (VV o HH):

$$\sigma_{hh}^0 = 10^{-2.75} \frac{\cos^{1.5} \theta}{\sin^5 \theta} 10^{0.028\epsilon \tan \theta} (k\sigma \sin^{1.4} \theta) \lambda^{0.7} \quad (2.9)$$

$$\sigma_{vv}^0 = 10^{-2.35} \frac{\cos^3 \theta}{\sin \theta} 10^{0.046\epsilon \tan \theta} (k\sigma \sin^3 \theta)^{1.1} \lambda^{0.7} \quad (2.10)$$

Metodi

Tuttavia il modello di Dubois *et al.* (1995) non tiene conto della topografia del sito, poiché definito su siti pianeggianti, ma osserva che sovrastimerebbe la σ sottostimerebbe la ϑ in superfici inclinate verso la direzione del radar, viceversa sottostimerebbe la rugosità e sovrastimerebbe l'umidità del suolo in superfici inclinate in direzione opposta al radar. Inoltre non considera l'altro parametro di rugosità presente invece nel modello di Fung *et al.* (1992) la lunghezza di correlazione CL, perché considerato un parametro difficile da stimare e dipendente dal metodo con cui viene misurato.

2.2.1.4 Modello di Baghdadi *et al.*, 2016

Si è scelto di testare il modello di Baghdadi (Baghdadi *et al.*, 2016), evoluzione di quello di Dubois *et al.* (1995), in quanto definisce un'espressione anche per la polarizzazione VH. La VH è quella che risente maggiormente della presenza di copertura vegetale e per questo si è ipotizzata una relazione tra essa e l'indice NDVI. Baghdadi *et al.* (2016) esprime anche una nuova equazione per le *like polarization*, ovvero:

$$\sigma_{VV}^0 = 10^{-1.138} (\cos\vartheta)^{1.528} 10^{0.008 \cotan(\vartheta)mv} (k\sigma)^{0.71 \sin(\vartheta)} \quad (2.11)$$

$$\sigma_{VH}^0 = 10^{-2.325} (\cos\vartheta)^{-0.01} 10^{0.011 \cotan(\vartheta)mv} (k\sigma)^{0.44 \sin(\vartheta)} \quad (2.12)$$

2.2.2 Modello di interpretazione del segnale ottico

Il comportamento spettrale della vegetazione è dipendente da diversi fattori riguardanti la struttura stessa della pianta (Figura 2.13):

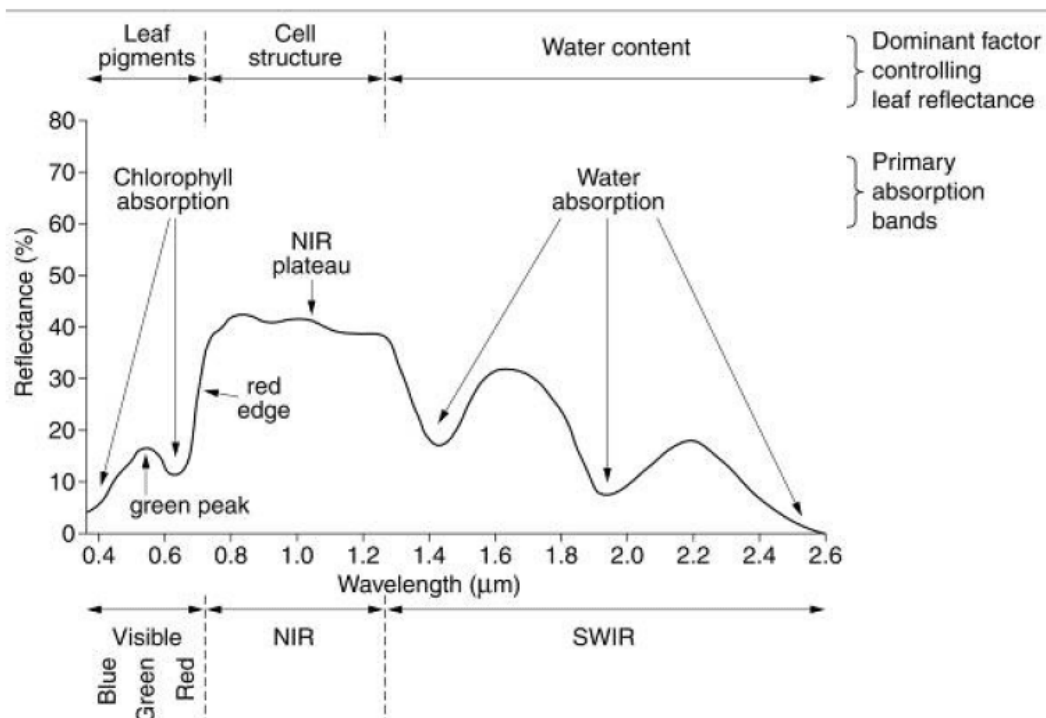


Figura 2.13: Comportamento spettrale della vegetazione

- I pigmenti fogliari: clorofilla, xantofilla e il carotene sono i pigmenti responsabili della porzione di energia riflessa nel campo del visibile (VIS). In particolare la clorofilla, presente in percentuale maggiore rispetto agli altri (65%), è responsabile dell'assorbimento nelle bande del blu e del rosso, mentre ha un massimo di riflettività nel verde, motivo per cui il mondo vegetale ci appare così. Il carotene invece assorbe nel blu e nel verde mentre riflette nel rosso e il risultato è una colorazione giallo arancio tipico delle foglie con mancanza di clorofilla.

-la struttura fogliare: incide sulle emissioni nel campo dell'infrarosso vicino (NIR) e per essa si intende l'organizzazione spaziale delle cellule della foglia che cambiano a seconda della specie vegetativa. La radiazione infrarossa non interagisce con i cloroplasti, sede dei diversi tipi di clorofilla, ma a seconda della struttura cellulare della foglia viene quasi interamente riflessa lasciando la residua a fenomeni di trasmissione e assorbimento. Infatti i pigmenti in parte sono trasparenti e trasmettono, mentre l'acqua contenuta nella foglia è causa dell'assorbimento. In telerilevamento questo potere della vegetazione di emettere nella banda dell'infrarosso vicino è una grande risorsa, un'ulteriore via per indagare sul tipo di specie, sullo stadio fenologico e sullo stato di salute della vegetazione. Infatti la più o meno alta riflettività è direttamente correlata alle dimensioni del mesofillo che si interpone tra lo strato superiore e inferiore e che dipende da tutti questi fattori.

-il contenuto d'acqua: attraverso l'assorbimento dell'irradianza da parte dell'acqua nella banda infrarossa ad onde corte (SWIR), si può diagnosticare lo stress idrico nelle piante.

Il Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) è un indice che valuta la presenza di attività fotosintetica in quanto mette in relazione lo spettro del rosso, in cui c'è l'assorbimento della clorofilla, e quello del vicino infrarosso in cui le foglie riflettono la luce per evitare il surriscaldamento. I valori sono necessariamente compresi tra -1 e +1. La presenza di vegetazione assume valori maggiori di 0.2. La sua formula dunque mette in relazione la riflettanza delle superfici investigate nelle due bande spettrali:

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \quad (2.13)$$

2.3 Modello ecoidrologico LSM-VDM

Il modello ecoidrologico LSM-VDM sviluppato da Montaldo *et al.*, 2008 è un modello che accoppia il Land Surface Model (LSM) di Montaldo and Albertson (2001) con un modello che simula la dinamica della vegetazione (Vegetation Dynamic Model, VDM), mediante l'utilizzo dell'indice di area fogliare LAI. Il LSM è un modello di bilancio idrologico che simula i processi idrici ed energetici che avvengono sulla superficie del suolo (Figura 2.1) con una risoluzione temporale di trenta minuti e include oltre ad un suolo nudo, anche due tipi di copertura vegetale (erba e vegetazione arborea (WV)). La modellazione dello strato termico superficiale è basata sul *force-restore method* di (Noilhan and Planton, 1989; Montaldo and Albertson, 2001) nel quale i processi energetici sono descritti da un'azione "forzante" che avviene in superficie tra suolo ed atmosfera che scambiano flussi energetici di radiazione netta, calore latente e calore sensibile, e da una azione di "restaurazione" che interessa gli strati più profondi e che sostanzialmente spinge la temperatura superficiale verso la zona radicale delle piante. Considerando dunque una colonna verticale di suolo e operando un bilancio idrologico simulando i processi di infiltrazione, evapotraspirazione, scorrimento superficiale e drenaggio, il *force-restore method* simula l'umidità del suolo nella parte superficiale e radicale (*root zone*) del suolo.

Metodi

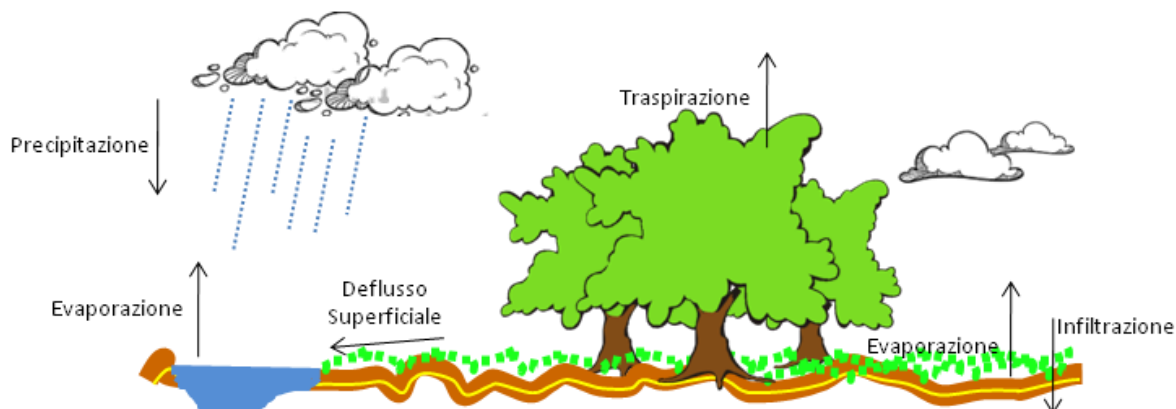


Figura 2.14. Schema dei principali processi coinvolti nel bilancio idrologico

Il VDM invece simula con passo giornaliero l'andamento della biomassa verde, morta e delle radici, funzione della respirazione delle piante. Come ogni organismo vivente infatti le piante respirano e quindi scambiano quantità di acqua e gassose di CO₂ tra le aperture stomatiche delle foglie e l'ambiente esterno che, in un territorio come quello sardo soggetto per la maggior parte dell'anno a stress idrico, è rappresentato principalmente dalla disponibilità della risorsa idrica (simulata dal LSM), piuttosto che dai nutrienti. I principali processi coinvolti sono la fotosintesi, l'allocazione dei principali prodotti della fotosintesi alle radici e al comparto verde, la respirazione e la senescenza. All'interno delle equazioni che descrivono tali processi il LAI, rappresentando la superficie di vegetazione per unità di superficie svolge un ruolo fondamentale perché quantifica la parte vegetata e quindi le quantità degli scambi gassosi che avvengono con l'atmosfera. All'interno del modello ecoidrologico i valori di LAI sono simulati dal VDM in funzione della biomassa attraverso un'espressione lineare (Montaldo *et al.*, 2005). In questo caso però i valori di LAI (Figura 2.15) utilizzati sono stati ottenuti attraverso una riscatatura dei valori di NDVI derivati dalle Sentinel 2 attraverso la formula(2.14):

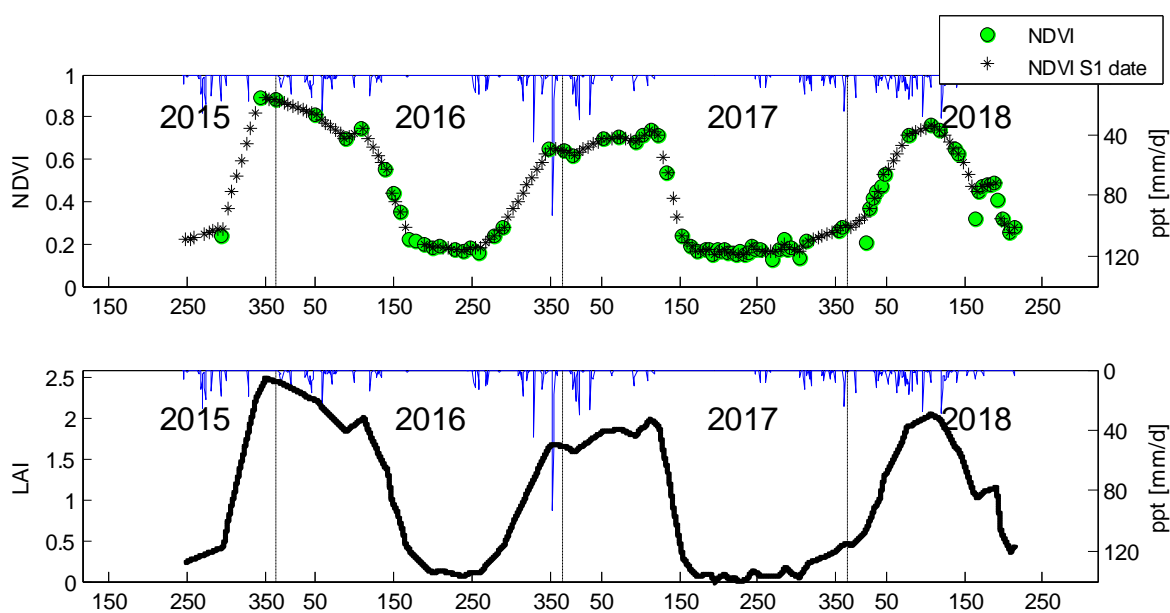


Figura 2.15. Dall'NDVI al LAI, input del modello LSM-VDM

$$LAI(t) = LAI_{min} + \frac{NDVI(t) - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} * (LAI_{max} - LAI_{min}) \quad (2.14)$$

In cui LAI_{min} è stato posto pari a zero, LAI_{max} a 2.5 ed $NDVI_{min}$ e $NDVI_{max}$ sono i valori minimo e massimo che l'NDVI ha assunto in quel sito (o campo) nell'intervallo temporale interessato, in questo caso dal 1 settembre 2015 al 1 agosto 2018. In Figura 2.15 sono riportati in alto i valori NDVI derivato dalle immagini S2, in verde quelli originali nelle date S2 disponibili, e in nero i valori interpolati con media mobile nelle date delle immagini radar S1, per un campo vegetato grass (campo E). Mentre sempre in Figura 2.15 in basso sono riportati i valori di LAI ottenuti con la relazione (2.14).

Descrizioni più dettagliate del modello LSM-VDM si trovano in Montaldo *et al.*(2005, 2008 e 2013).

In questa tesi il LSM-VDM è stato calibrato con le osservazioni dell'umidità del suolo in due campi rappresentativi caratterizzati da vegetazione erbacea, e successivamente validato negli stessi campi, con le osservazioni 2017 e 2018. Una volta validati i dati del modello sono stati a loro volta utilizzati per le validazioni delle stime da radar nel 2016, in cui non sono state fatte misurazioni a terra, e nel 2017 e 2018 per un'analisi completa di tutto l'anno, poiché le campagne sperimentali hanno interessato brevi periodi nel quale era fondamentale osservare la diminuzione della riserva idrica dal periodo primaverile a quello estivo. In Figura 2.16 vengono riportate le calibrazioni 2003-2004 per due dei sei campi oggetto di studio di questa tesi, e in Figura 2.17 e Figura 2.18 le validazioni del 2017 e 2018 nei quali il LAI è stato inserito come descritto sopra (2.14)

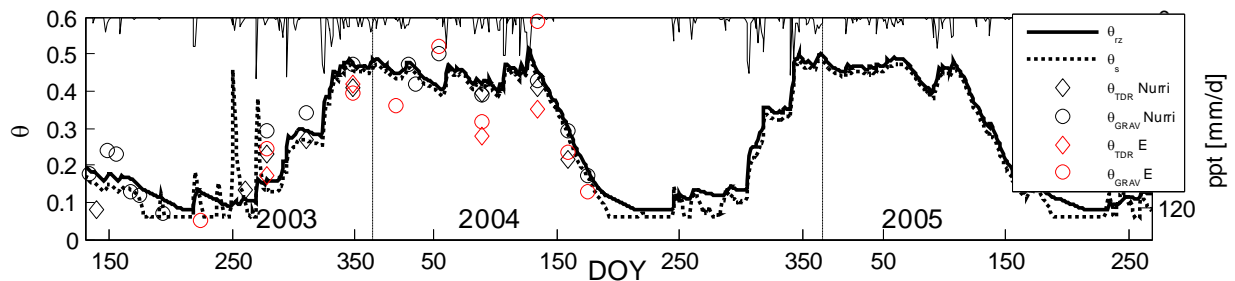


Figura 2.16. Calibrazione LSM-VDM 2003-2004 (campi E ed I, Nurri)

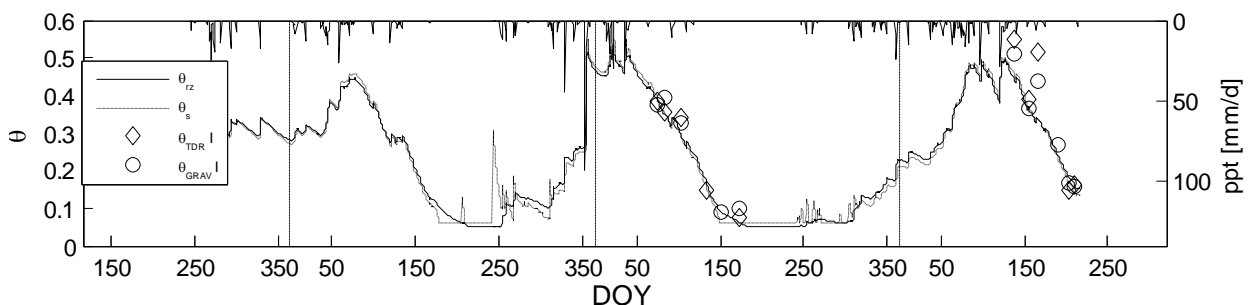


Figura 2.17. Validazione LSM-VDM 2017-2018 (campo I Nurri)

Metodi

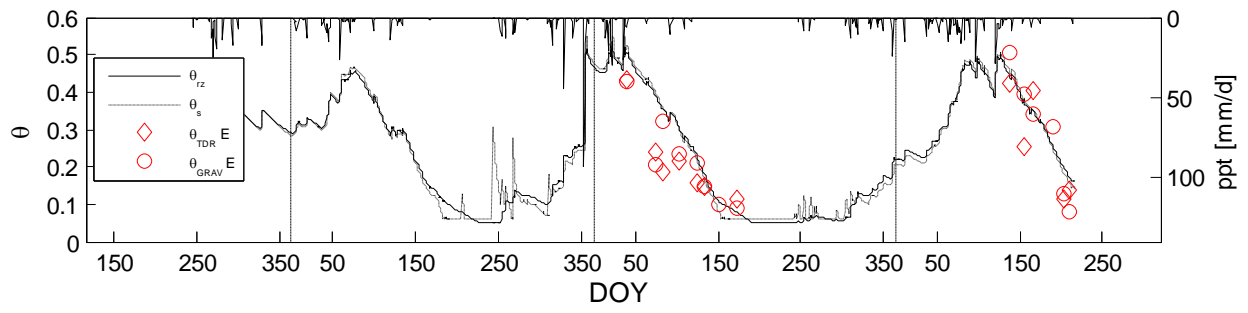


Figura 2.18. Validazione LSM-VDM 2017-2018 (campo E)

Capitolo 3

Case in study: the Mulargia Basin (Abstract)

The site that consists the object of study is the basin of Mulargia (an area of approx. 65 km²), sub-basin of Flumendosa (total area of 1800 km²), located in central-eastern Sardinia, between the provinces of Nuoro and Cagliari. The Flumendosa basin is an important water reserve of the Sardinian hydrological system, because of the presence of dams that collect considerable reservoirs, thanks to which it becomes possible to meet the water needs of a great part of the island's south, including those of the regional capital, Cagliari.

The basin is characterised by notable slopes in the northern and southern zones. In the central-eastern zone of the basin, adjacent to the inhabited sites of Nurri and Orroli, stretches a broad, flatter area. The vegetation in the basin emerges modified in part by human activities, such that this part of the basin, previously covered by the typical Mediterranean Maquis shrubland, is now used as pasture. The urbanised areas are limited (approx. 2.5%). The vegetation consists predominantly by spontaneous vegetation (grass – approx. 61%), but bushes and shrubs typical of Maquis shrubland, as well as cork oaks (*Quercus suber*), are also present.

The land is used mainly for agriculture (approx. 48%) and as pasture (approx. 40%), but there are also sparse, uncultivated zones and limited woodland areas. The orography is somewhat rugged and rocky micro-reliefs are often present. An important database of historical hydrological data (since 1922) is available, in addition to detailed digital information regarding the orography and the physical geography of the drainage basin.

In the northern zone of the basin, six sites representative of the drainage basin have been identified - which will be called “fields” - characterised by several types of soil and vegetation cover. In these fields, point measurements of soil moisture have been taken, by means of two methods: direct (gravimetric) and indirect (through the Theta Probe sensor), covering an area approx. 90 x 90 m for each field.

Caso di studio: il Bacino del Mulargia

3.1 Sito sperimentale

Il sito oggetto di studio è il bacino del Mulargia (area di circa 65 km²), sottobacino del Flumendosa (area totale di 1800 km²), localizzato nella Sardegna centro-orientale, tra le province di Nuoro e di Cagliari. Il bacino del Flumendosa è un importante riserva del sistema idrico della Sardegna, in quanto vi sono localizzate dighe che sottendono importanti invasi, grazie ai quali è possibile soddisfare le esigenze idriche di gran parte del sud dell'isola, oltre che del capoluogo regionale Cagliari.



Figura 3.1. Scorcio di una vallata all'interno del bacino del Mulargia (28/06/2017)

Il bacino è caratterizzato da notevoli pendenze nella zona più a nord e in quella a sud più a valle. Nella zona centro-est del bacino (limitrofa ai centri abitati di Nurri e Orroli) si estende un'ampia area più pianeggiante (Figura 3.1). La vegetazione nel bacino risulta in parte modificata dalle attività umane, cosicché la parte del bacino, prima interamente ricoperto della tipica macchia mediterranea, è ora adibito a pascolo. Le aree urbanizzate sono modeste (circa il 2.5%). La vegetazione è costituita prevalentemente da vegetazione spontanea (*grass*) (61% circa), ma sono presenti anche cespugli e arbusti tipici della macchia mediterranea, e piante di quercia da sughero. Il territorio è adibito prevalentemente ad agricoltura (48% circa) e a pascolo (40% circa) ma non mancano zone incolte e rade e limitate zone boschive. L'andamento orografico è alquanto tormentato e sono spesso presenti microrilievi rocciosi. È disponibile una importante base di dati idrologici storici (dal 1922) oltre che le informazioni digitali di dettaglio della orografia e delle proprietà fisiografiche del bacino idrografico.

Il clima è tipico mediterraneo, piovoso nelle stagioni invernali e molto arido nelle stagioni estive. La precipitazione media annua relativa al bacino è circa di 56 mm, per la maggior parte concentrata in Dicembre-Gennaio, mentre il mese più arido risulta essere quello di Luglio.

Le ridotte dimensioni del bacino e la pendenza dei versanti influiscono sulla scelta del tipo di immagini da utilizzare, che pertanto necessitano essere ad elevata risoluzione spaziale.

3.2 Campi sperimentali

La campagna sperimentale in campo è una parte fondamentale del lavoro di stima dal satellite perché consente di calibrare e validare il dato radar. Le prime campagne sono partite dal marzo 2003 e si sono concluse nell'estate del 2004 grazie ad un precedente progetto di ricerca per il quale è stata possibile l'acquisizione delle prime immagini satellitari ASAR.

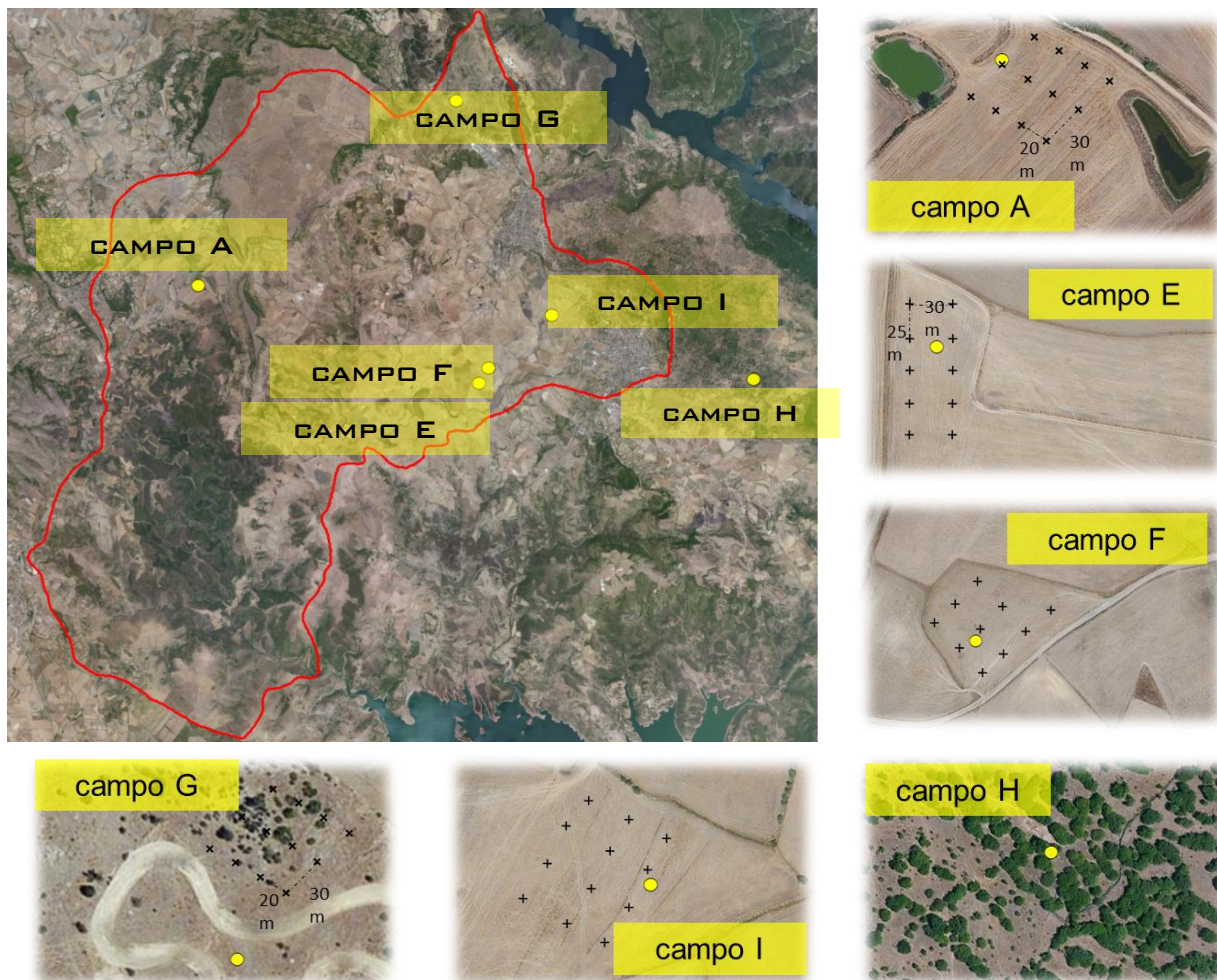


Figura 3.2. Siti sperimentali all'interno del bacino del Mulargia

La zona in cui sono state concentrate le misurazioni a terra è quella settentrionale del bacino. In particolare sono stati individuati 6 siti rappresentativi del bacino idrografico, chiamati campi, caratterizzati da diversi tipi di suolo e copertura vegetale sui quali si sono effettuate misure puntuali di umidità del suolo con i due metodi: diretto (gravimetrico) e indiretto (FDR), coprendo un'area di circa 90 x 90 m per ciascun campo (Figura 3.2).

Il campo A è un campo con una pendenza di circa 20°, la cui parte bassa costeggia la strada sterrata da cui si accede (visibile in Figura 3.2, campo A e in Figura 3.3) e nel quale sono presenti due piccoli laghi artificiali. Il sito è stato visitato soltanto nel 2017, nelle date del 31/05/2017 e 22/06/2017. Nel campo viene seminato il foraggio estivo e il suolo risulta sabbioso.

Caso di studio: il Bacino del Mulargia



Figura 3.3. Foto campo A:2017 (31/05/2017)

I campi E, F e I sono campi adibiti al pascolo e il foraggio naturale che vi cresce viene raccolto nella stagione secca.

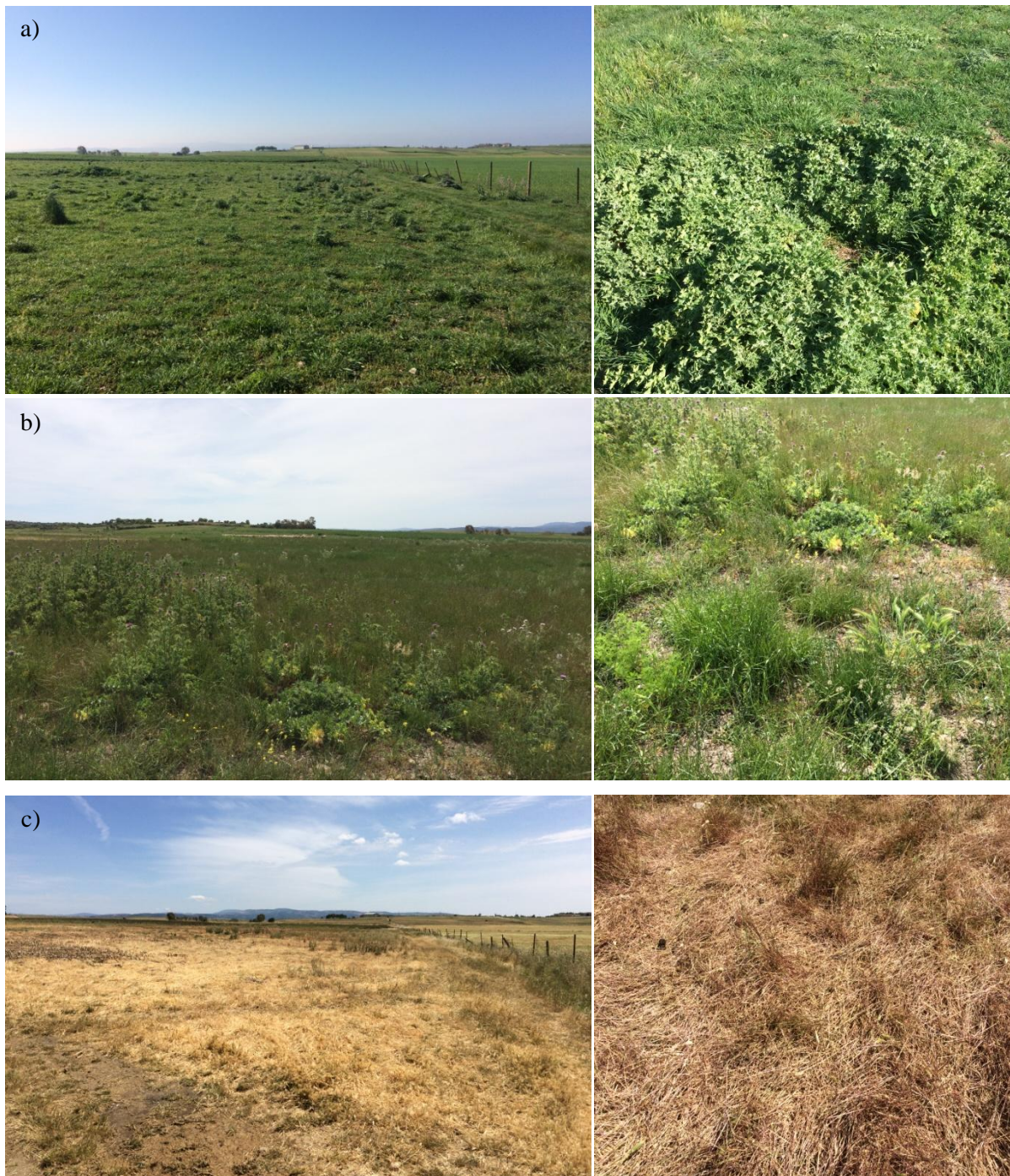


Figura 3.4. Foto campo E 2017: a)24/03/2017; b) 13/04/2017; c) 31/05/2017

In particolare il campo E (Figura 3.4) presenta, nella parte più alta, una vegetazione erbacea più acerba (esempio il cardo mariano o piante erbacee spinose), e il terreno risulta poco profondo con presenza di pietrame superficiale, mentre, nella parte centrale e bassa, il terreno si fa più profondo e la vegetazione è foraggera.

Caso di studio: il Bacino del Mulargia

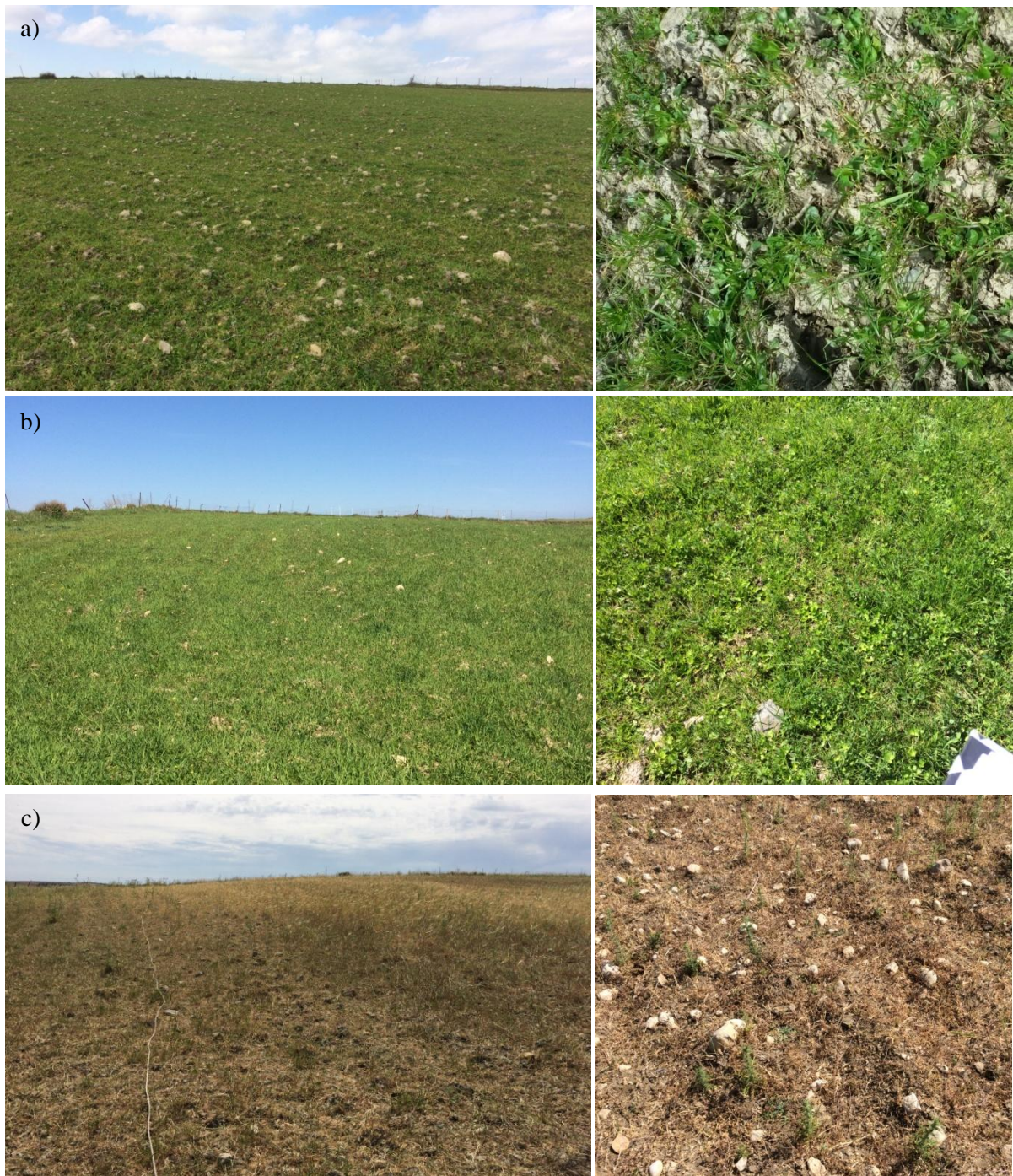


Figura 3.5. Foto campo F: a) 24/03/2017; b) 13/04/2017; c) 31/05/2017

Il campo F (Figura 3.5), a pochi metri di distanza dal campo E, presenta caratteristiche simili a quelle del campo E, quindi in una zona più alta il terreno è più sabbioso e sono presenti pietre in superficie, mentre nella parte bassa il terreno è argilloso e profondo, ma risulta di pendenza più accentuata rispetto al campo E. Nel campo F l'erba rimane sempre più bassa rispetto a quella nel campo E.



Figura 3.6. Foto campo I: a) 17/03/2017; b) 31/05/2017

Il campo I (Figura 3.6), prevalentemente in piano, è anch'esso adibito al pascolo e la vegetazione spontanea è tutta finalizzata all'approvvigionamento naturale del bestiame.

Caso di studio: il Bacino del Mulargia



Figura 3.7. Foto campo G: a) 17/03/2017; b) 13/04/2017; c) 31/05/2017

Il campo G (Figura 3.7) è una area individuata all'interno di un circuito di ippodromo nel quale la vegetazione è tipica della macchia mediterranea, costituita da cespugli e alberi selvatici e il suolo poco profondo, e presenta anche delle zone con rocce superficiali piatte.

Infine il campo H (Figura 3.8), sito ad Orroli, presenta un suolo poco profondo e la vegetazione naturale è composta da olivastri selvatici, querce da sughero, zone erbose alternate a zone cespugliose. Informazioni più dettagliate si trovano nelle pubblicazioni (Montaldo *et al.*, 2008; Montaldo *et al.*, 2013) che hanno interessato il medesimo sito.



Figura 3.8. Campo H Orroli: 24/03/2017

Nel 2018 le campagne hanno interessato unicamente i campi E ed I e di seguito di riportano alcune immagini, per comprendere quanto la dinamica della vegetazione sia differente rispetto al 2017.

Caso di studio: il Bacino del Mulargia



Figura 3.9. Foto campo E 2018: a)18/05/2018; b) 09/07/2018; c) 30/07/2018



Figura 3.10. Foto campo I2018: a)18/05/2018; b) 09/07/2018; c) 30/07/2018

Caso di studio: il Bacino del Mulargia

3.3 Campagne di misura a terra (2003-2004)

Nell'ambito del progetto ASI 2003 del Politecnico di Milano e PRIN 2006, in Sardegna, tra il 2003 e 2004 sono stati individuati e monitorati all'interno del bacino una serie di campi, tra i quali quelli descritti al punto precedente, e sono state acquisite misure sperimentali di attraverso le tecniche TDR e gravimetriche.

MISURE TDR																	
DATA																	
CAMPO	14/03/2003	26/03/2003	08/04/2003	14/04/2003	24/04/2003	30/04/2003	13/05/2003	19/05/2003	29/05/2003	04/06/2003	17/06/2003	23/06/2003	13/08/2003	18/09/2003	06/10/2003	06/11/2003	15/12/2003
A	0.2870	0.2610	0.3360	0.3310	0.1340	0.1470	0.0880	0.0880	0.1400					0.1024	0.1816	0.1503	0.3591
B	0.3661	0.2335		0.3665													
C	0.4135	0.3567		0.3230													
D	0.2474	0.3128		0.1723													
E		0.2215	0.2605	0.2017	0.1184	0.0903	0.3140	0.0693						0.1011	0.1740	0.4496	0.4198
F		0.1742	0.1821	0.2003	0.0961	0.6395		0.0558						0.0935	0.1936	0.1721	0.2986
G			0.2820	0.1575	0.1644	0.4015		0.0000						0.1219	0.1867	0.5408	0.0000
I					0.1402			0.0818						0.1308	0.2307	0.2688	0.4092
TR.H					0.1130	0.1390		0.0760						0.1820	0.2380	0.5060	0.4260

MISURE GRAVIMETRICHE																	
DATA																	
CAMPO	14/03/2003	26/03/2003	08/04/2003	14/04/2003	24/04/2003	30/04/2003	13/05/2003	19/05/2003	29/05/2003	04/06/2003	17/06/2003	23/06/2003	13/08/2003	18/09/2003	06/10/2003	06/11/2003	15/12/2003
A	0.3114	0.2994		0.3398			0.1369		0.2785	0.2304	0.1312	0.1229	0.0682		0.2342	0.2634	0.3776
B	0.3661	0.2335		0.3665													
C	0.4134	0.3862		0.4800													
D	0.2807	0.1485		0.2753													
E		0.2162		0.1990			0.1128		0.2204	0.2130	0.0988	0.1044	0.0517		0.2462	0.3083	0.3963
F		0.2250		0.2442			0.1150		0.2044	0.2071	0.0529	0.0584	0.0450		0.1974	0.2400	0.2720
G							0.1017	0.1575	0.4196	0.3149	0.1865	0.1177	0.0636		0.2834	0.6557	0.0000
I							0.1782		0.2383	0.2305	0.1301	0.1201	0.0690		0.2904	0.3426	0.4714
TR.H	0.0000								0.1900	0.1100	0.1100	0.0800	0.0700		0.1900	0.3600	0.3600

Tabella 3.1. Campagna sperimentale 2003: misure gravimetriche e TDR

Nella Tabella 3.1 sono riportate le misure acquisite col metodo TDR e gravimetriche nel 2003 e in Tabella 3.2 quelle 2004. In giallo sono evidenziate le date nelle quali c'è stata la contemporanea acquisizione del dato di umidità a terra con le immagini satellitari ASAR.

Per maggiori dettagli sulle campagne sperimentali avvenute tra il 2003 e 2004 si veda la tesi di dottorato di Caschili (Caschili, 2004).

MISURE TDR							
DATA							
19/01/2004	29/01/2004	04/02/2004	23/02/2004	29/03/2004	13/05/2004	07/06/2004	23/06/2004
				0.2642	0.2789		
				0.2774	0.3495		
				0.2163	0.2429		
				0.3546			
				0.3922	0.4084	0.2173	
				0.2790	0.4220		

MISURE GRAVIMETRICHE							
DATA							
19/01/2004	29/01/2004	04/02/2004	23/02/2004	29/03/2004	13/05/2004	07/06/2004	23/06/2004
0.4821	0.3963	0.4030	0.5457	0.6350	0.3410		
0.3596		0.4172	0.5213	0.3150	0.5900	0.2339	0.1271
		0.2292	0.3185	0.1900	0.2450	0.1940	
0.0000	0.0000	0.0000	0.3100	0.3600	0.0000		
	0.4741	0.4609	0.6900	0.5500	0.4300	0.2923	0.1673
0.3300	0.4440	0.3630	0.4950	0.2600	0.4200	0.1629	0.0759

Tabella 3.2. Campagna sperimentale 2004: misure gravimetriche e TDR

3.4 Campagne di misura a terra (2017-2018)

Le campagne sperimentali di misure di umidità del suolo hanno avuto luogo negli stessi campi individuati tra il 2003 e il 2004 ed hanno interessato un periodo che va da febbraio a giugno 2017 e da maggio a luglio 2018 (Tabella 3.3).

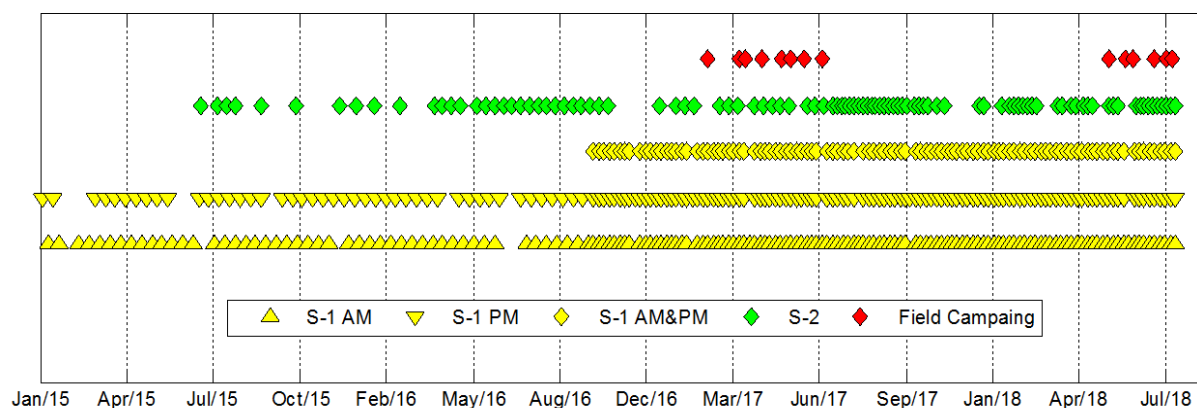


Tabella 3.3. Disponibilità temporale dei dati satellitari e delle misurazioni a terra

In giallo sono rappresentate le date delle immagini radar Sentinel-1A e 1B, in verde le immagini ottiche Sentinel-2A e 2B e in rosso le date in cui sono state effettuate le misurazioni di umidità del suolo in campo. Si può notare come a partire da settembre 2016 con S-1B, i dati radar in un giorno raddoppiano, avendo a disposizione un'immagine la mattina, circa le 7:00, e una il pomeriggio, circa le 17:00 (AM e PM).

Le misure sperimentali su campo sono una parte essenziale del lavoro di calibrazione e validazione dei dati satellitari. Le date delle spedizioni sono state dettate in parte dai passaggi previsti per il passaggio del satellite Sentinel-1, in parte dal fatto che dal punto di vista idrologico è interessante poter monitorare la curva discendente dell'umidità del suolo. Nel 2017, un anno estremamente secco, gli eventi di precipitazione si sono interrotti a partire dal mese di marzo (vedi Figura 3.11) e quindi le misure su campo sono cominciate tra febbraio–marzo e si sono concluse relativamente presto perché le condizioni idriche estreme sono state raggiunte già nel mese di giugno. Al contrario nel 2018, in cui le precipitazioni hanno interessato quasi ininterrottamente tutto il periodo da febbraio fino a luglio, le spedizioni sono partite in ritardo rispetto al 2017 e si sono concluse a fine luglio. In Figura 3.11, nel quale si osservano i dati pluviometrici della stazione di Orroli, colmata nei periodi in cui è stata dismessa con i dati delle stazioni vicine del Mulargia e del Flumendosa, emerge in maniera evidente la diversità tra gli anni 2016, 2017 e 2018.

Caso di studio: il Bacino del Mulargia

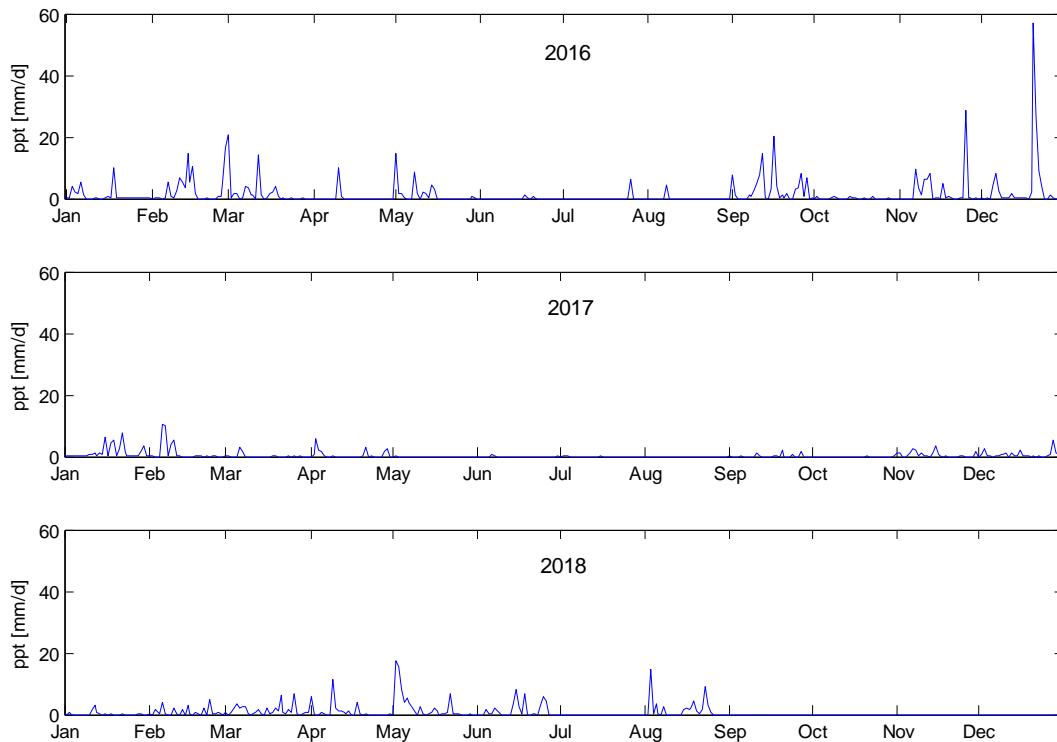


Figura 3.11. Precipitazioni negli anni 2016, 2017 e 2018 (stazione di Orroli, Mulargia e Flumendosa)

I metodi utilizzati per la stima della componente idrica sono il metodo gravimetrico e il metodo di misura indiretta utilizzato dal Theta Probe.

Il metodo gravimetrico è il metodo diretto di stima dell'umidità del suolo e prevede il prelievo di un campione indisturbato di terra che viene successivamente analizzato in laboratorio: viene quindi pesato umido, essiccato in stufa a 105°C per alcuni giorni, finché il suo peso si stabilizza, viene ripeso secco e dopodiché viene calcolato il volume per differenza di livello immergendo il campione secco, precedentemente isolato con della paraffina liquida, in un *becker* graduato contenente acqua (passaggi riassunti in Figura 3.12).

Una volta ottenuto il volume del campione, quindi al netto del volume di paraffina utilizzata per isolare il campione, è possibile calcolare la densità del provino, $\rho_{bulkdensity}$ come rapporto tra peso secco netto (P_{ndry}) e volume e infine il contenuto gravimetrico di acqua nel provino attraverso la formula:

$$\vartheta_{grav} = \frac{P_{nwet} - P_{ndry}}{P_{ndry}} * \frac{\rho_{water}}{\rho_{bulkdensity}} \quad (3.1)$$

in cui la densità dell'acqua ρ_{water} è posta pari a 1 g/cm³ e quella della paraffina utilizzata pari a 0.8 g/cm³.



Figura 3.12. Misure gravimetriche, dal prelievo del campione al calcolo del volume in laboratorio



Figura 3.13. Sonda TDR ML3 Theta Probe

Caso di studio: il Bacino del Mulargia

Le misure indirette di umidità del suolo sono state effettuate attraverso la Theta Probe Soil Moisture Sensor ML3 della AT Delta-T Device (Sensor, 2000). La sonda è composta da 4 elementi conduttori in acciaio di 6 cm i quali, una volta infissi nel terreno (Figura 3.13), all'attivazione di un interruttore generano un impulso di frequenza di 100 MHz che attiva le particelle d'acqua contenute nel suolo le quali, a loro volta, rispondono eccitandosi e producendo un segnale di risposta che viene captato dalla sonda stessa. Questa risposta è naturalmente la permittività elettrica (definita anche come costante dielettrica ϵ), ovvero una misura che descrive il comportamento di un corpo, in questo caso del suolo, in presenza di una sorgente elettrica. Considerando che la permittività elettrica dell'acqua è di circa 81, quella del suolo circa 4 e dell'aria circa 1 è evidente che un valore alto di permittività sarà relativo ad un terreno umido e uno basso ad un terreno asciutto.

Il metodo gravimetrico è il più affidabile ma anche il più oneroso in termini di tempo. Le misure in genere hanno dato valori di umidità leggermente più alti rispetto a quelli forniti da Theta Probe fatto probabilmente dovuto alla profondità con cui si preleva il campione di terra che risulta leggermente superiore a quella raggiunta dagli elementi conduttori del Theta probe.

Nel particolare sito sperimentale di Orroli, campo H, le misure di umidità del suolo sono state condotte attraverso una sonda FDR CS616 della Campbell Scientific che fornisce dati in continuo (semiorari) e presenta una lunghezza di 300 mm.

In Figura 3.14 sono riportati i valori di umidità del suolo nei tre campi E, I ed H monitorati negli anni 2017 e 2018. I restanti campi A, F e G sono stati oggetto di interesse nel 2017, ma nel 2018 si è preferito concentrare le analisi sui campi di cui si disponevano maggiori informazioni dall'anno precedente, in questo caso il campo E, ma anche quei campi in cui si aveva una storicità di informazioni, come nel caso dei campi di Nurri e Orroli. Nel 2017 infatti in ogni uscita era impossibile riuscire a prelevare campioni in ciascuno dei sei campi per questo motivo il numero di dati in ciascun campo è variabile, perché diversi sono i giorni in cui si è andati fisicamente. Tuttavia il campo E è quello monitorato il maggior numero di giorni. In oltre le date delle campagne sperimentali sono state dettate dai passaggi dei satelliti Sentinel-1, ma data l'elevata ripetitività delle rivisitazioni delle stesse zone (5 giorni), solo in alcuni casi erano coincidenti. Negli altri casi si è ipotizzato che le condizioni idriche rimanessero inalterate nell'arco di cinque giorni, salvo eventi meteorici. Questo discorso è stato ancor più valido in un anno come il 2017 in cui le precipitazioni si sono arrestate dal mese di marzo. Ad ogni modo è evidente quanto l'anno 2018 sia temporalmente traslato rispetto al 2017 in ciascuno dei tre campi di almeno due mesi.

In Figura 3.14 sono rappresentati con una linea continua i dati di umidità del suolo modellati dal LSM-VDM, con un asterisco i dati gravimetrici e con una crocetta i dati derivati dal Theta Probe. Tra i dati misurati a terra con i due metodi si osservano, in alcuni casi, delle discrepanze in quanto i dati riportati in grafico sono una media di tutte le misure effettuate in ciascun campo. Come si può osservare dalla Figura 3.2 infatti, all'interno di ciascun campo è stata individuata una maglia di circa dodici punti, distanti tra loro dai 15 a 20 metri, su ciascuno dei quali sono state acquisite una media di tre valori di umidità del suolo con la sonda Theta Probe, ottenendo quindi circa 36 misure indirette di umidità del suolo. Al contrario, col metodo gravimetrico, sono stati scelti tre dei dodici punti all'interno del campo e su di essi sono stati fatti i prelievi gravimetrici. Perciò i valori riportati nel grafico sono relativi ad una numerosità di dati differente, nonché a parti del campo, che seppur di ridotte dimensioni, presentano caratteristiche differenti che con la media dei Theta Probe copre l'intero campo, mentre col gravimetrico solo una parte di esso.

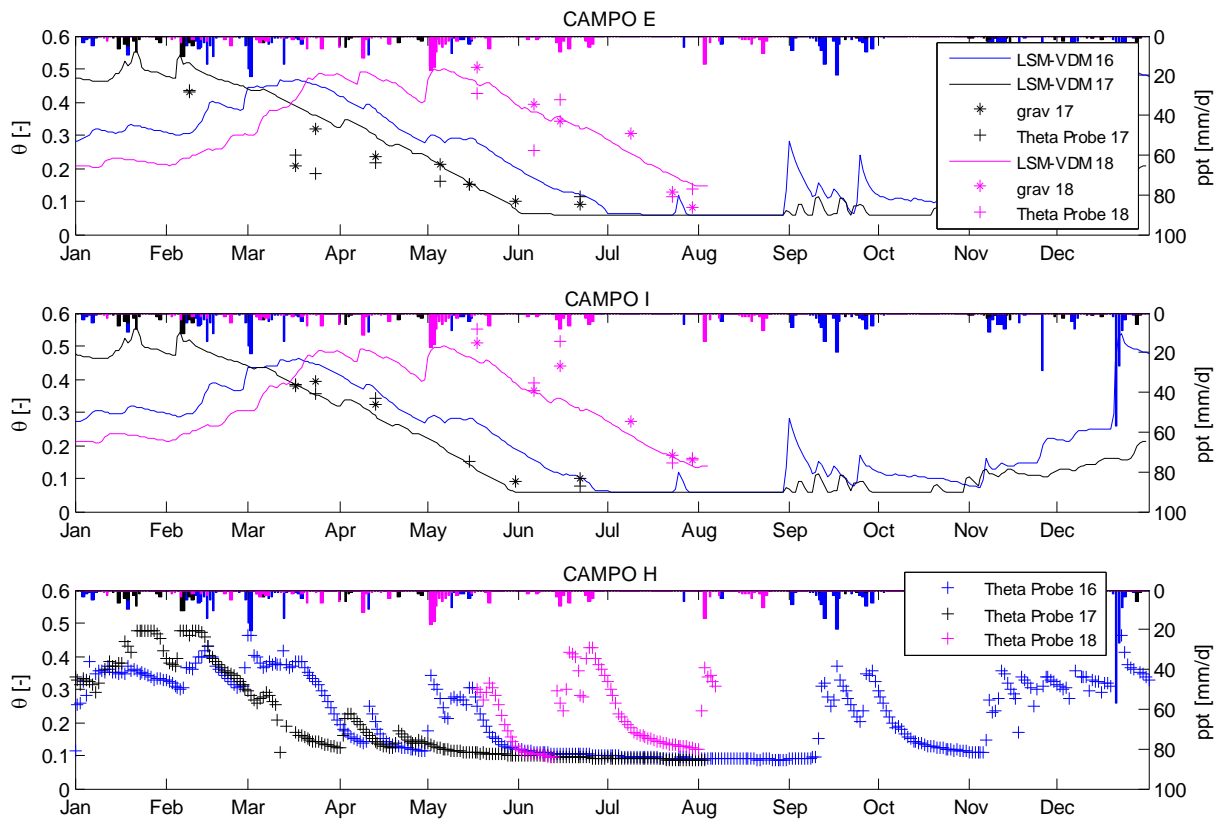


Figura 3.14. Misure di umidità del suolo modellate e misurate a terra per i campi E, I (Nurri) e H (Orroli) per gli anni 2016, 2017 e 2018

Un passo fondamentale delle misure indirette consiste nella calibrazione attraverso l'uso di dati diretti. Di conseguenza i dati derivati dalla sonda Theta Probe sono stati calibrati attraverso le misure gravimetriche. Pertanto laddove è stato prelevato il campione gravimetrico, contemporaneamente è stata fatta una lettura attraverso la sonda Theta Probe. I dati che la sonda fornisce sono diversi e in particolare per la calibrazione sono stati usati i valori espressi in millivolt. Il procedimento è stato effettuato seguendo quanto descritto nel manuale a supporto dell'utilizzo della sonda (Sensor, 2000), e precisamente, rispetto al campo E nel 2017, tutti i dati in millivolt, convertiti in volt, registrati durante le uscite nel 2017 nel campo in questione, sono stati anzitutto rapportati alle misure gravimetriche (Figura 3.15 a), col quale già in partenza avevano un'ottima correlazione, è stato calcolato l'indice rifrattivo ovvero la radice quadrata della permittività del suolo (o costante dielettrica) e sono state trovate le due costanti a_0 e a_1 (Figura 3.15 b) e definiscono le proprietà del suolo. Attraverso i due parametri e la formula polinomiale proposta dal manuale, si giunge dunque al valore di umidità del suolo corretto (Figura 3.15 c). In (Figura 3.15 d) vengono riportati i valori registrati e corretti misurati nel campo E nel 2017. Le calibrazioni migliorano i dati Theta Probe che sono comunque già molto prossimi al dato gravimetrico

Caso di studio: il Bacino del Mulargia

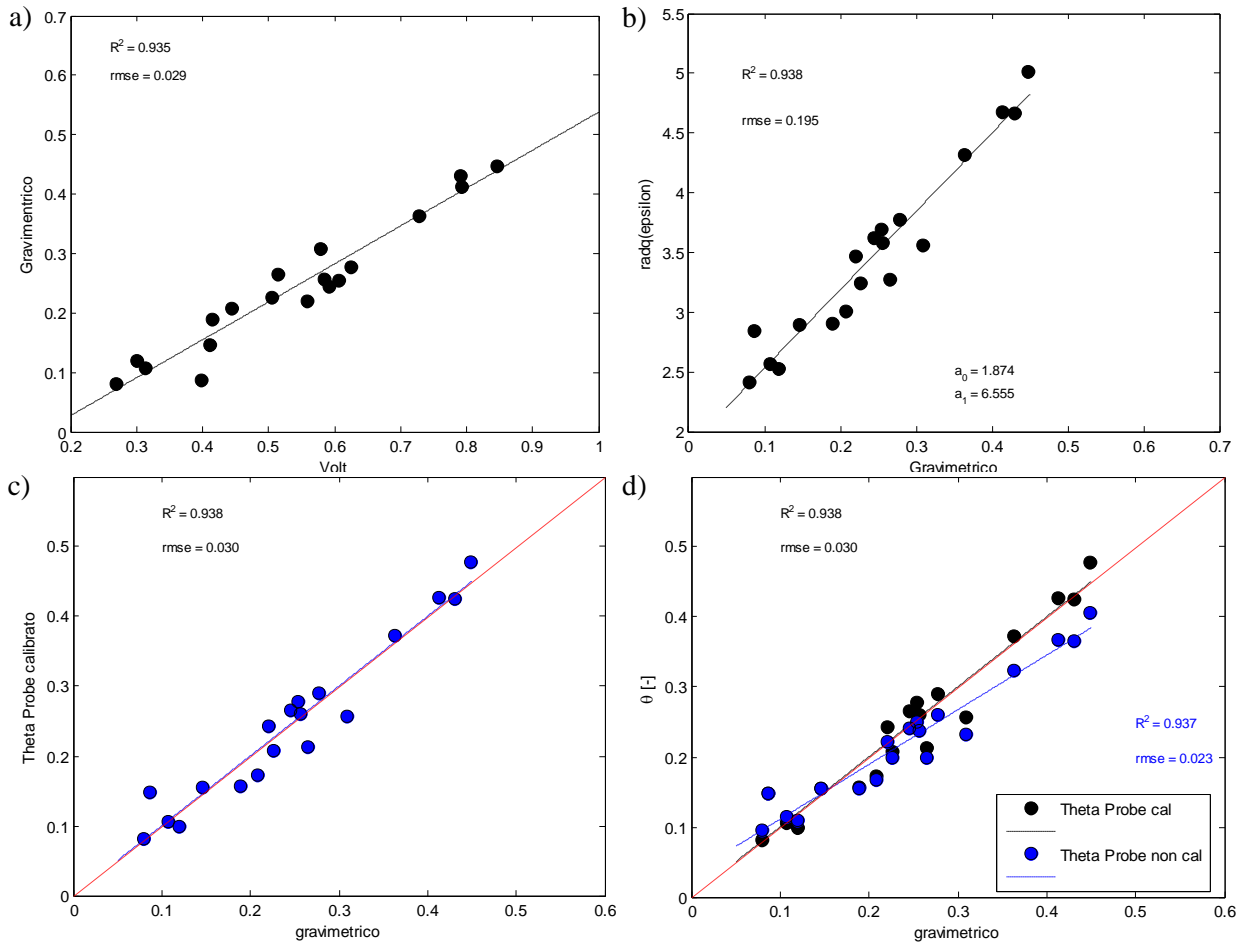


Figura 3.15. Calibrazione dei dati Theta Probe con le misure gravimetriche (campo E 2017)

Capitolo 4

Risultati

Results: ASAR (2003-2004) (Abstract)

The first approach to radar data for estimating soil moisture in this thesis has been through ASAR images. The data originated from a previous research project, financed by the Italian Space Agency (ASI) between 2003 and 2005 (PRIN 2006), which concerned image acquisition and field measurements over the same time period, in the inside area of Mulargia basin. The same area has been surveyed again between 2017 and 2018 for IDROSAR, a new research project financed by Sardinia Region (LR 7/2007 Sardinia), from which this thesis work was drawn.

The estimates of soil moisture have been exclusively obtained by use of double inversion of Fung *et al.*'s (1992) model, which has been the first algorithm put to test and the only physically based one. Subsequently, the ASAR images were put aside, because the attention over the course of the PhD shifted towards more innovative products with unique spatial and temporal characteristics, namely the Sentinel-1 images, which allowed for testing of approaches not applicable to ASAR images.

The inversion of IEM, aiming at the estimation of soil moisture, is an indeterminate equation, in which the principle unknown variable is the dielectric constant ϵ , the backscattering coefficient σ^0 is derived from satellite data and the two further variables related to the two roughness parameters of soil, namely the standard deviation σ of the heights of the micro reliefs and the correlation length CL. Normally, these two parameters are determined through experimental measurements (Holah *et al.*, 2005; Zibri and Dechambre 2002; Alvarez-Mozos *et al.*, 2009) or they are obtained through computational models like the Neural Networks (Paloscia *et al.*, 2008; Santi *et al.*, 2018). This PhD study, inspired by the Caschili A.'s (2004) Ph.D. Thesis, takes advantage of the double polarisation of the ASAR images in order to invert at the same the IEM with respect to the two unknowns roughness parameters, σ and CL, in which the defined input variables are the same dielectric constant ϵ derived through soil moisture measurements and converted with Topp's formula (Topp *et al.*, 1980) for both equations, as well as two different values of σ^0 , one in VV and one in HH polarisation.

In this way, two equations with two unknowns are obtained, thus rendering the problem determinate. Resolving numerically the system, two curves are obtained, one for VV and one for HH polarization. The two curves intersect at one point whose coordinates have been defined as the pair of values σ -CL able to represent the specific configuration of the radar sensor with respect to the point on the ground of defined moisture and geometries surface conditions. Indeed, since the two polarisations see the same point - whose moisture content is known - on the ground simultaneously, the VV and HH can only describe the same soil surface geometry through the IEM.

Proceeding in this way, the roughness values σ and CL have been obtained in each field experimentally studied and for each day on which concurrent acquisition of radar data and field observations could be attained. The obtained values were interpolated based on a trend that described their pattern in time and then served as input in Fung's model, in order to reconstruct the soil moisture in each field. Results on a local scale are good; however, they cannot be extended to zones different from those on which the calibrations have been made. In fact, attempting to associate the found roughness values to a basin scale based on the 2008 Land Corinne Cover map of use of soil, the output maps of SM were affected by errors, in which the signal had not been inverted even in zones not densely vegetated nor of steep slope, factors that alter the radar signal.

Risultati

4.1 ASAR (2003-2004)

Le immagini ASAR sono state il primo approccio ai dati radar per la stima dell'umidità superficiale del suolo sviluppato in questa tesi. I dati provenivano da un precedente progetto di ricerca finanziato dall'Agenzia Spaziale Italiana (ASI) tra il 2003-2005 (PRIN 2006), che ha interessato l'acquisizione delle immagini e contestualmente le misurazioni a terra nei campi all'interno del Bacino Mulargia, campi nuovamente monitorati tra il 2017 e il 2018 per il nuovo progetto di ricerca IDROSAR, finanziato da Sardegna Ricerche (LR 7/2007 Sardegna).

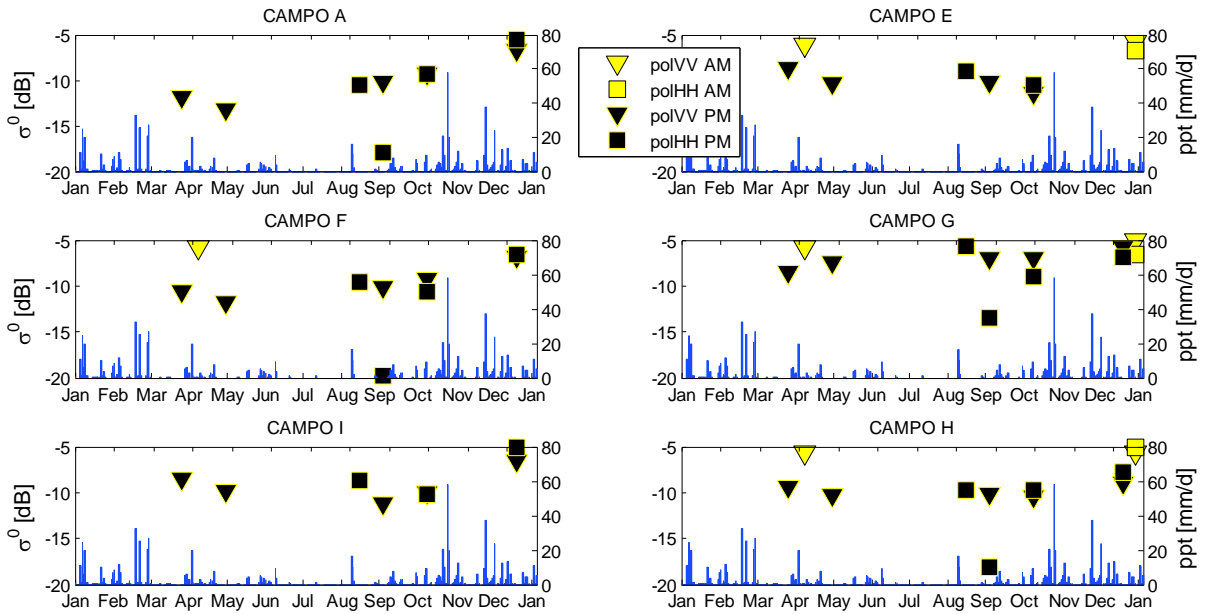


Figura 4.1. Coefficiente di backscattering σ^0 ASAR 2003 per le polarizzazioni VV e HH (AM e PM)

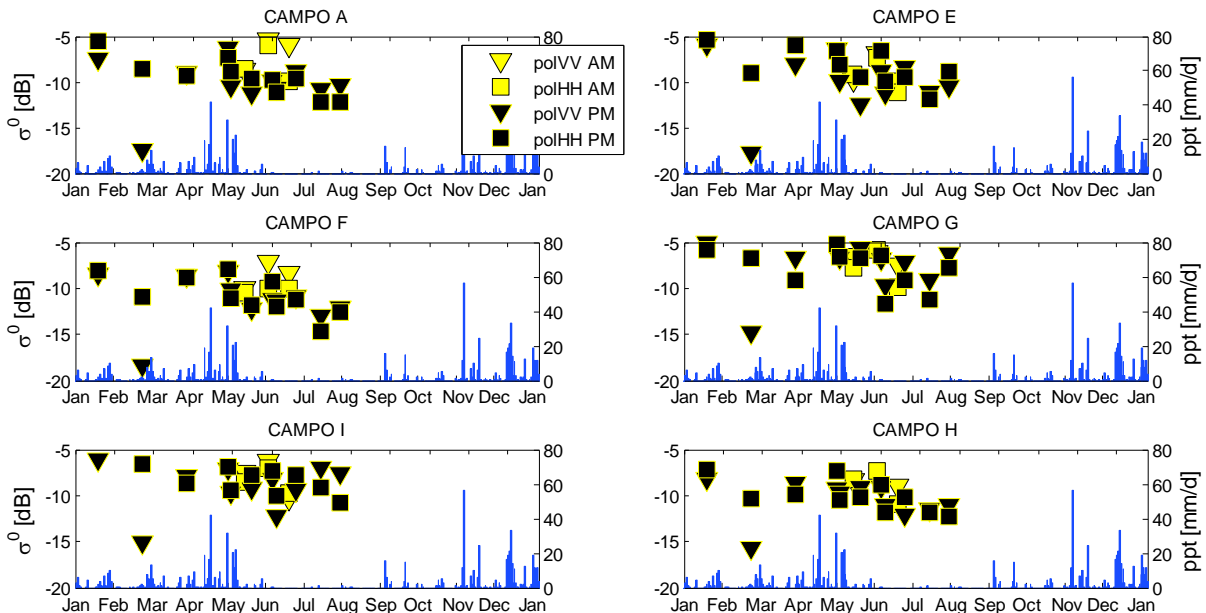


Figura 4.2 Coefficiente di backscattering σ^0 ASAR 2004 per le polarizzazioni VV e HH (AM e PM)

Le stime di umidità del suolo sono state ottenute esclusivamente attraverso l'utilizzo della doppia inversione del modello di Fung *et al.*, (1992), unico algoritmo fisicamente basato e primo ad essere preso in esame in questo progetto di ricerca. Dopodiché le immagini ASAR sono state messe da parte perché durante il corso della tesi l'attenzione si è spostata verso prodotti più innovativi con caratteristiche spaziali e temporali uniche, le immagini di Sentinel-1, con cui si sono potuti testare approcci non applicabili alle ASAR.

Osservando i dati ASAR di cui si disponeva tra il 2003 e 2004 (Figura 4.1 e Figura 4.2) emerge subito che la quantità di dati a disposizione è insufficiente per poter apprezzare tendenze temporali tali da ipotizzare un comportamento sovrapponibile a quello dell'umidità del suolo o della dinamica della vegetazione, rappresentata ad esempio dall'indice NDVI. In oltre le immagini, benché suddivise tra riprese di mattina AM (o in modalità *descending*, in giallo) e di pomeriggio PM (o in modalità *ascending*, in nero), sono relative a giorni differenti, non come accade con le Sentinel-1 acquisite in sia in AM che in PM nello stesso giorno. Detto ciò, nel caso delle ASAR, l'applicazione di nuove tecniche di stima come il *Change Detection* (Urban *et al.*, 2018) o un approccio più semplice come quello empirico visti al capitolo successivo con le Sentinel, non è stato possibile.

L'inversione dell'IEM finalizzata alla stima dell'umidità del suolo è un'equazione indeterminata in cui l'incognita principale è la costante dielettrica ϵ , nel quale il coefficiente di backscattering σ^0 è noto grazie ai dati satellitari, e in cui compaiono altre due incognite relative ai parametri di rugosità del suolo σ , *standard deviation* delle rugosità e CL, lunghezza di correlazione (4.1).

$$\epsilon = \epsilon(\dots, \sigma^0, \sigma, CL) \quad (4.1)$$

Normalmente i parametri rugosità vengono definiti attraverso campagne sperimentali (Holah *et al.*, 2005; Zibri and Dechambre 2002; Alvarez-Mozos *et al.*, 2009) o ricavati attraverso modelli di calcolo come le reti neurali (Paloscia *et al.*, 2008; Santi *et al.*, 2018). In questo caso, così come suggerito da Caschili A. (2004), si è sfruttata la doppia polarizzazione delle immagini ASAR e si è applicato l'IEM contemporaneamente rispetto alle due incognite di rugosità σ e CL impostando il problema come segue (4.2):

$$\begin{cases} \sigma = \sigma(\dots, \epsilon, \sigma_{VV}^0, CL) \\ CL = CL(\dots, \epsilon, \sigma_{HH}^0, \sigma) \end{cases} \quad (4.2)$$

Nel sistema (4.2) la prima equazione è stata invertita rispetto alla standard deviation σ e la seconda rispetto alla lunghezza di correlazione CL. Le variabili input, quindi note, sono rappresentate dalla costante dielettrica ϵ , derivata dalle misure di umidità del suolo acquisite nelle campagne sperimentali su campo convertite attraverso la formula di Topp (Topp *et al.*, 1980), e due valori di σ^0 una in polarizzazione VV e una in polarizzazione HH. In questo modo si ottengono due equazioni in due incognite le quali rendendo determinato il problema. Per questioni di semplicità le equazioni sono state risolte numericamente associando alle incognite dei valori massimi e minimi entro cui poter variare: la *standard deviation* σ è stata fatta variare tra 0 e 3 cm e la *correlation length* CL tra 0 e 40 cm.

Risultati

Mettendo su un grafico le serie di valori così ottenute per ciascuna rugosità del suolo, si ottengono due curve, una per VV (in blu) e una per HH (in rosso) (Figura 4.3).

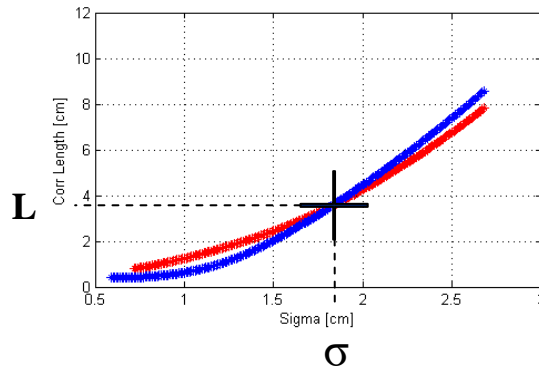


Figura 4.3: Stima della coppia ottimale di parametri di rugosità σ ed CL con ASAR

L'originalità della procedura, proposta da Caschili A. (2004), consiste nel considerare il punto in cui le due curve si incrociano come quello ottimale, le cui coordinate sono definite dalla coppia di valori σ -CL, capace di rappresentare quella particolare configurazione del sensore radar rispetto al punto a terra di definite condizioni idriche e geometriche superficiali. Infatti, poiché le due polarizzazioni sondano lo stesso punto al suolo contemporaneamente, del quale si conoscono le condizioni idriche, VV e HH non possono fare altro che descrivere, attraverso l'IEM, la stessa geometria superficiale. Procedendo in questa maniera sono stati ottenuti i valori di rugosità σ e CL su ogni campo analizzato sperimentalmente e per ogni data in cui si aveva contemporanea acquisizione tra radar e osservazioni a terra (Figura 4.4).

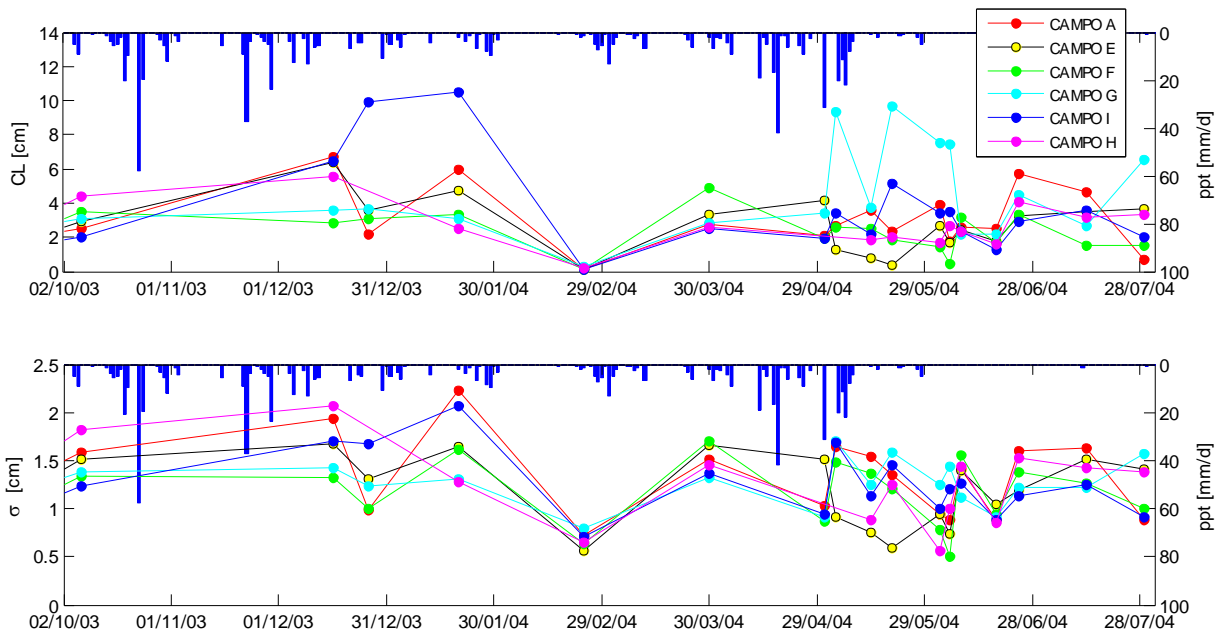


Figura 4.4. Parametri di rugosità σ e CL derivati dall'IEM di Fung et al., 1992 con i dati del sensore ASAR.

Nell'andamento temporale delle rugosità il comportamento è leggermente diverso per ciascun campo e in generale i parametri di rugosità ottenuti non dimostrano una chiara tendenza in nessun campo. Tuttavia tali parametri sono stati interpolati attraverso una curva che ne descrivesse l'andamento nel tempo e i valori σ e CL estrapolati dall'interpolazione sono stati riutilizzati all'interno dell'integrale di Fung come variabili note per la stima della costante dielettrica e quindi, dell'umidità del suolo.

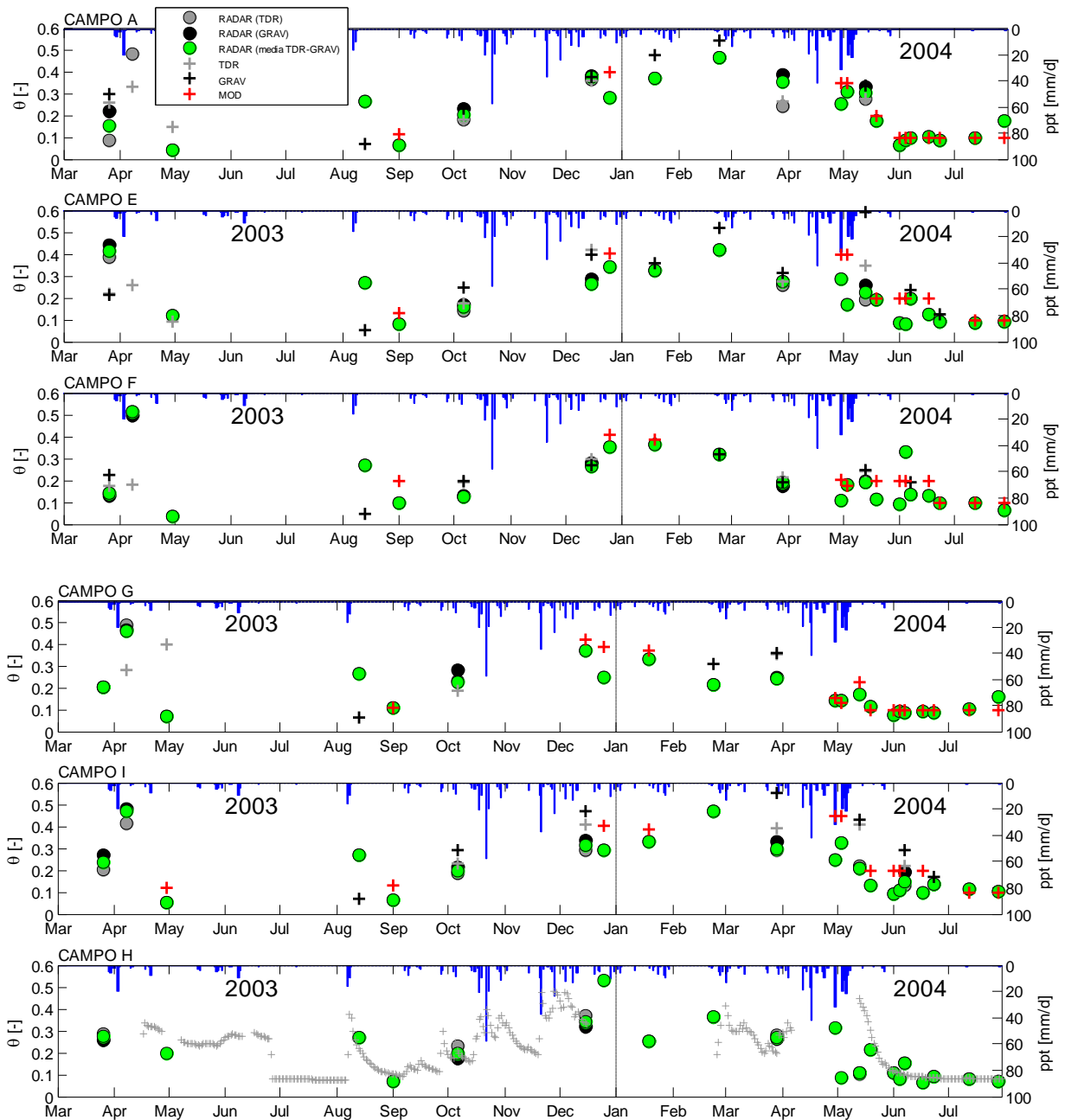


Figura 4.5. Umidità del suolo stimati da radar ASAR nei sei campi tra il 2003 e il 2004.

Risultati

I risultati di tale doppia inversione sono rappresentati in Figura 4.5 in cui: in grigio e nero sono le stime da radar ottenute attraverso la calibrazione dei parametri di rugosità con dati di umidità del suolo misurati a terra con i metodi TDR e gravimetrico rispettivamente; in verde sono le stime da radar precedenti ma mediate; in rosso sono i valori derivati dal modello idrologico distribuito, basato sul LSM-VDM di Montaldo *et al.*, (2008); infine e con delle crocette in grigio e nero sono rappresentati i valori misurati in campo. In linea generale le stime da radar approssimano abbastanza bene i dati sia misurati sia modellati, ad eccezione di due campi G ed H. Questi due campi, come descritto al paragrafo 3.2, sono caratterizzati il primo da macchia mediterranea sparsa, da suoli poco profondi e da elementi rocciosi in superficie, il secondo da un alternanza di vegetazione erbacea, macchia mediterranea e alberi selvatici sempreverdi. La vegetazione dunque emerge subito come fattore limitante, come già ampiamente documentato in letteratura.

Riportando su un grafico le misure stimate da radar nelle polarizzazioni VV, HH e media tra VV e HH, rispetto ai valori medi di umidità del suolo misurati in campo, si osservano in generale ottimi coefficienti di correlazione R^2 (tra 0.6 e 0.92 per i risultati mediati tra VV-HH) ed errori nelle stime molto bassi (*root mean square error* RMSE quasi sempre inferiore allo 0.05). Tuttavia va sottolineato che le buone correlazioni sono dovute al fatto che i dati di rugosità superficiale in input sono differenti per ciascun campo e relativi alla linea di tendenza definita singolarmente per ciascuno di essi. Procedendo in tale maniera non si è potuto validare il metodo in siti al di fuori di quelli utilizzati nelle calibrazioni.

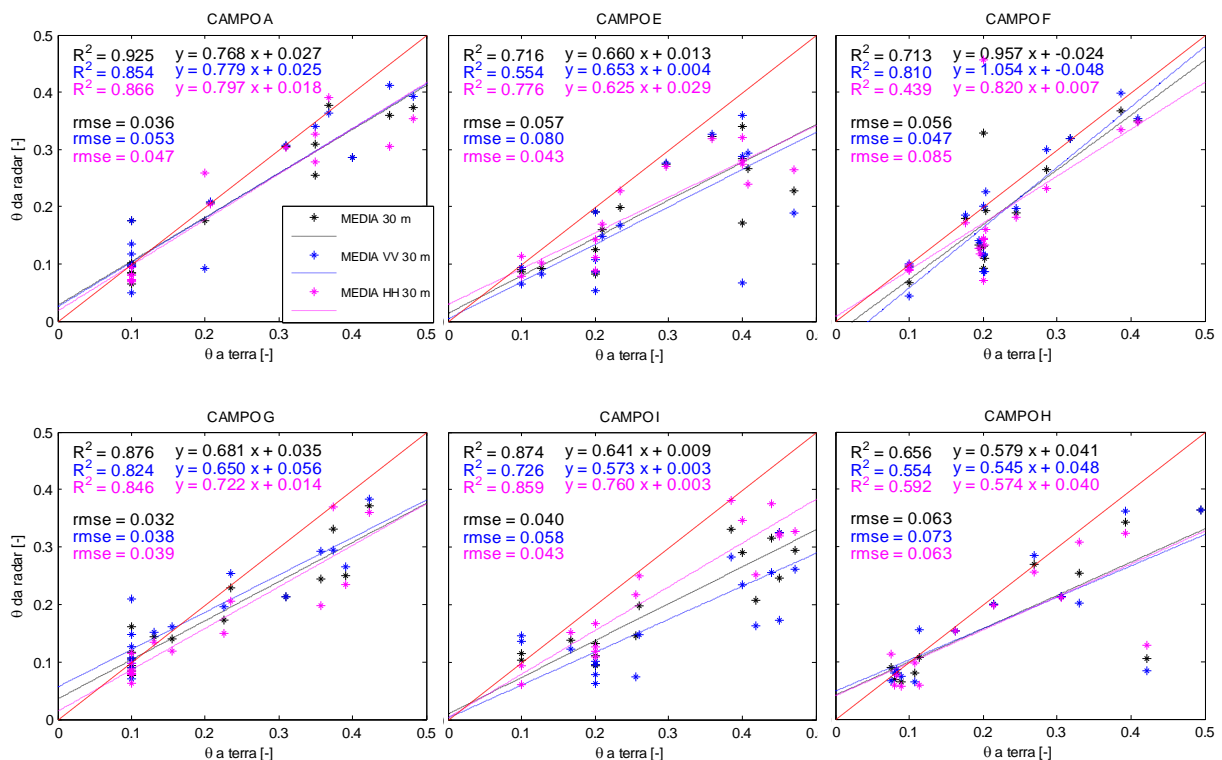


Figura 4.6. Umidità del suolo stimata da radar ASAR vs osservata, nei sei campi

Tuttavia si è tentata un approssimazione su scala spaziale dei parametri di rugosità ottenuti, con l'intento di ottenere mappe di umidità del suolo distribuite. E' stata dunque definita una mappa semplificata dell'uso del suolo (Figura 4.7), derivata dal *Land Corinne Cover* del 2008, come base per poter estendere i parametri rugosità trovati in ciascun campo, a zone ad essi affini. Dopodiché le mappe di umidità del suolo sono state ottenute per ciascun immagine ASAR disponibile attraverso ancora una volta, l'inversione del modello proposto da Fung. In Figura 4.8 sono riportate esclusivamente le mappe relative a due periodi *dry*, giugno 2003 e 2004, e due periodi *wet*, marzo e maggio 2004.

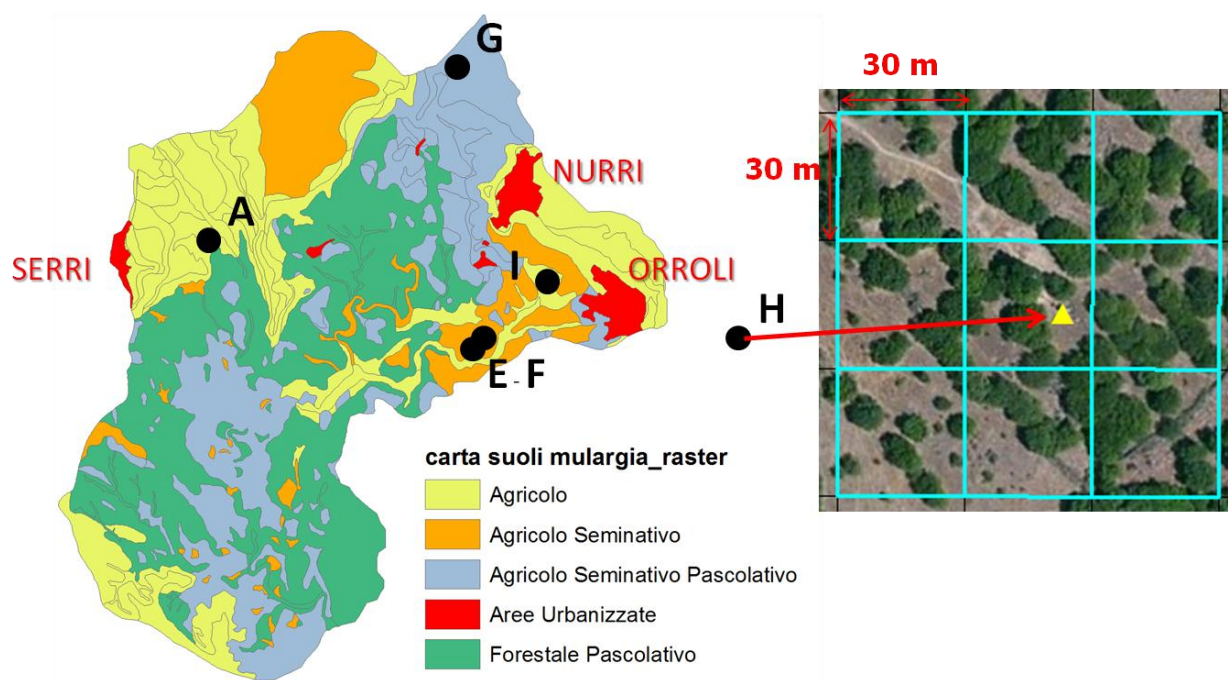


Figura 4.7. Mappa d'uso del suolo semplificata

Risultati

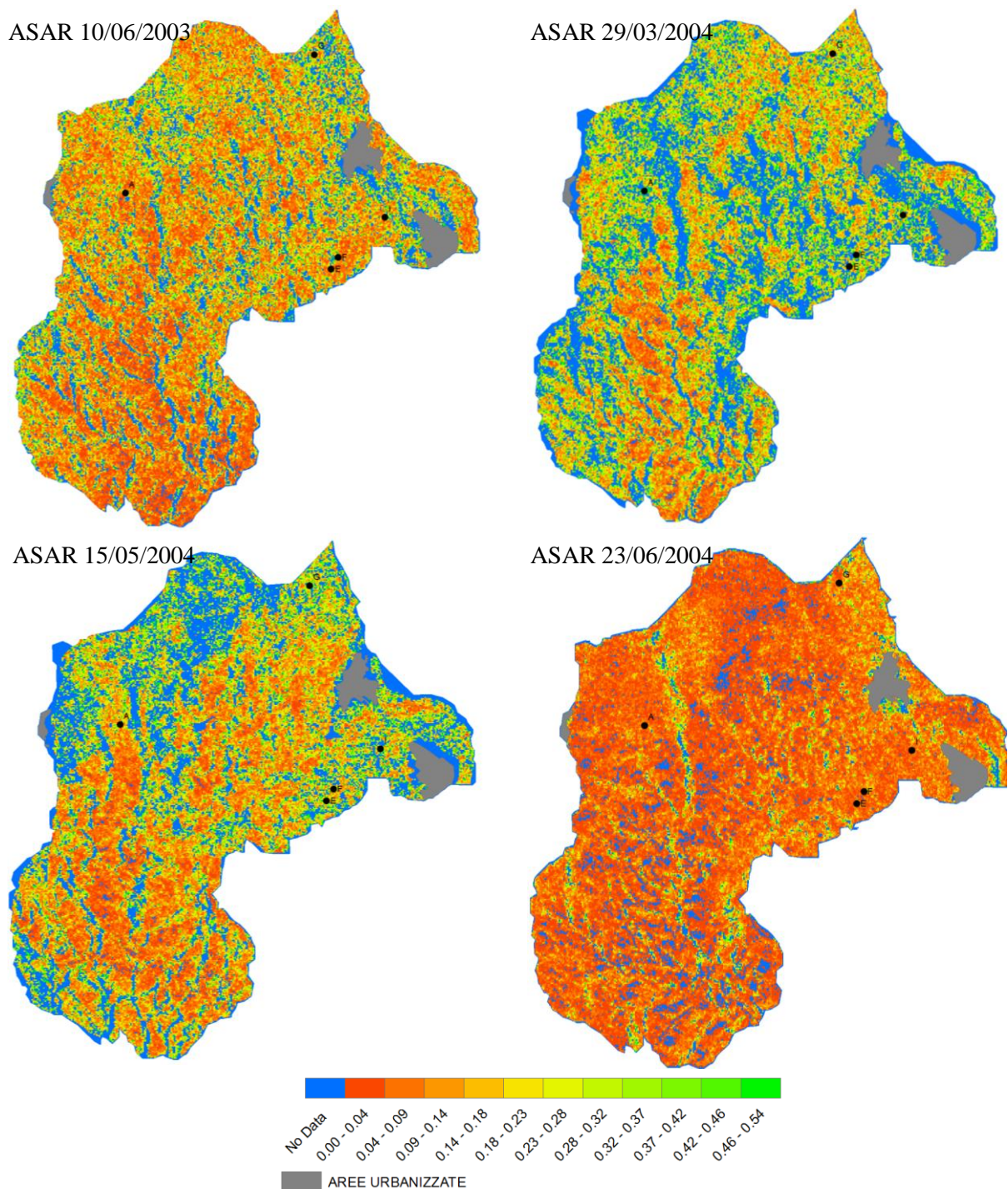


Figura 4.8. Mappe di Umidità del suolo stimata dall'ASAR (4 date rappresentative tra 2003 e 2004)

Le mappe sono affette da tantissimi punti in cui il segnale non è stato invertito dal modello di Fung, rappresentati in blu in Figura 4.8. Tuttavia l'andamento da una condizione umida, più tendente al verde, ad una arida estiva, tendente verso il rosso, è apprezzabile. All'interno del bacino emergono però delle zone che permangono "rosse". Zoomando su una di queste aree si può notare che il problema è causato da zone densamente vegetate (Figura 4.9), ma anche da zone in cui si hanno forti pendenze (Figura 4.10).

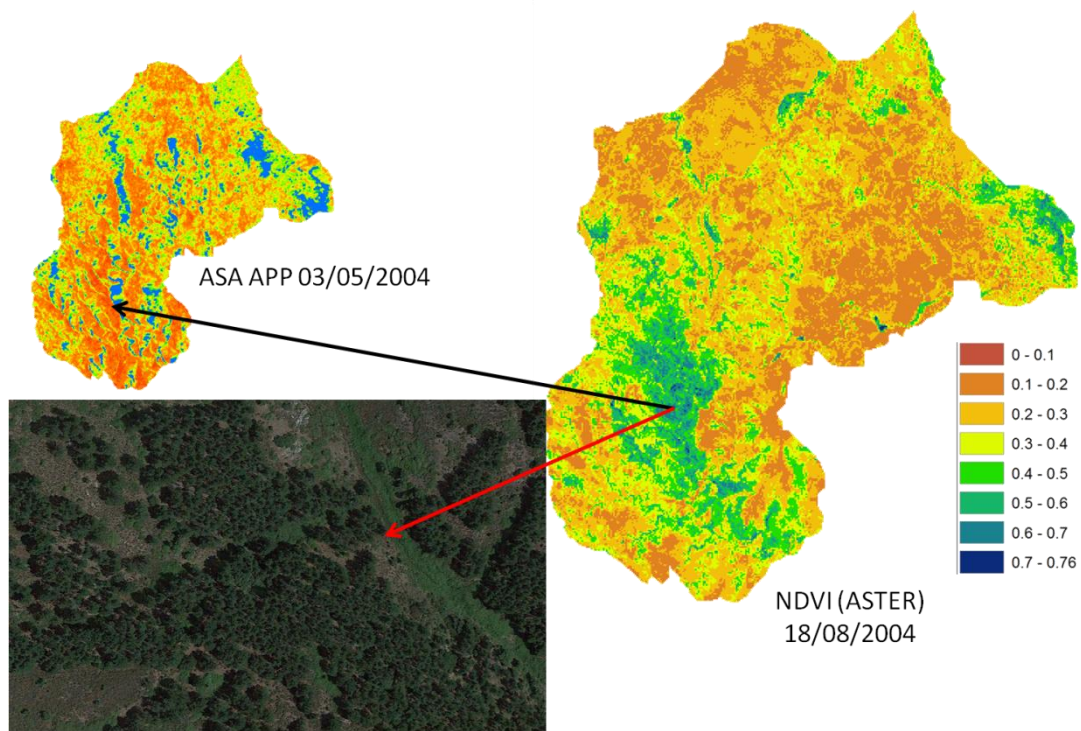


Figura 4.9. Disturbo della vegetazione

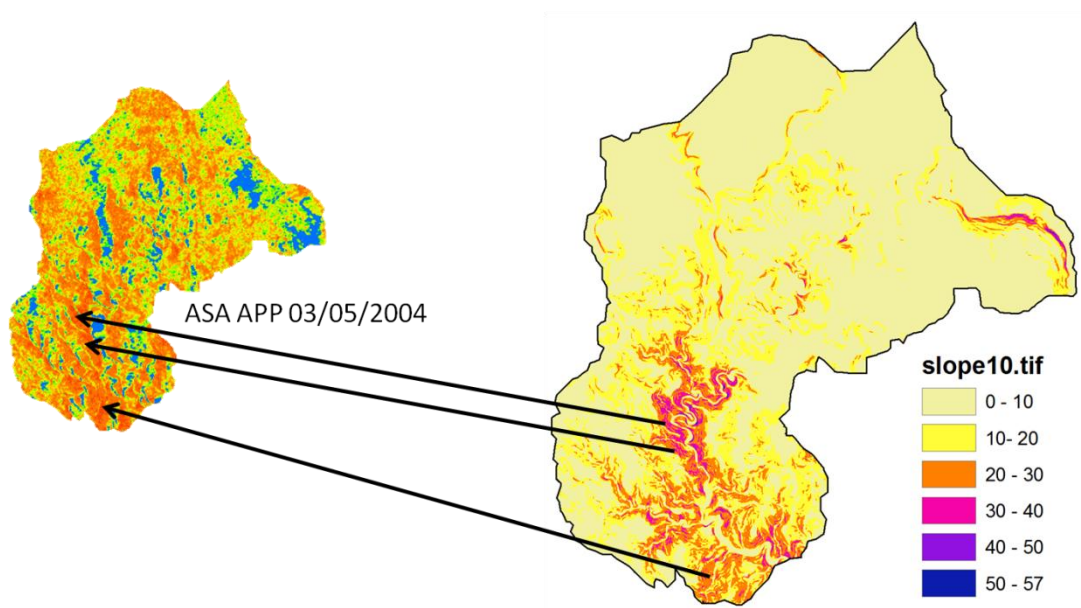


Figura 4.10. Disturbo delle pendenze (slope)

Un altro fattore interessante che riguarda principalmente la modalità di acquisizione delle immagini dall'antenna radar è l'*aspect*, ovvero la direzione dell'esposizione dei versanti (Figura 4.11).

Risultati

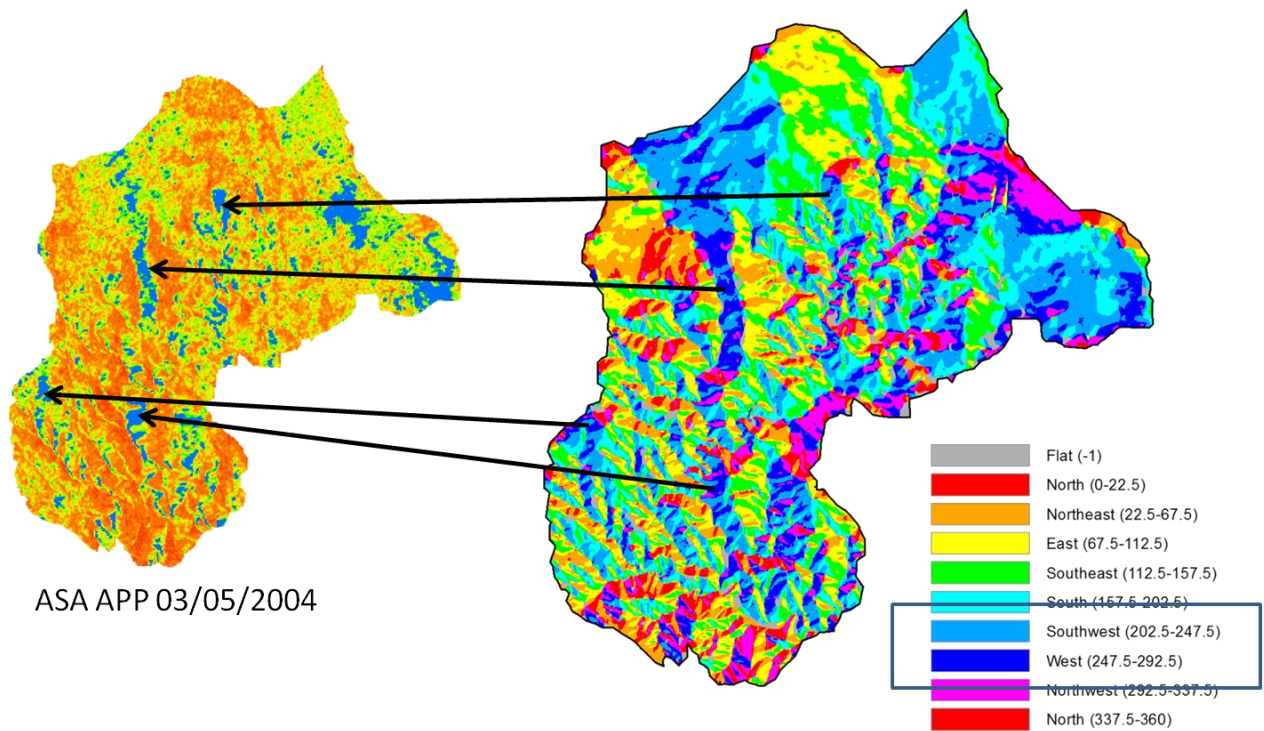


Figura 4.11. Disturbo derivato dall'esposizione dei versanti (aspect)

Come visto al paragrafo 2.1.1, i versanti esposti nella stessa direzione del cono elettromagnetico inviato e ricevuto dal radar, zone che quindi “danno le spalle al radar”, risultano in ombra e corrispondono spesso alle zone rappresentate in blu nelle mappe in Figura 4.8 in cui il segnale estremamente basso o non definito, non è stato possibile convertirlo in costante dielettrica e quindi in umidità del suolo.

Results: Sentinel 1 (2017-2018) (Abstract)

With the Sentinel-1 data we focused on the local scale, mostly regarding a type of field representative of four out of the six fields surveyed between 2017 and 2018 and between 2003 and 2004 with ASAR, although several analyses have been made, thanks to the great amount of data available. The type of soil in the field investigated is characterised as deep to very deep depth, covered by herbaceous vegetation throughout the year and is generally used for grazing and for growing natural forage. Possible methodologies for soil moisture estimation have been developed on this field, and were validated spatially on sites of similar characteristics and temporally in years different from the year of calibration, with experimental SM values, estimated through the LSM-VDM (Montaldo *et al.*, 2005) for the year 2016.

A first approach was derived from observation of the pure radar signal on a site and from its evolution in time that seemed to replicate that of soil moisture. Empirical relations between σ^0 - ϑ are not a new thing, but in this case σ^0 undergoes a correction for presence of vegetation that improves the performance of an empirical relation. Observing the trend of σ^0 , of SM and of the NDVI over time, it has been noticed that SM is the first variable to decrease in water-saturated conditions ($x_{\vartheta_{wet}}$), but also the first one to stabilise in extreme drought conditions ($x_{\vartheta_{dry}}$). After that, the radar signal ($x_{\sigma^0_{VVwet}}$) starts decreasing, with a lag with respect to ϑ and with an advance compared to the NDVI. The last to commence its decrease is the vegetation index ($x_{NDVI_{wet}}$).

The delay with which the radar signal in VV polarisation starts decreasing compared to SM has been suggested as a consequence of the presence of vegetation at its high phenological activity and has been estimated to be roughly equal to a month's time. This means that, if one considers the prospect of using radar data for agriculture, for example, a one month delay of plant irrigation could compromise the final harvest. Instead, the points in which the three variables end up in dry conditions are in different order: first the (modelled) soil moisture, then the NDVI, and finally the radar signal, which in any case holds constantly low values.

On the other hand, the temporal trend of VH polarisation appears different, probably due to the major influence that the vegetation exerts on it. Therefore, in order to correct both VV and VH signals from the influence of the grass vegetation cover, the deviation of radar signal from linearity of the σ^0 - ϑ relation has been observed and these anomalies have been related to the presence of vegetation represented by the NDVI index. In fact, relations have been found, in which the $\Delta\sigma^0$ depart from near-zero values that correspond to minimum NDVI values, increase as the NDVI increases up to the limit of 3dB, and subsequently start decreasing until they reach zero values once again, this time corresponding to the maximum NDVI values. Applying these corrections to the radar signal, empirical relations improve as the correlation coefficients observed in certain cases increased from R^2 equal to 0.5 to R^2 equal to 0.7 and less than 5% error.

In a second analysis, a Change Detection method similar to the one proposed by Urban *et al.* (2018) was tested, in which the σ^0 values were rescaled according to the minimum (ϑ_{dry}) and maximum (ϑ_{wet}) values of soil moisture registered in field. In addition, the radar signal corrected with the empirical method of the first approach was used.

A third method involved the use of the most common models for radar signal interpretation found in literature and the definition of roughness parameters through an empirical relation with the NDVI, which represents in a certain way part of the surface geometry perceived by the radar sensor. For this method, the models have been inverted twice, in the first place with regard to the unknowns σ and CL parameters, or only to σ , secondly with regard to the soil dielectric constant, related to soil moisture, in which the input values of roughness are those derived from the first inversion but corrected through the use of the NDVI index, which takes into consideration the vegetated part of the ground.

The relation between the roughness parameters σ and CL derived from radar observation and the NDVI, is not found in literature. However, its existence is taken as given, because the micro-reliefs of soil surface on ground void of vegetation will be related to the arrangement of soil grains, while on natural soil that is always covered by a layer of vegetation, they will be related to the surface geometry of the vegetation layer. All four models of Fung, Oh, Dubois and Baghdadi agree, albeit in different ways because the algorithms are different, that on increase of the NDVI the roughness of the soil expressed by σ decreases.

Physically, the phenomenon can be justified from the fact that herbaceous vegetation, when in its maximal phenological activity, i.e., during the spring season, appears like a homogeneous layer, in which, not exhibiting great plant height variations, is characterised by a low standard deviation of heights and therefore by a low roughness σ . Subsequently, the grass starts growing in an arbitrary fashion, due to the different types of spontaneous grass in natural soil, and the rugosity of soil+vegetation starts increasing.

On the other hand, during the summer period two processes take place: in the first one, the grass, having become tall by now, loses its vitality, turns yellow and starts wilting; in the second process, man's intervention modifies the situation, mowing the dry grass for livestock food supply. In the first case, σ adopts maximal values, due to the heterogeneity among dry plants, plants that are still standing tall, and plants that are just starting wilting. In the second case, cutting of the hay initially deposits a cover of cut grass and then, after its collection, the surface tends to become level. A factor that alters this pattern is precipitation. From the estimated temporal trends of roughness, one can in fact observe that increase of σ ceases in the event of rain.

Results with all three methods yield very good soil moisture values, with high correlation coefficients and errors, represented by the *root mean square error* index, less than 10%. The empirical method in particular, which improves significantly if the vegetation effect in the radar signal is corrected, demonstrates very high correlation coefficients: R^2 0.82, either with VV or with VH polarisation, and lower than 5% error for the field and year of calibration (E, 2017). In the validation fields I and G, R^2 for G equals 0.72, with errors lower 4% for 2017, while in field I for 2016 and 2018 the correlation coefficients are 0.66 and 0.76, with errors lower than 7% and 6%.

The Change Detection method, if corrected, is a considerable improvement in comparison to the use of Urban *et al.*'s (2017) model. Its R^2 values are similar to those obtained with the empirical method, but with rmse values decisively higher, on the 10% limit. As far as estimates through models go, carried out with one calibration for the year 2017, one for 2018 and one with data from both years and validation year 2016 with data modelled by LSM-VDM, the use of Fung *et al.*'s (1992) algorithm shows that the 2017 calibration do not works well in 2018, while the 2018 calibration works well in 2017 AM (R^2 0.523). On the other hand, if data from both years is used, correlation coefficients appear improved both in AM and in PM, with errors that fall within the 10% limit.

Risultati

Results with Oh *et al.* (1992) and Dubois *et al.* (1995) are similar. Estimates with the calibration 2017+2018 are the best and with Dubois *et al.* (1995) they produce decisively lower errors, somewhat less than 7%. In general, it seems that the 2018 calibrations work better for PM, while those of 2017 for AM. Results with Baghdadi *et al.* (2017), both in AM and in PM and with either of the two polarisations, VV or VH, are generally worse compared to the other three models.

Risultati

4.2 Sentinel-1 (2017-2018)

I risultati con Sentinel-1 si soffermano su scala locale principalmente rispetto ad una tipologia di campo rappresentativa di quattro dei sei campi sondati tra il 2017 e il 2018, gli stessi studiati tra il 2003 e il 2004 con l'ASAR. Il sito in questione è il "campo E", caratterizzato da un tipo di suolo da profondo a molto profondo, coperto di vegetazione erbacea tutto l'anno e generalmente adibito al pascolo e alla coltivazione del foraggio naturale. Su tale tipologia di suolo naturale sono state avanzate delle ipotesi sulla stima dell'umidità del suolo da radar, validate a scala spaziale su siti di caratteristiche simili e temporalmente su anni in cui non sono state fatte osservazioni a terra ma di cui si è stimato il dato attraverso il LSM-VDM di Montaldo *et al.* (2005).

4.2.1 Modello 1: Relazione Empirica σ^0 - θ "corretta"

Le immagini Sentinel-1 grazie alla loro risoluzione spaziale e temporale elevata consentono considerazioni diverse rispetto ai suoi predecessori sensori SAR, come ad esempio l'ASAR, grazie al numero elevato di dati a disposizione.

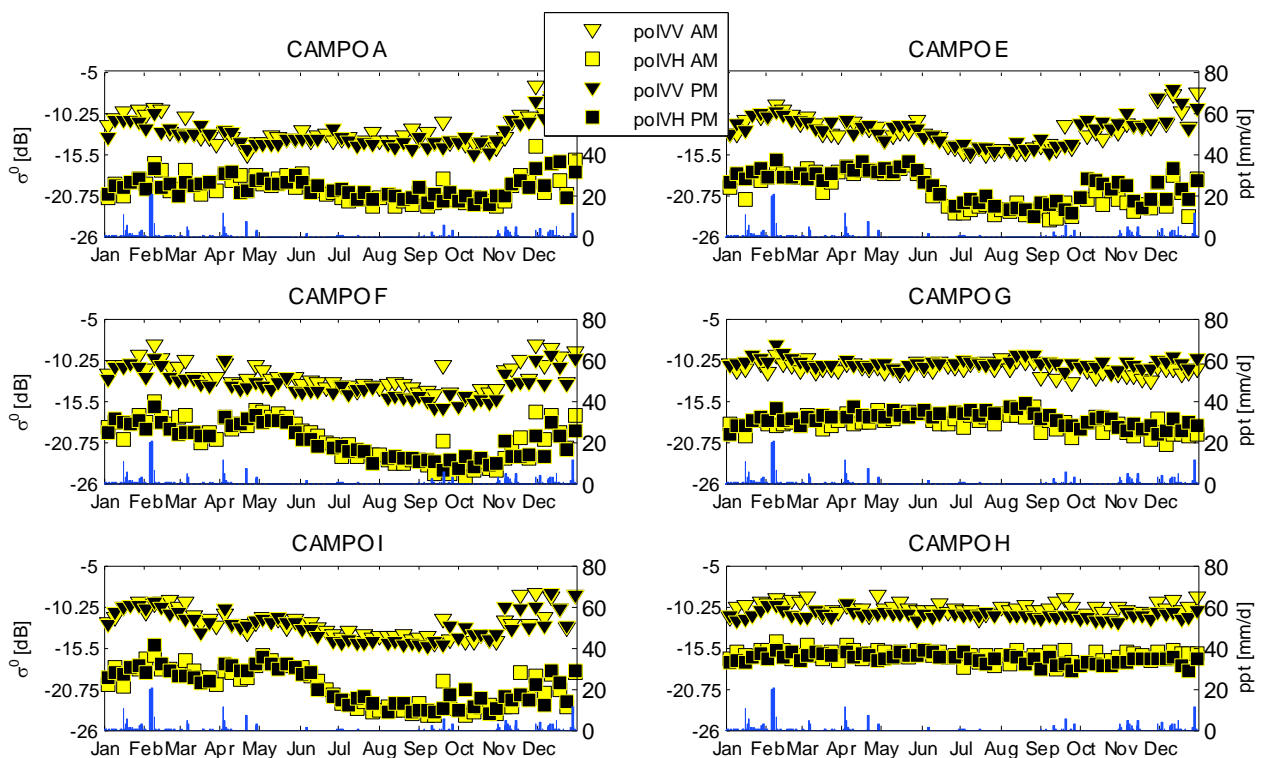


Figura 4.12. Coefficiente di backscattering σ^0 Sentinel 1 2017 per VV e VH (AM e PM) nei sei campi sperimentali

Osservando le risposte radar 2017 nei sei campi (Figura 4.12) si nota che in A, E, F e I, campi privi di vegetazione arborea, entrambe le polarizzazioni VV (AM e PM) e VH (AM e PM) hanno un andamento tale che: nel periodo invernale e primaverile presentano valori di σ^0 alti; dal periodo primaverile alla stagione estiva decrescono; e dal periodo autunnale a quello invernale tendono nuovamente ad aumentare. Tale comportamento sembra essere molto simile alla dinamica temporale

della vegetazione erbacea descritta dall'indice NDVI che, in corrispondenza della piena attività fenologica primaverile delle piante, presenta valori alti e massimi, mentre, durante il periodo in cui la vegetazione inizia a risentire della carenza dell'apporto idrico, decresce, fino a raggiungere valori minimi durante la stagione estiva, in cui la vegetazione entra in una fase di senescenza che raggiunge il suo massimo in condizioni idriche stressanti nei mesi di luglio e agosto.

Nel campo H (sito di Orroli) accade invece che il segnale radar rimane costante per tutto l'arco dell'anno. La probabile causa è da attribuire al tipo di vegetazione che nel sito è composta da un'alternanza di erba, olivastri e macchia sempreverde. Questo tipo di copertura vegetale vista dal radar, in particolare dal SAR di Sentinel-1 operante in banda C, il quale interagisce con i primi 5 cm della superficie che investiga, è rappresentata dalle chiome degli olivastri sempreverdi e perciò il segnale di retrodiffusione rimane costante nel tempo. Un altro caso particolare è rappresentato dal campo G, sito caratterizzato da macchia mediterranea sparsa e in cui sono presenti vate zone di rocce superficiali. Tali asperità interagiscono col segnale radar riducendo il range di remissività (Jackson T.J. *et al.*, 1992) tale per cui nell'andamento del segnale radar si osserva un'inversione di tendenza che infatti tende ad aumentare nei mesi estivi. E' probabile infatti che il segnale radar nel periodo estivo intercetti aree rocciose maggiori perché ancora più spoglie dell'erba del periodo. Riguardo le risposte del segnale nelle due polarizzazioni si nota che quella VH ha un andamento temporale alto in inverno e basso d'estate molto più marcato rispetto alla VV. E' da notare che bassi valori di σ^0 in dB, significano grandi riflessioni e, se si osservano le mappe Sentinel-1 riportate in Appendice 1, si noterà in oltre che maggiore è l'umidità del suolo e maggiori saranno le riflessioni del segnale col risultato che l'immagine appare più chiara (esempio luglio 2018, Figura 6.9). Al contrario, minore è l'umidità del suolo, più basse saranno le riflessioni e l'immagine apparirà più scura (esempio luglio 2017, Figura 6.8).

Adimensionalizzando il segnale radar del campo E rispetto al valore massimo registrato nello stesso anno (2017), e sovrapponendo ad esso i valori adimensionalizzati di umidità del suolo misurata in campo e quelli dell'indice di vegetazione NDVI (Figura 4.13), si conferma quanto ipotizzato dal solo andamento del segnale radar.

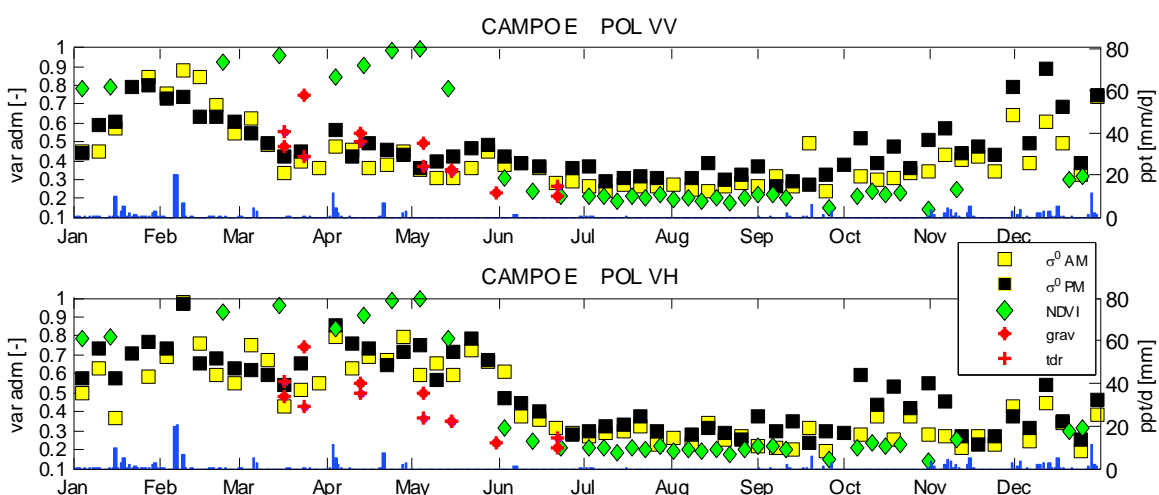


Figura 4.13. 2017: Andamento adimensionalizzato delle variabili σ^0 , ϑ_{obs} e NDVI, per il campo E (grass)

Risultati

In particolare si nota una tendenza che vede la polarizzazione VV sovrapporsi bene all'umidità del suolo osservata (Figura 4.13, sopra), e la VH seguire la dinamica della vegetazione rappresentata dall'NDVI (Figura 4.13, sotto) facendo dunque desumere l'esistenza di una diretta proporzionalità tra le varie grandezze. Non a caso Nguyen *et al.* (2015) e Nguyen, *et al.* (2016), hanno ricostruito la dinamica della vegetazione delle piante di riso nel sud del Vietnam proprio attraverso la polarizzazione VH. In quei siti sperimentali però il suolo è in genere completamente saturo e la vegetazione non è spontanea, mentre i campi analizzati in questo lavoro sono terreni agricoli a rotazione e nel 2017 e 2018 la vegetazione è quella cresciuta spontaneamente, alta nei mesi primaverili e secca nei mesi estivi quando viene raccolta per l'approvvigionamento alimentare del bestiame, come è avvenuto a fine maggio 2017 (Figura 3.4 c) e a fine luglio 2018 (Figura 3.9 c).

Stesso discorso viene fatto nel 2018, sempre nel campo E (Figura 4.14), per il quale emerge una differenza rispetto al 2017. Il segnale radar in polarizzazione VV nel 2018 è più disturbato, probabilmente a causa delle frequenti precipitazioni, e si discosta dai valori di umidità osservati in campo (rappresentati in rosso), al contrario, la polarizzazione VH sembra invece essere meglio correlata con la ϑ piuttosto che con l'NDVI.

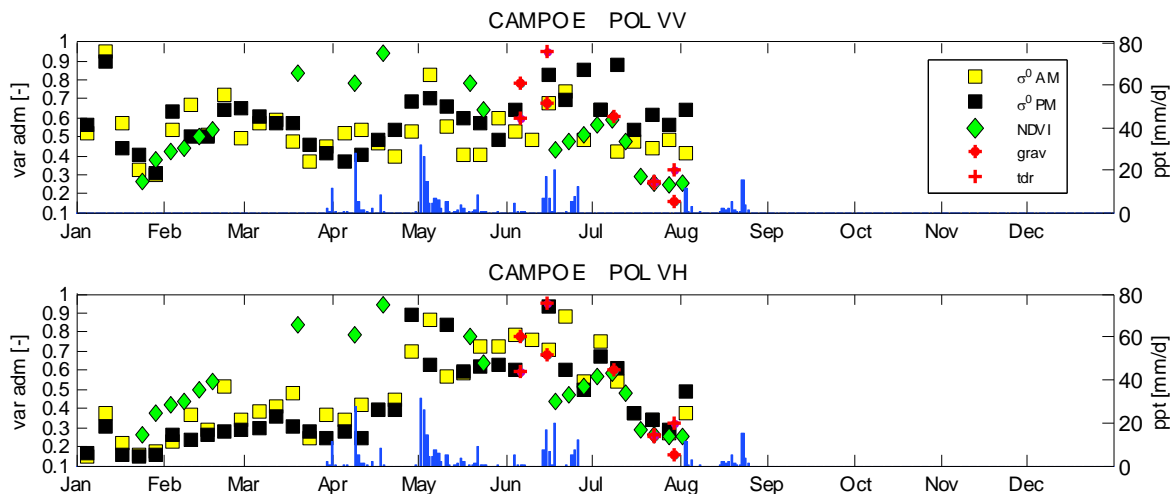


Figura 4.14. 2018: Andamento adimensionalizzato delle variabili σ^0 , ϑ_{obs} e NDVI, per il campo E (grass)

Sulla base di queste considerazioni sono state dunque avanzate due ipotesi di tipo empirico: la prima σ^0 - ϑ , lega il segnale radar originale, così come viene fornito delle immagini una volta elaborate, all'umidità del suolo; la seconda, σ^0_{CORR} - ϑ , in cui il dato radar originale legato alla ϑ , viene prima corretto dall'influenza della vegetazione attraverso un indice rappresentativo della stessa, l'NDVI.

Prendendo in esame sempre il campo E e sovrapponendo l'andamento temporale delle variabili σ^0 nelle due polarizzazioni VV, VH in AM (descending) e PM (ascending), l'indice di vegetazione NDVI e i valori di umidità del suolo modellati col LSM-VDM e misurati al suolo con i due metodi FDR e gravimetrico (Figura 4.15), si nota che la ϑ osservata è la prima grandezza ad iniziare la decrescita dal periodo primaverile, quindi da condizioni idriche sature ($x_{\vartheta_{wet}}$), verso quello estivo, si stabilizza su condizione idriche estreme ($x_{\vartheta_{dry}}$). Successivamente inizia a decrescere il segnale radar ($x_{\sigma^0_{VV_{wet}}}$), in ritardo rispetto a ϑ e in anticipo rispetto all'NDVI. Infine anche l'indice di vegetazione ($x_{NDVI_{wet}}$) comincia a decrescere.

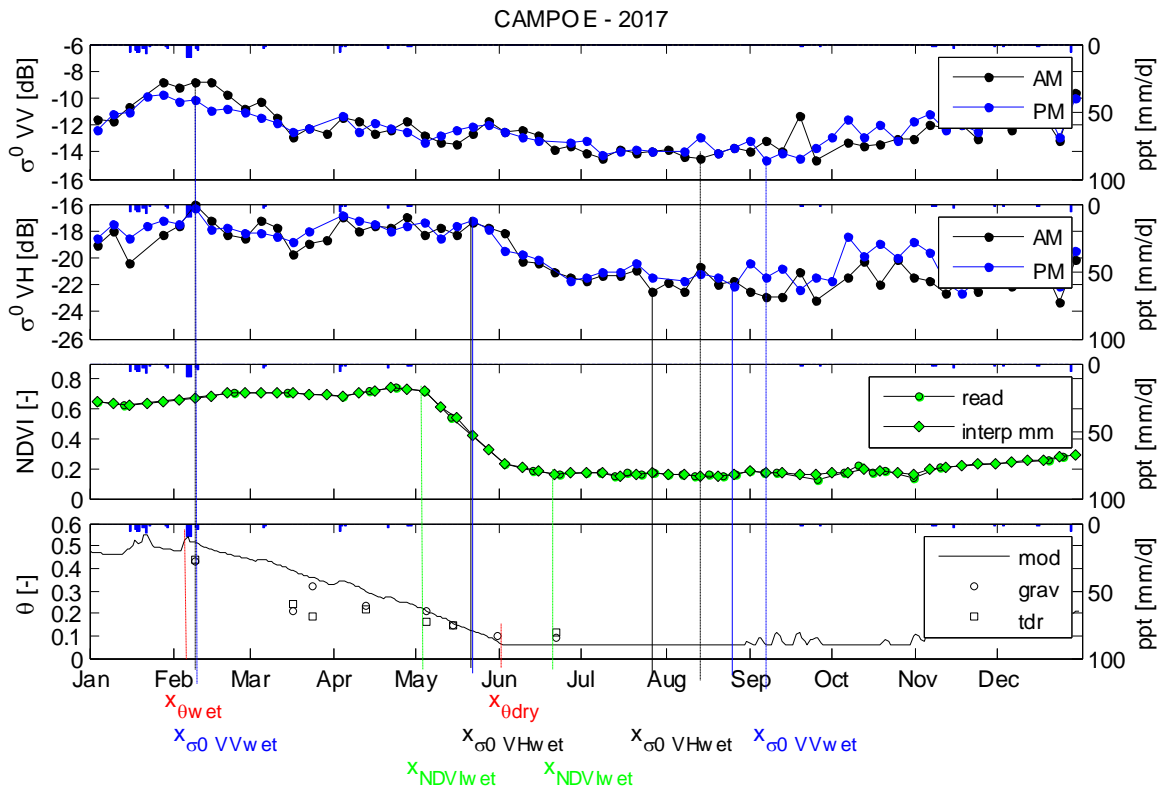


Figura 4.15. Andamento temporale delle tre grandezze σ^0 , ϑ e NDVI nel campo E 2017.

Il ritardo con cui segnale radar in polarizzazione VV inizia a decrescere il rispetto all'umidità del suolo è stato ipotizzato come una conseguenza della presenza di vegetazione ancora al massimo della sua vitalità ed è stato stimato pari a circa un mese. Se si pensa in prospettiva dell'utilizzo del dato radar, ad esempio in campo agricolo, un ritardo di un mese nell'irrigazione delle piante potrebbe compromettere il raccolto finale. I punti in cui le tre variabili finiscono in condizioni "dry" sono invece in ordine diverso, prima è l'umidità del suolo (modellata), secondo l'NDVI ed infine il segnale radar il quale mantiene comunque valori costantemente bassi. Diversamente accade per l'andamento temporale del segnale in polarizzazione VH, molto in ritardo rispetto alla ϑ e al segnale in pol. VV, iniziando a decrescere in corrispondenza di metà della curva discendente dell'NDVI. In questo caso il maggiore ritardo è probabilmente dovuto alla maggiore influenza esercitata dalla vegetazione nei confronti della polarizzazione VH. Perciò per correggere il segnale sia in VV che in VH dall'influenza della copertura vegetale erbacea si è ipotizzata l'esistenza di una relazione tra segnale radar ed NDVI. Anzitutto si è però osservato se tra σ^0 e ϑ , sia osservata sia modellata col LSM-VDM, esistesse una relazione empirica lineare.

In Figura 4.16 sono riportate le relazioni tra σ^0 e ϑ le quali dimostrano che sia nel caso della relazione tra σ^0 - $\vartheta_{\text{LSM-VDM}}$ modellata (Figura 4.16 a e c), sia nel caso della relazione σ^0 - ϑ_{obs} osservata, ossia misurata sperimentalmente attraverso i metodi gravimetrico ed FDR (Figura 4.16 b e d), le interpolazioni presentano dei valori di R^2 abbastanza alti tali da far desumere l'esistenza della relazione diretta tra segnale radar e umidità del suolo.

Risultati

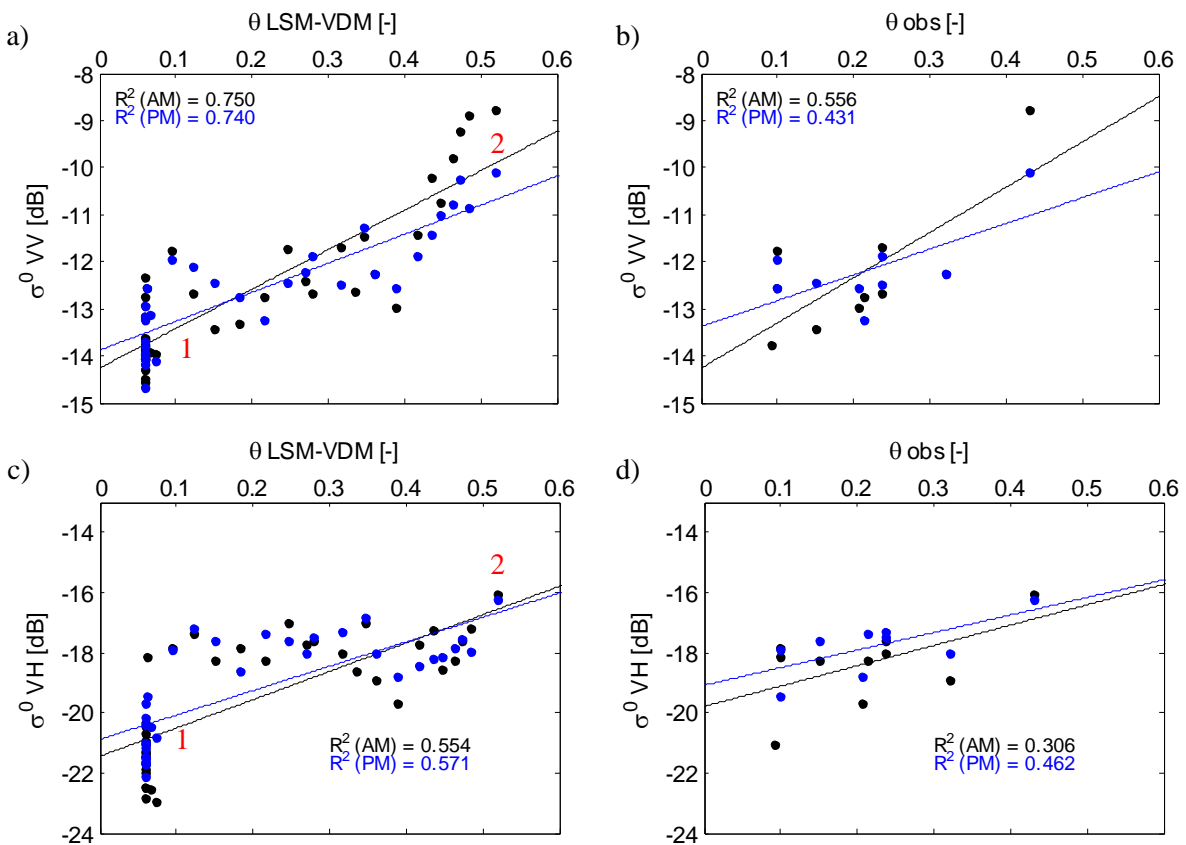


Figura 4.16. Relazione Empiriche σ^0 - ϑ (campo E 2017)

Considerando la distribuzione dei dati in particolare nelle relazioni σ^0 - $\vartheta_{\text{LSM-VDM}}$ in polarizzazione VV e VH, si osserva che i punti partono tutti dall'estremo sinistro basso, corrispondente alle condizioni *dry*, in cui si hanno valori di NDVI minimi e costanti (Figura 2.1, grafico NDVI), valori di umidità del suolo minimi e costanti (Figura 4.15, grafico ϑ ; Figura 4.16, tratto 1, *a* e *c*) e in cui però diminuisce la σ^0 , portandosi su valori negativi più bassi. Questa variazione può essere collegata ad una variazione di umidità del suolo “reale”, precisamente ad un aumento, che nella ϑ modellata col LSM-VDM non viene apprezzato in quanto, utilizzando per la sua stima dei limiti alla variazione, il valore della ϑ in condizioni idriche estive (Figura 4.15, grafico ϑ), è sempre costante e pari a 0.1. Da queste condizioni le due polarizzazioni VV e VH si portano con alcune oscillazioni, più marcate con la polarizzazione VH, in condizioni *wet* (tratto 2 Figura 4.16 *a* e *b*) in cui, nel caso della polarizzazione VV (tratto 2 Figura 4.16 *a*), si hanno valori di σ^0 e valori di ϑ modellata che si portano contemporaneamente su valori massimi, come se la stima derivata dal LSM-VDM fosse quella descritta dal segnale radar, mentre riguardo la polarizzazione VH si osserva una sorta di insensibilità nei confronti di ϑ tale per cui al variare di questa il segnale oscilla attorno ad un valore pressoché costante. In effetti in Figura 4.15, grafico σ^0_{VH} , il segnale rimane costante su valori alti similmente a quanto succede con l'indice NDVI. Per questa ragione si conferma la polarizzazione VH più sensibile alla copertura da parte della vegetazione. In entrambe le polarizzazioni e in condizioni umide l'NDVI è costante e ai suoi valori massimi (Figura 2.1, grafico NDVI).

Ipotizzando dunque che tra σ^0 - ϑ esista una relazione lineare, e che il discostarsi del coefficiente di backscattering da questa tendenza sia causato dalla presenza di vegetazione, è stato pensato di quantificare questi scostamenti, come differenza del segnale originale rispetto a quello che avrebbe se seguisse la relazione lineare, e di valutare se questi avessero una qualche dipendenza dall'indice NDVI. In tale modo sono state calcolate le quantità $\Delta\sigma^0$ (VV e VH) del segnale rispetto alla tendenza lineare ipotetica con la ϑ e, messe successivamente in relazione all'NDVI corrispondente alla data di acquisizione del segnale, trovando degli andamenti descritti dalle curve polinomiali di 3° grado riportate in Figura 4.17.

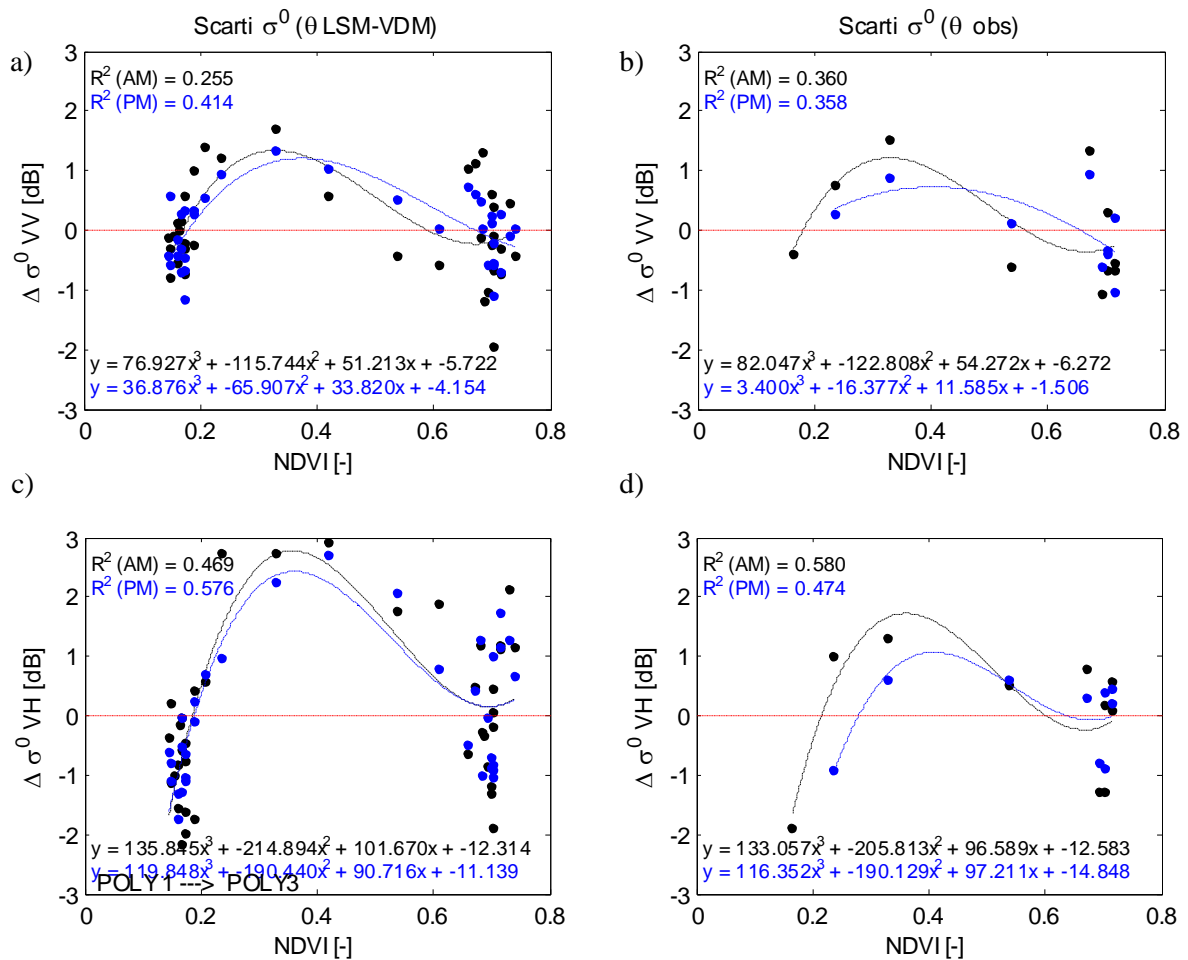


Figura 4.17. Relazione $\Delta\sigma^0$ -NDVI (campo 2017), per la correzione della σ^0

Ancora una volta una tendenza maggiormente evidente viene definita nel caso dei dati modellati col LSM-VDM, rispetto a quelli osservati che di contro sono in numero inferiore e contengono maggiore dispersione. Le curve di Figura 4.17 (a e c) affermano che in condizioni estreme sia umide che secche, il segnale radar non va corretto e rappresenta quindi in maniera diretta l'umidità del suolo, mentre nel passare da un estremo all'altro la vegetazione influisce sul segnale facendolo aumentare di una quantità massima pari a 3 dB. I valori delle correzioni $\Delta\sigma^0$ di Figura 4.17 (a e c) ottenute in funzione dell'NDVI saranno dunque quelle con le quali si intende "correggere" il segnale radar.

Risultati

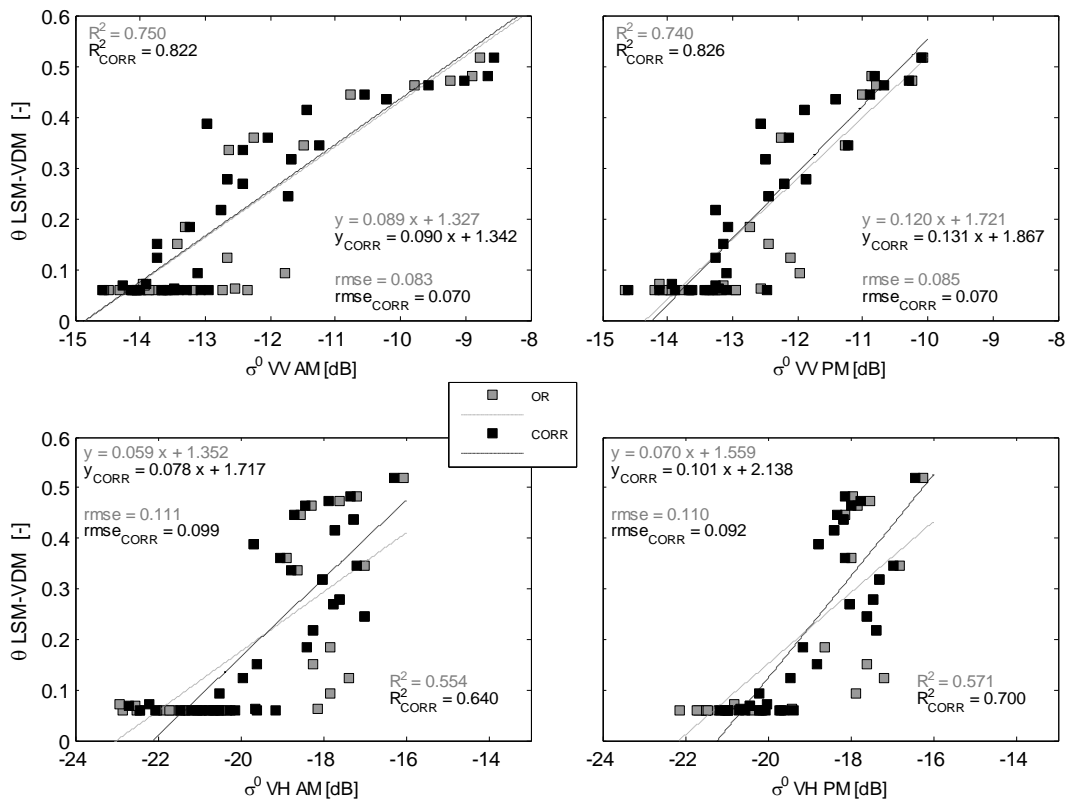


Figura 4.18. Relazioni empiriche $\sigma\text{-9}$ modellata (2017) prima e dopo la correzione di σ^0

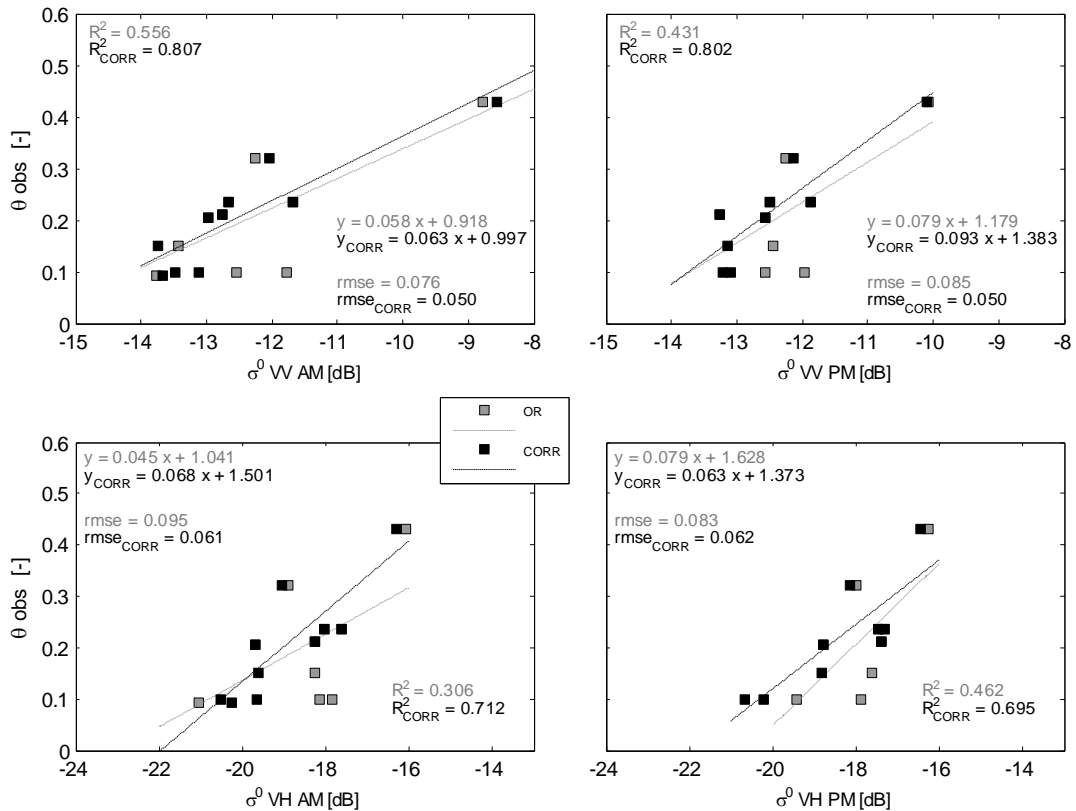


Figura 4.19. Relazioni empiriche $\sigma\text{-9}$ osservata al suolo (2017) prima e dopo la correzione di σ^0

Le relazioni empiriche $\vartheta-\sigma^0$ ottenute prima (“OR”) e dopo la correzione del segnale σ^0 (“CORR”) sono riportate in Figura 4.18, nel caso della ϑ modellata con il LSM-VDM, e in Figura 4.19, relativamente ai dati ϑ sperimentali.

Si nota come le relazioni empiriche trovate presentano coefficienti di correlazione R^2 elevati anche prima delle correzioni, ma grazie alla valutazione dell’influenza da parte della vegetazione (grass) attraverso l’NDVI, in ciascuna polarizzazione VV e VH e immagine in AM e PM, l’indice statistico R^2 aumenta e diminuiscono contestualmente gli errori, rappresentati tramite il *root mean square error* (rmse), con cui si stima la variabile di interesse ϑ . In particolare nelle polarizzazioni VV e VH con i dati misurati al suolo si ottengono errori inferiori o pari al 6% che in un suolo soggetto a stress idrico come quello analizzato in questa tesi è molto importante perché le oscillazioni di umidità sono piccole e piccoli errori significano stime precise.

Utilizzando le relazioni $\sigma_{\text{corr}}^0 - \vartheta_{\text{obs}}$ di Figura 4.19 trovate per il campo E di calibrazione nel 2017, ed applicandole al campo E in anni diversi da quello calibrazione, quindi 2016 e 2018, nonché a campi differenti da quello di calibrazione, campi I, A, F e G, si ottengono in Figura 4.20, Figura 4.21, Figura 4.22, Figura 4.23, Figura 4.24, Figura 4.25, gli andamenti delle stime di umidità del suolo da radar Sentinel-1 a livello temporale, e in Figura 4.26, Figura 4.27 e Figura 4.28 i risultati delle stime comparate con i dati sperimentali negli anni 2017 e 2018 e con i dati modellati dal LSM-VDM nel 2016. Il periodo di interessato dalle stime radar è quello relativo alle sperimentazioni su campo, ovvero i mesi che vanno da febbraio ad agosto (escluso).

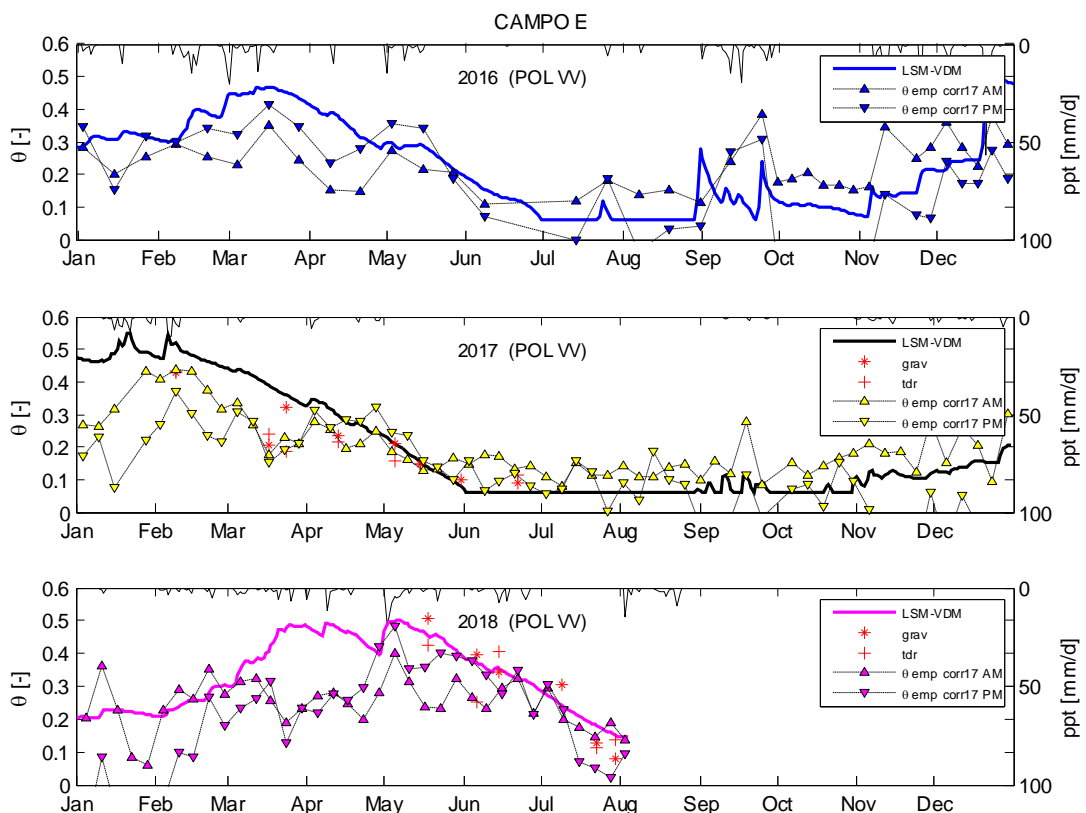


Figura 4.20. Campo E pol VV: andamento temporale 2016, 2017 e 2018 della ϑ radar empirica corretta (2017)

Risultati

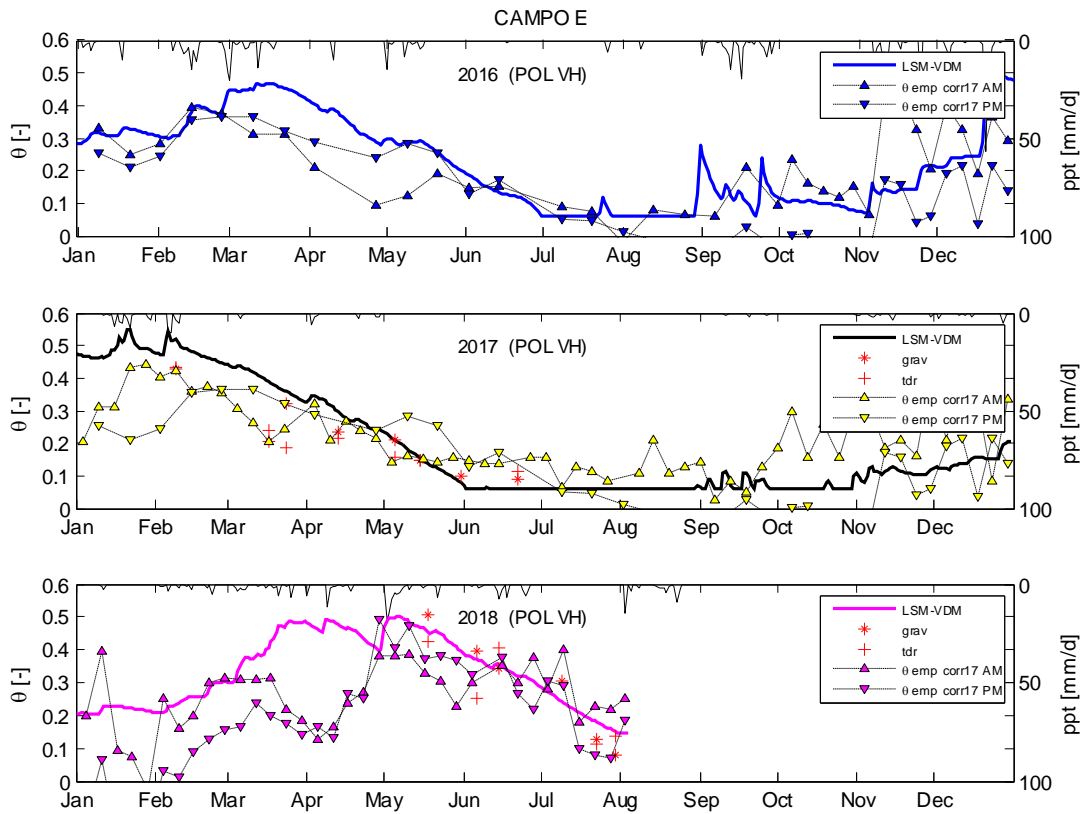


Figura 4.21. Campo E pol VH: andamento temporale 2016, 2017 e 2018 della θ radar empirica corretta (2017)

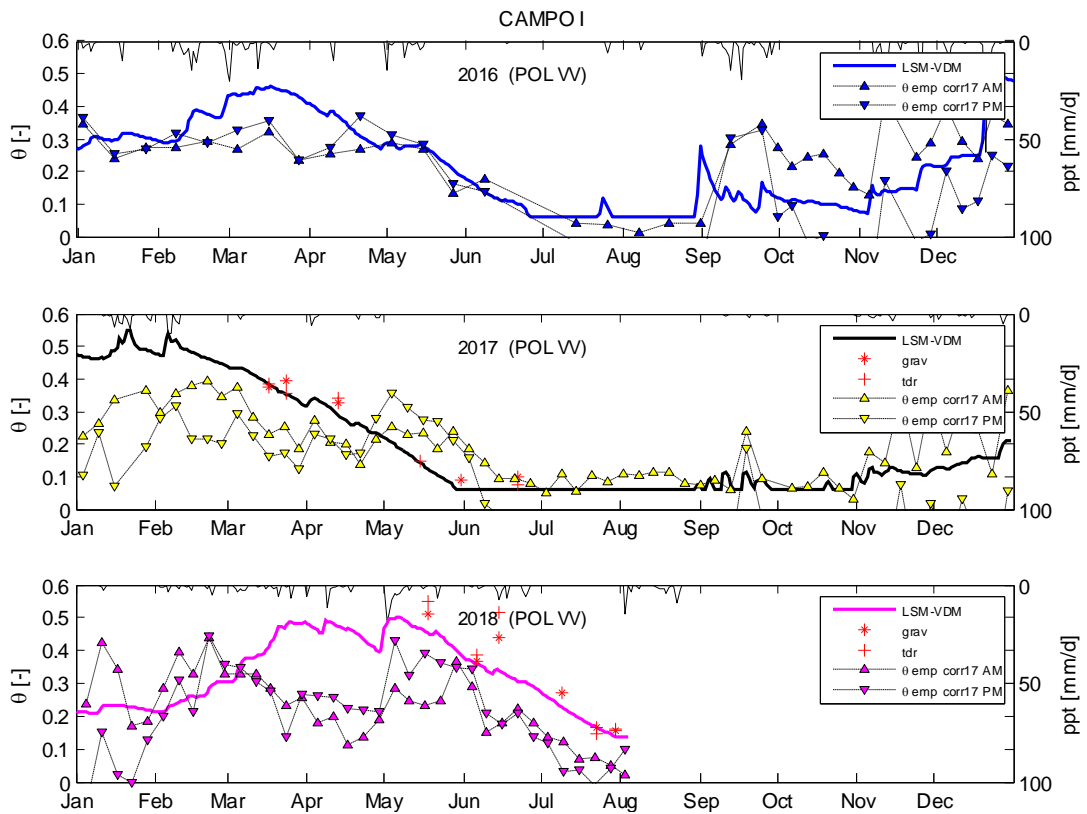


Figura 4.22. Campo I pol WV: andamento temporale 2016, 2017 e 2018 della θ radar empirica corretta (2017)

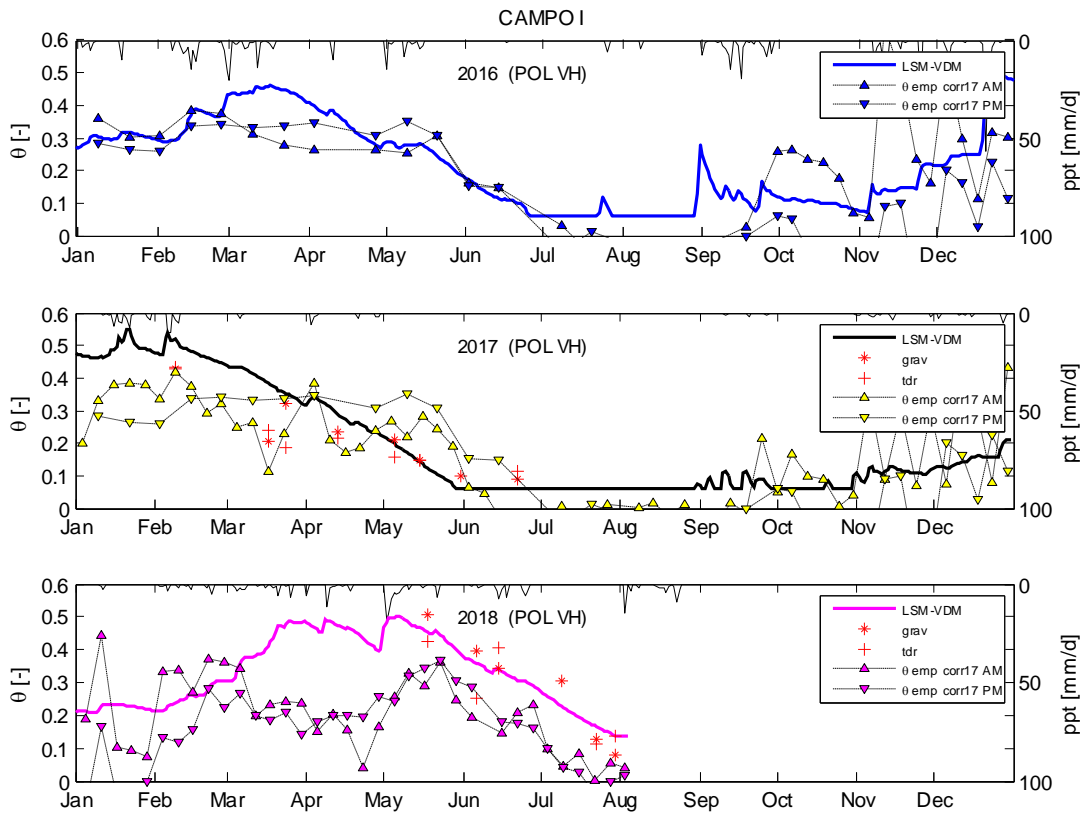


Figura 4.23. Campo I pol VH: andamento temporale 2016, 2017 e 2018 della θ radar empirica corretta (2017)

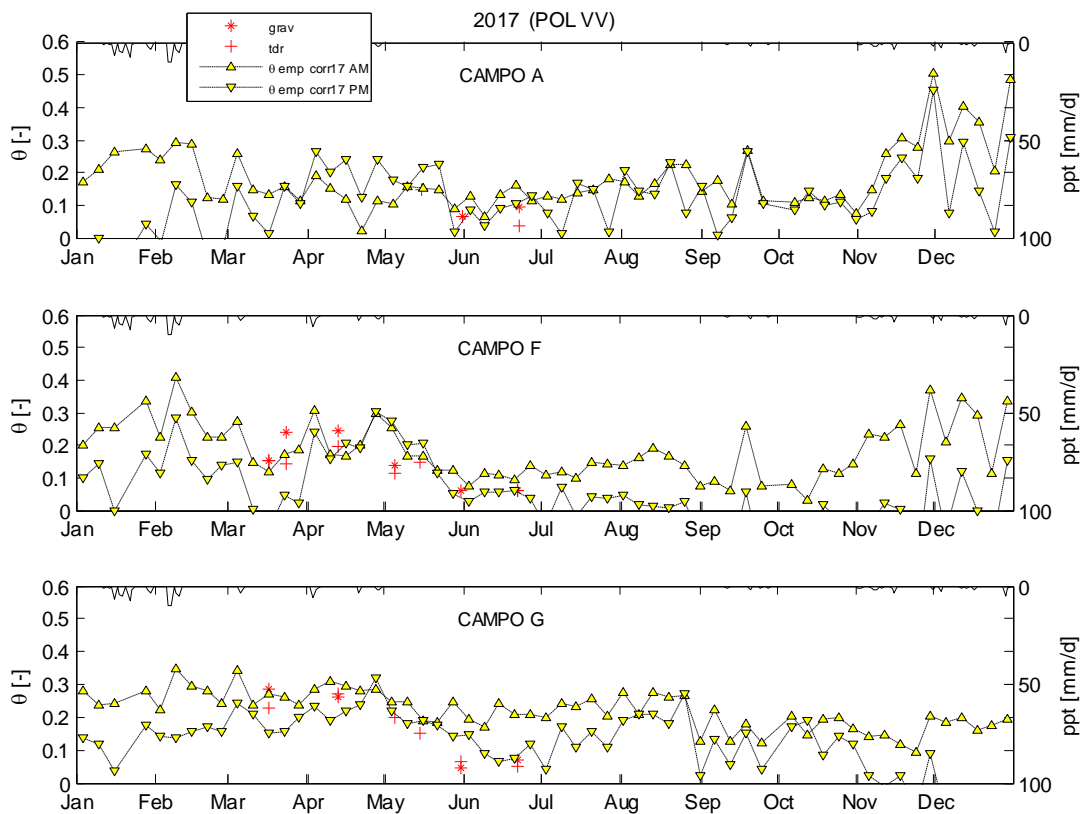


Figura 4.24. Campi A, F e G pol VV: θ radar empirica corretta (2017)

Risultati

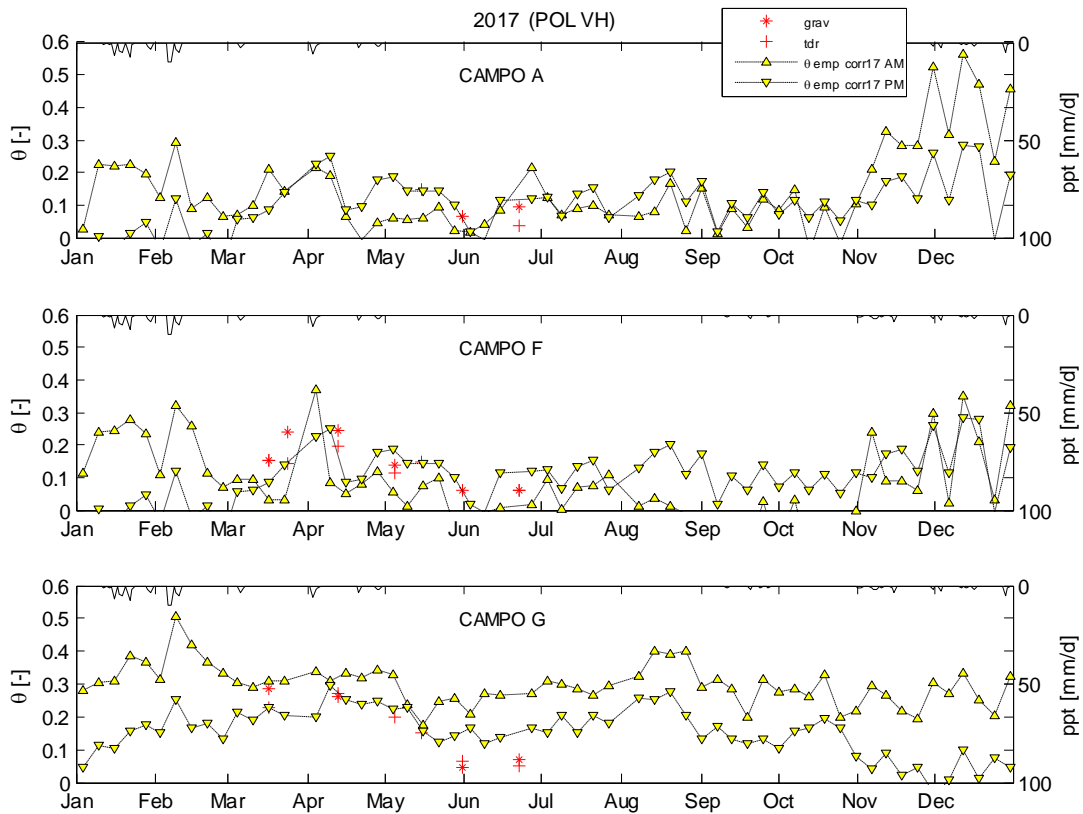


Figura 4.25. Campi A, F e G pol VH: θ radar empirica corretta (2017)

A livello temporale le relazioni sono abbastanza soddisfacenti. Con la polarizzazione VV sia nel campo E (Figura 4.20) che nel campo I (Figura 4.22), le stime da radar seguono bene le stime di θ modellate nonché i valori misurati a terra. Nel campo E si riesce a ripercorrere la diminuzione dell'umidità del suolo persino nel 2018, un anno dal punto di vista delle precipitazioni anomalo (Figura 3.11), mentre nel 2016 e 2017, la θ_{radar} descrive bene le condizioni di stress idrico e quelle che risalgono verso condizioni più umide, bloccandosi però a metà della curva discendente, oltre la quale il radar non segue più quanto stimato dal modello LSM-VDM, ma rimane pressoché costante.

Lo stesso accade nel campo I (Figura 4.22) nel quale però le stime peggiorano, e ancor di più del 2018. Non si riscontrano grandi differenze tra immagini in AM e PM, in quanto in alcuni casi l'approssimazione al dato osservato è migliore in un caso piuttosto che in un altro.

Riguardo la θ_{radar} stimata con la polarizzazione VH (Figura 4.21 e Figura 4.23) le stime si discostano maggiormente dal dato osservato, in particolare nel campo I (Figura 4.23) e nel 2016.

Riguardo invece i campi A, F e G nel 2017 si può osservare che i dati di umidità del suolo stimati con la polarizzazione VV (Figura 4.24) si sovrappongono molto bene ai dati misurati al suolo. Quindi le correzioni calibrate rispetto al campo E sono valide anche nei campi aventi caratteristiche simili come il campo I, F ed A, ma anche in un sito come quello G in cui è presente macchia mediterranea sparsa. Con la polarizzazione VH (Figura 4.25) le stime, non sono invece perfettamente coincidenti. Per valutare meglio l'errore delle stime da radar è necessario fare riferimento ai grafici di Figura 4.28.

Essendo di principale interesse riuscire a vedere dal radar il decadimento dell'umidità del suolo dalla stagione delle piogge verso la stagione secca, in Figura 4.26 sono riportate e le correlazioni tra i valori di SM stimati da radar nel periodo tra il 1 febbraio e il 1 agosto. In particolare sono riportati i risultati delle stime da radar nel caso venisse usata la relazione tra il segnale σ^0 preso direttamente dalle immagini radar (rappresentata con una crocetta), e quello invece corretto col procedimento proposto (rappresentato con un quadrato), per i campi E (Figura 4.26) ed I (Figura 4.27) in tutti e tre gli anni e per i campi A, F e G nel il 2017 (Figura 4.28), perché solo nel 2017 è stato possibile raccogliere dati sperimentali in quei siti. Nei grafici seguenti viene indicato con una "c" gli indici statistici R^2 , rmse e P-value relativi alle stime effettuate attraverso le relazioni empiriche "corrette" definite in Figura 4.19.

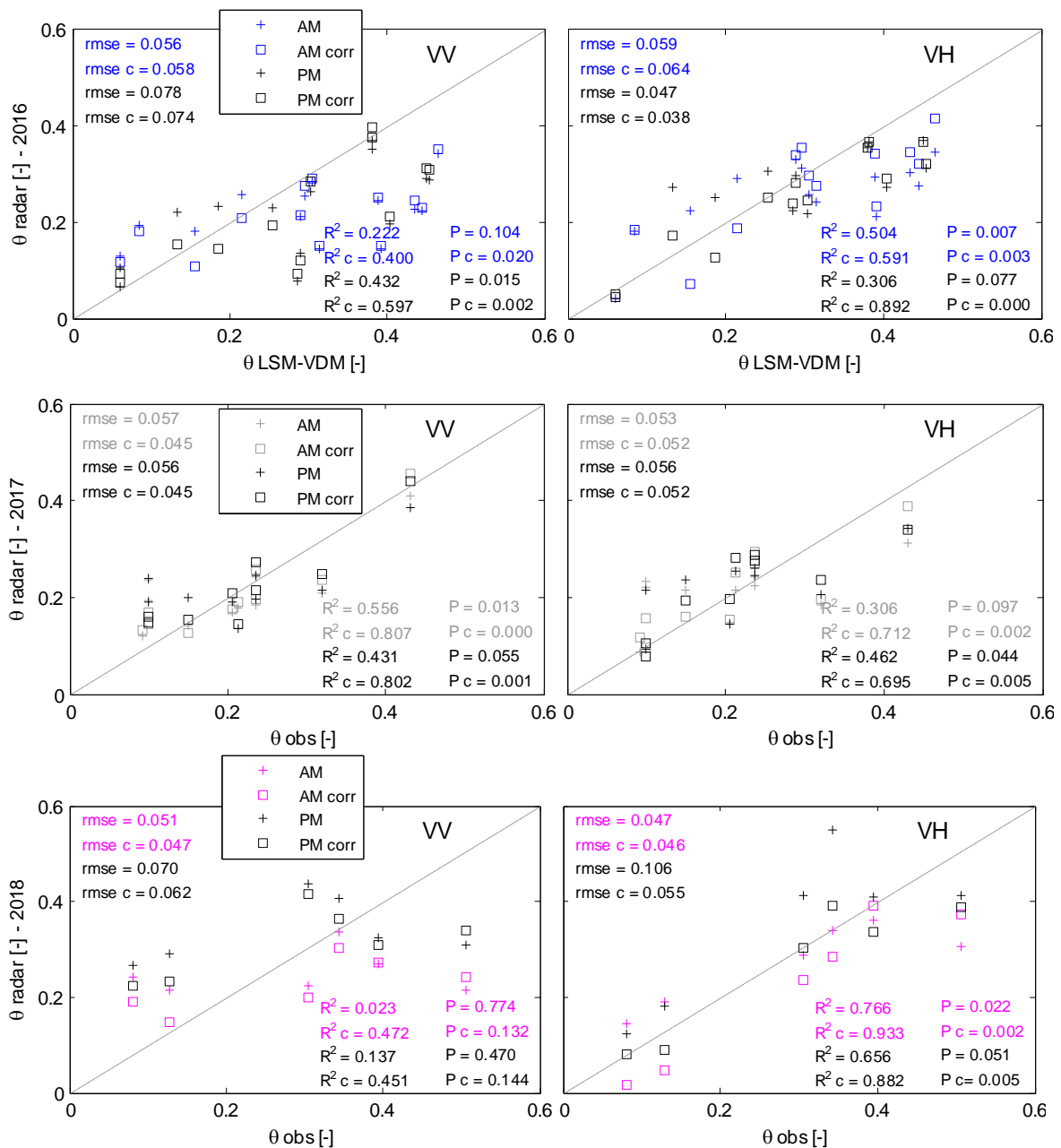


Figura 4.26. Campo E: θ radar prima e dopo la correzione di σ^0

Risultati

Nel campo E (Figura 4.26) la relazione empirica corretta migliora i risultati in ogni combinazione di polarizzazione e orario di acquisizione delle immagini raggiungendo valori di R^2_c pari a 0.892 nel 2016 e 0.933 nel 2018 per la pol VH PM ed errori pari a circa il 5%. I valori *P-value* inferiori allo 0.05 ad eccezione del caso pol. VV 2018, confermano la correttezza delle premesse fatte nel correggere il segnale radar ed hanno validità in un campo con vegetazione erbacea anche in anni diversi da quello utilizzato nelle calibrazioni, il 2017.

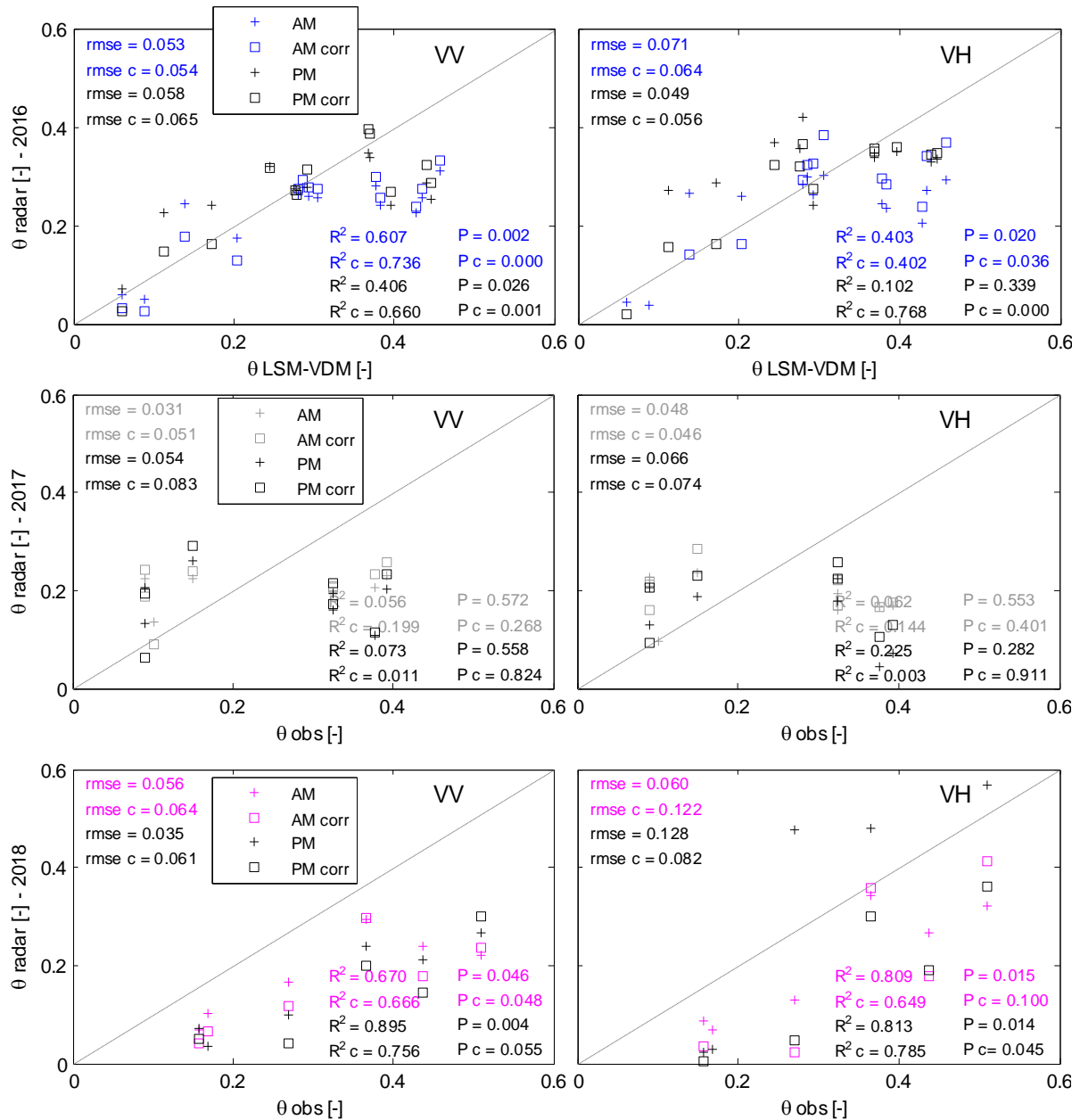


Figura 4.27. Campo I: 9 radar prima e dopo la correzione di σ^0

Nel campo I (Figura 4.27) la correzione apporta dei miglioramenti consistenti rispetto all'utilizzo del dato originale solo nel 2016. Nel 2017 sia prima sia dopo la correzione del segnale le stime radar sono errate. Probabilmente i dati sperimentali raccolti nel 2017 non sono stati sufficienti per poter trarre delle conclusioni. Nel 2018 le stime da radar sono decisamente migliori, tuttavia presentano degli errori alti.

Il metodo proposto, sebbene empirico e quindi limitato al sito in cui viene calibrato, dimostra tuttavia quanto il segnale radar sia in qualche modo già una lettura del contenuto idrico del suolo, anche in un sito vegetato (grass). E' un risultato interessante perché consente di ovviare all'utilizzo di algoritmi spesso di difficile soluzione, i quali richiedono parametri in input di cui non sempre si dispone, come ad esempio i parametri di rugosità, o di cui è impossibile effettuare misurazioni per la vastità delle aree interessate, come ad esempio le dimensioni di un bacino idrografico.

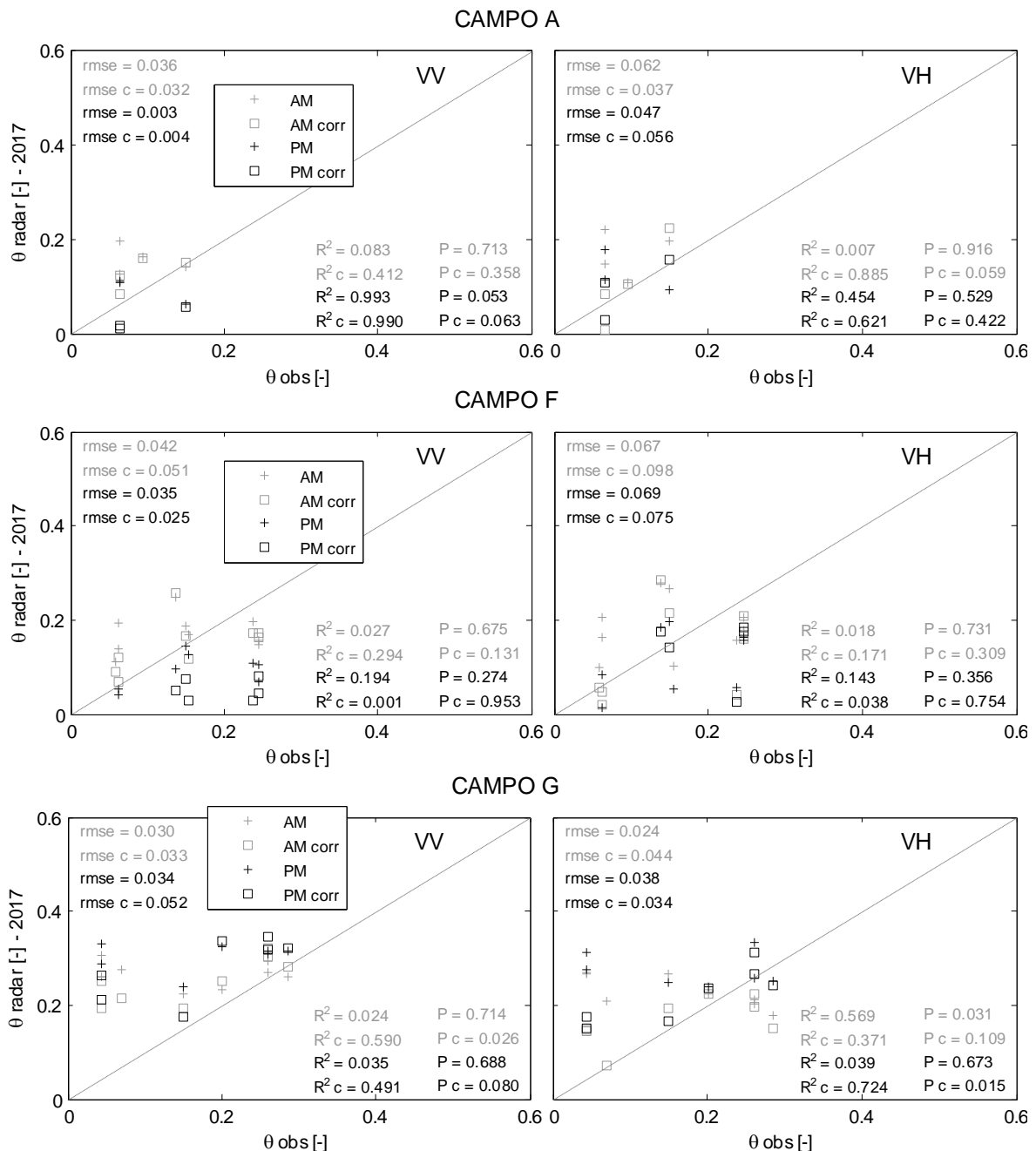


Figura 4.28. Campo A, F e G (2017): θ radar prima e dopo la correzione di σ^0

Risultati

E' da notare che i dati radar sono stati elaborati alla risoluzione di 30 metri, ma i risultati e le relazioni derivate sono state ottenute con dati mediati ad una scala maggiore di circa 90 metri, ovvero pari alle dimensioni dei campi oggetto di studio. Non si è potuta utilizzare la risoluzione di 10 metri offerta dai sensori radar e ottico di Sentinel poiché richiedevano un onere computazionale non supportato dalle macchine a disposizione.

Nel campo A (Figura 4.28, sopra) gli errori nelle stime radar sono molto bassi così come le correlazioni presentano un R^2 elevatissimo, sia in VV che in VH. Tuttavia è da notare che nel campo A sono state effettuate unicamente tre osservazioni in campo con le quali poche deduzioni possono farsi. Infatti, osservano i valori elevati del P-value, prossimi allo 0.1, confermano che i risultati in questo campo non sono attendibili. Riguardo il campo F (Figura 4.28, centro) il discorso è molto simile a quanto accade per il campo A e anche in questo caso risultati non sono soddisfacenti. I risultati erano già intuibili dall'andamento temporale mostrato in Figura 4.24.

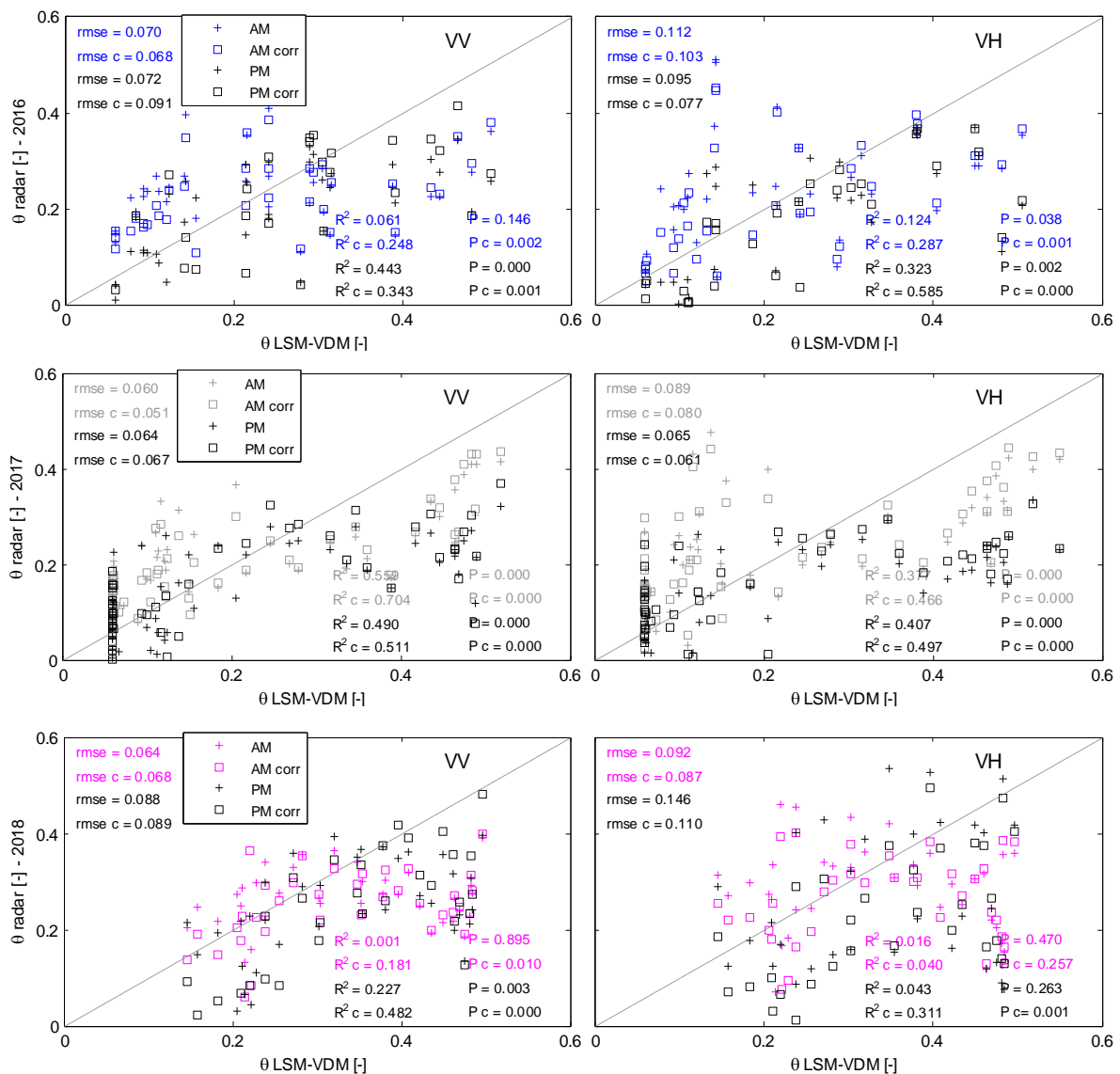


Figura 4.29. Campo E: θ radar vs dati modellati LSM-VDM (annuali) prima e dopo la correzione di σ^0

Nel campo G (Figura 4.28, basso), si ottengono con sorpresa, poiché il campo rispetto ai precedenti è caratterizzato da una vegetazione tipica mediterranea di cespugli e arbusti, risultati decisamente buoni con entrambe le polarizzazioni (R^2 di circa 0.6 per la pol. VV e 0.7 per la VH).

Poiché per i campi E ed I si avevano a disposizione le stime del modello LSM-VDM per il 2016, 2017 e 2018 (fino al 1 agosto), è stata valutata l'attendibilità delle stime da radar anche rispetto ad un periodo temporale maggiore che comprendesse, almeno per il 2016 e 2017, un intero anno.

In Figura 4.29 si osserva per il campo E che la relazione empirica corretta ha ancora una buona correlazione con i dati modellati di un intero anno. Nel 2016 e 2018 le immagini PM sia VV che VH hanno coefficienti di correlazione maggiori, che nel 2017 si ottengono con le AM, ma in entrambe le situazioni è importante notare che gli errori nelle stime restano comunque entro valori accettabili ossia inferiori al 10÷7%.

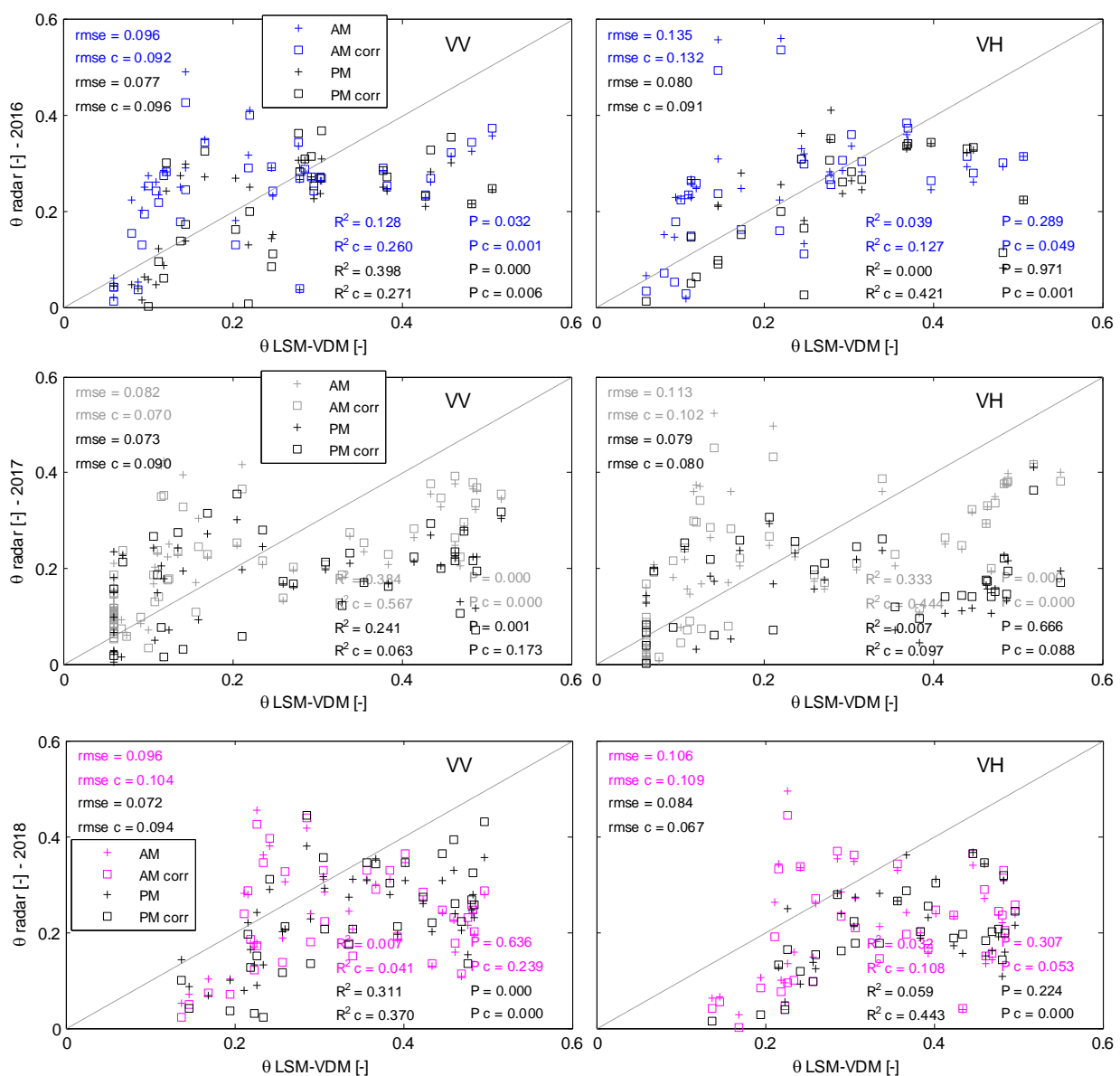


Figura 4.30. Campo I: θ radar vs dati modellati LSM-VDM (annuali) prima e dopo la correzione di σ^0

Risultati

Stesso discorso si rivede nel campo I in Figura 4.30. In AM o PM, in VV o in VH si ha sempre un R^2 alto con errori tali da rientrare entro il range ottimale per la stima dell'umidità del suolo in un sito particolare come quello trattato in questa tesi. Tuttavia la dispersione dei dati sia in un campo che nell'altro è limitante. La ragione di tale dispersione è dovuta principalmente al limite del radar nel stimare contenuti idrici sopra una soglia, nella quale probabilmente la vegetazione gioca il suo ruolo e la correzione apportata non è più sufficiente.

4.2.2 Modello 2: Change Detection di Urban et al., 2018

Un secondo approccio reso possibile grazie all'elevata ripetitività dei dati Sentinel-1 è del tipo *Change Detection (CD)*. In particolare è stata presa come base di partenza la relazione proposta di recente da Urban et al. (2018), nella quale i valori radar del coefficiente di backscattering σ^0 in polarizzazione VV sono riscaldati in base ai valori minimi (σ_{dry}^0) e massimi (σ_{wet}^0) di un certo intervallo di tempo, rispetto ad un range di valori ϑ espresso in percentuale da 0 a 100 (4.3). In questo caso verrà applicata la relazione ad ogni singolo anno 2016, 2017 e 2018, si testerà anche la polarizzazione VH, e si farà riferimento ai valori di contenuto idrico minimo, ϑ_{dry} pari a 0.08, e massimo, ϑ_{wet} pari a 0.6 (4.4), registrato nel bacino a partire dal 2003. Viene in oltre proposta una terza variante di tale metodo (4.5) nel quale la σ^0 utilizzata è quella corretta come descritto al paragrafo 4.2.1, e il range di valori entro cui viene riscaldata è quello desunto dai dati storici sperimentali. Riassumendo, l'umidità del suolo viene calcolata attraverso le tre relazioni:

$$\vartheta(t) = \vartheta_{dry} + \frac{\sigma^0(t) - \sigma_{dry}^0}{\sigma_{wet}^0 - \sigma_{dry}^0} * \vartheta_{wet} \quad \text{Urban et al., 2018} \quad (4.3)$$

$$\vartheta(t) = \vartheta_{dry} + \frac{\sigma^0(t) - \sigma_{dry}^0}{\sigma_{wet}^0 - \sigma_{dry}^0} * (\vartheta_{dry} - \vartheta_{wet}) \quad \text{Urban et al., 2018 (modificata)} \quad (4.4)$$

$$\vartheta(t) = \vartheta_{dry} + \frac{\sigma_{corr}^0(t) - \sigma_{corr,dry}^0}{\sigma_{corr,wet}^0 - \sigma_{corr,dry}^0} * (\vartheta_{dry} - \vartheta_{wet}) \quad \text{Urban et al., 2018 (modificata con } \sigma^0 \text{ corretta)} \quad (4.5)$$

Le stime di umidità del suolo da radar ottenute attraverso la formula originale di Urban et al.(2018) (2.3), viene indicata che nei grafici seguenti con “CD OR” (Change Detection in Originale), quelle ottenute attraverso la formula modificata (2.4) sono identificati con “CD mod” (Change Detection Modificato), infine quelli ottenuti attraverso la formula (2.5) sono identificati attraverso “CD corr” (Change Detection Corretto). I risultati sono stati valutati su scala temporale per i campi E ed I per il 2016, 2017 e 2018 (Figura 4.31, Figura 4.32, Figura 4.33, Figura 4.34, Figura 4.35), mentre per i campi A, F e G solo nel 2017 (Figura 4.36).

A livello temporale nel campo E si osserva che la polarizzazione VV (Figura 4.31) risulta più caotica rispetto alla VH (Figura 4.32), e tende a sovrastimare l'umidità del suolo nel periodo estivo, in particolare del 2017 (Figura 4.31). Mentre la polarizzazione VH sembra essere migliore nel descrivere il contenuto idrico del 2018, anno in cui si sono verificati diversi eventi di precipitazione e in cui in effetti manca il periodo di stress idrico estivo. I tre metodi sembrano dare stessi risultati, ma il metodo CD CORR, rappresentato in rosso, sembra avvicinarsi maggiormente ai dati sperimentali o modellati dal LSM-VDM.

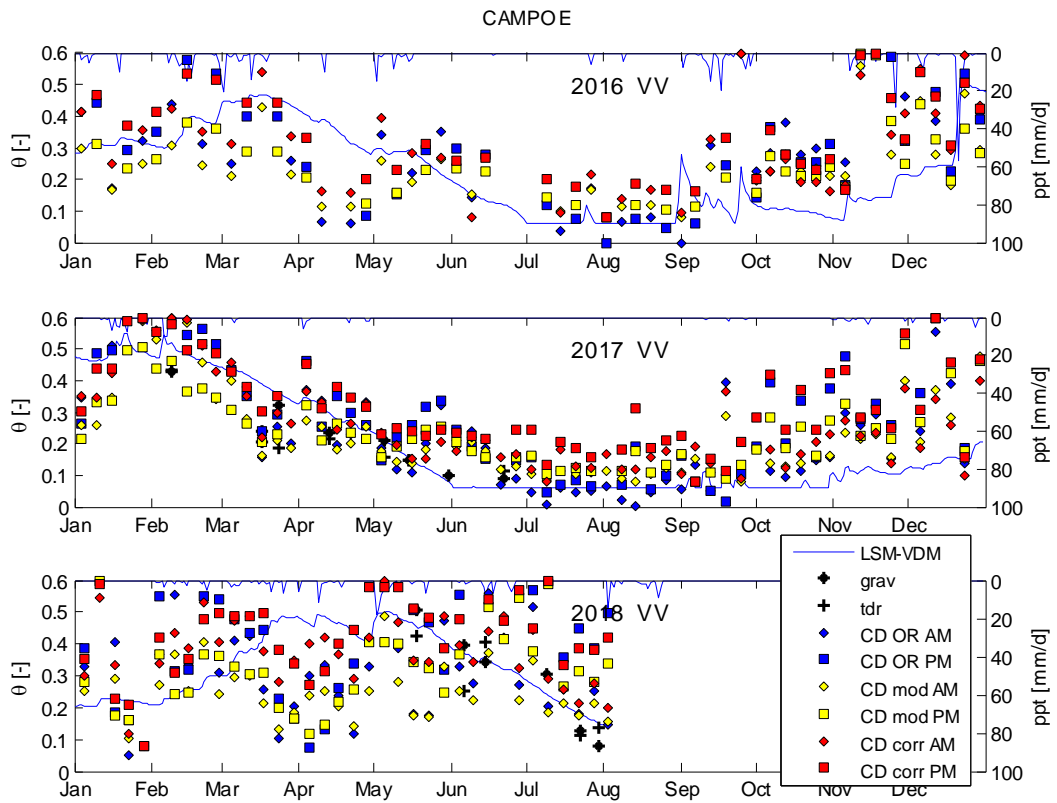


Figura 4.31. Metodo *Change Detection*: campo E (immagini VV)

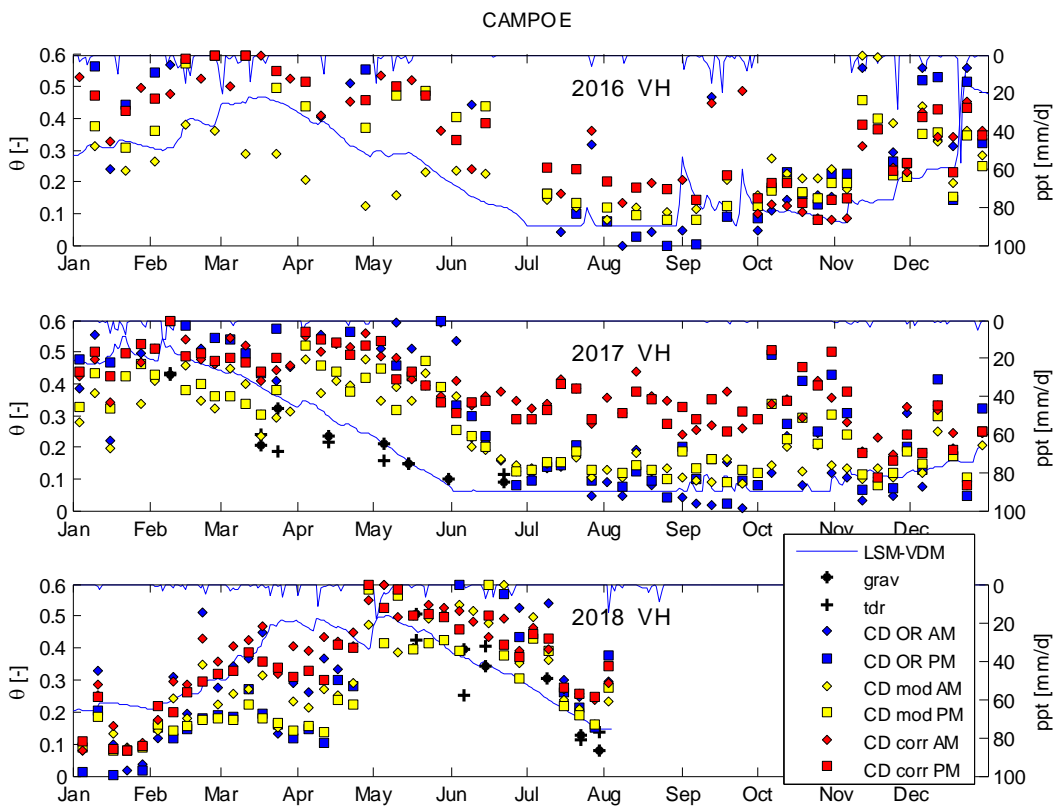


Figura 4.32. Metodo *Change Detection*: campo E (immagini VH)

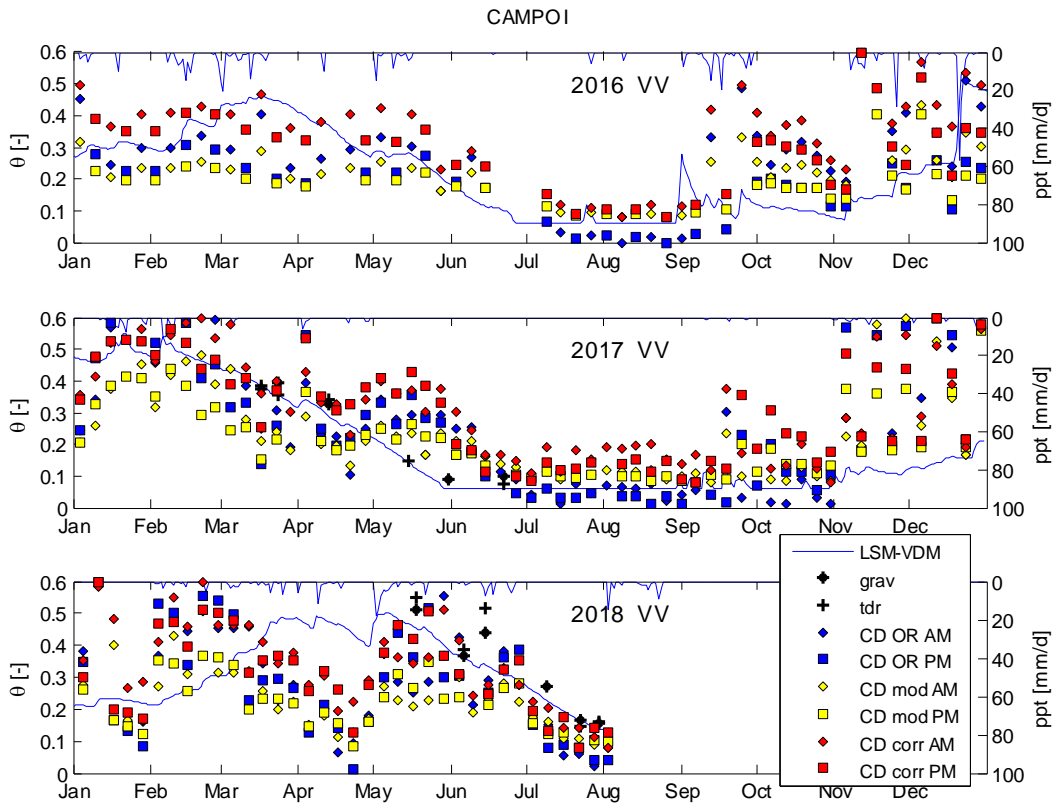


Figura 4.33. Metodo Change Detection: campo I (immagini VV)

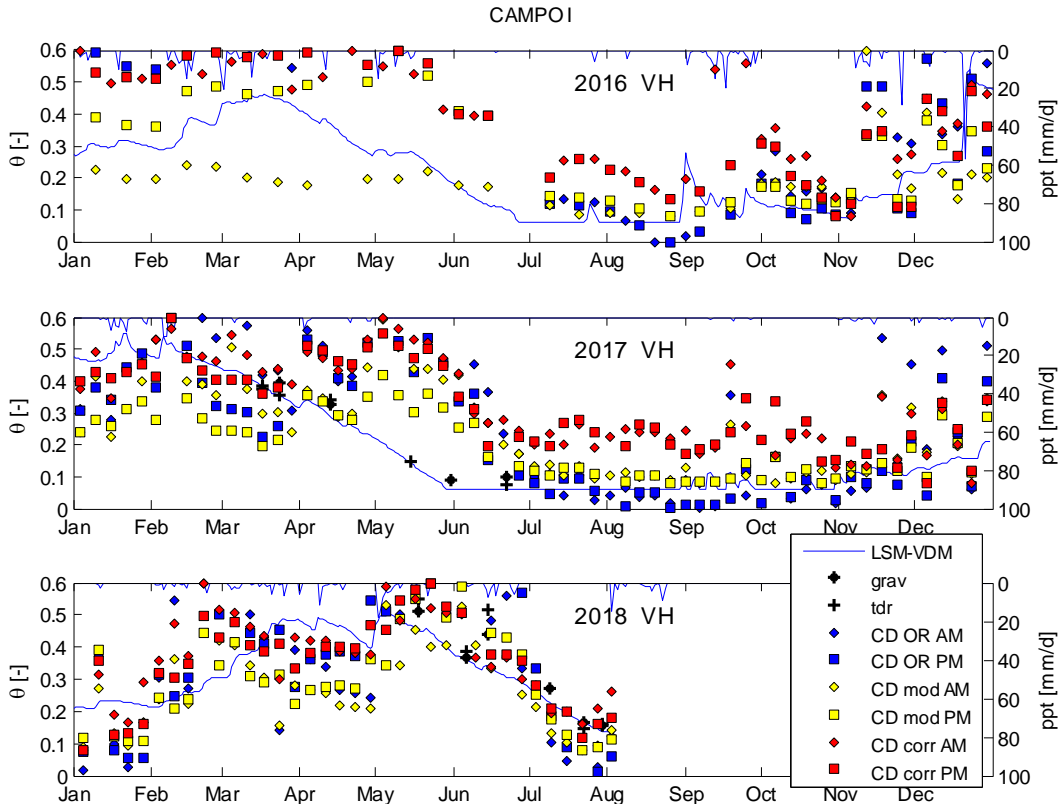


Figura 4.34. Metodo Change Detection: campo I (immagini VH)

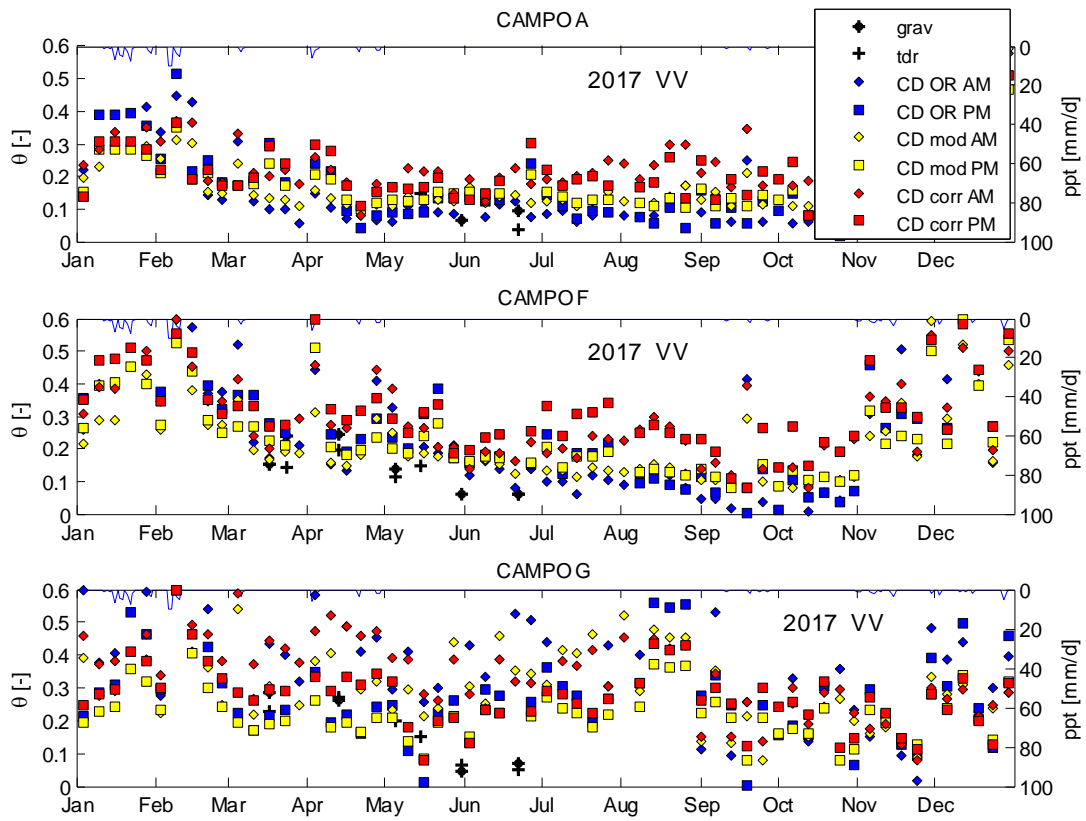


Figura 4.35. Metodo *Change Detection*: campo A, F e G (immagini VV)

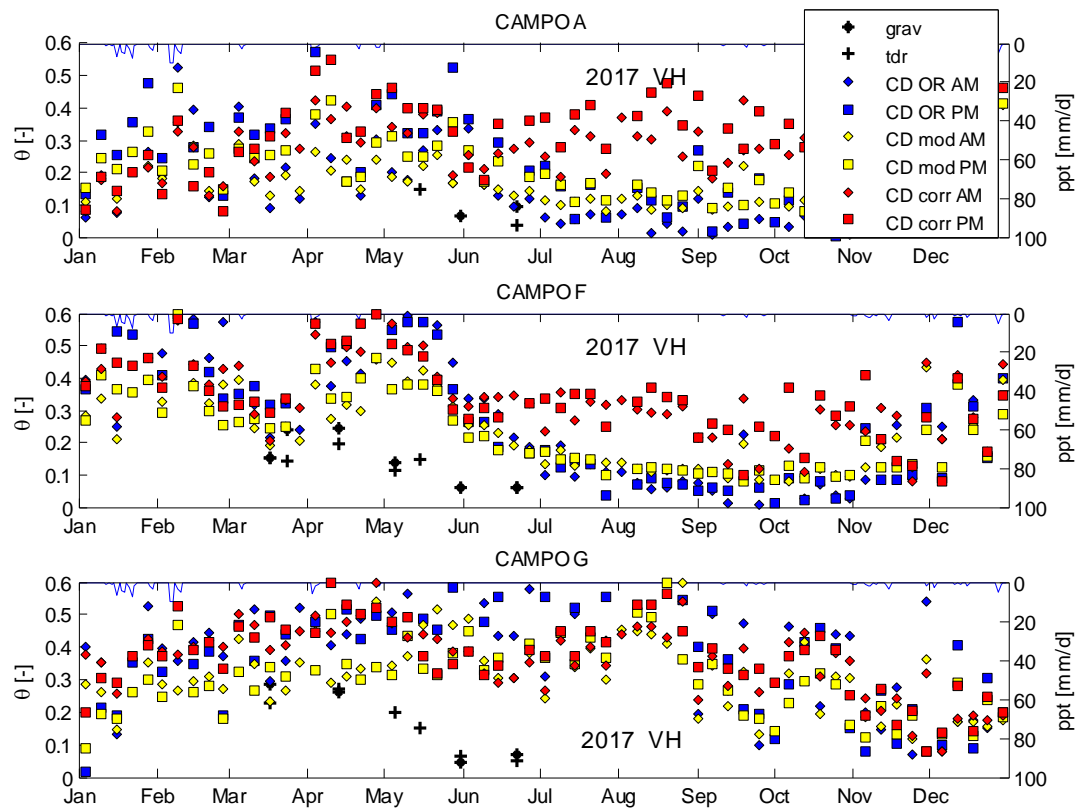


Figura 4.36. Metodo *Change Detection*: campo A, F e G (immagini VH)

Risultati

Nel campo I la polarizzazione VV (Figura 4.33) genera stime di umidità decisamente più veritiere rispetto a quelle ottenute in polarizzazione VH (Figura 4.34) e in tutti e tre gli anni. Tuttavia, così come accade per il campo E, la VH sembra essere più adatta nel descrivere lo stato di umidità del suolo nel 2018.

Nei campi A, F e G le stime da radar sono confrontate esclusivamente con i dati sperimentali del 2017 e per tutti e tre la polarizzazione VV (Figura 4.35) approssima meglio i risultati della VH (Figura 4.36), in particolare per il campo F e G, in quanto quest'ultima tende a sovrastimare il contenuto idrico con tutti e tre i metodi di tipo "CD".

Per una valutazione più accurata dei risultati si riportano di seguito i coefficienti di correlazione R^2 e gli errori RMSE, così come fatto per il metodo empirico al punto 4.2.1, tra le stime da radar con i tre modelli Change Detection e i valori di umidità del suolo osservati o modellati (2006), nell'intervallo di tempo tra febbraio e agosto (escluso), corrispondente al periodo in cui sono state eseguite le campagne sperimentali.

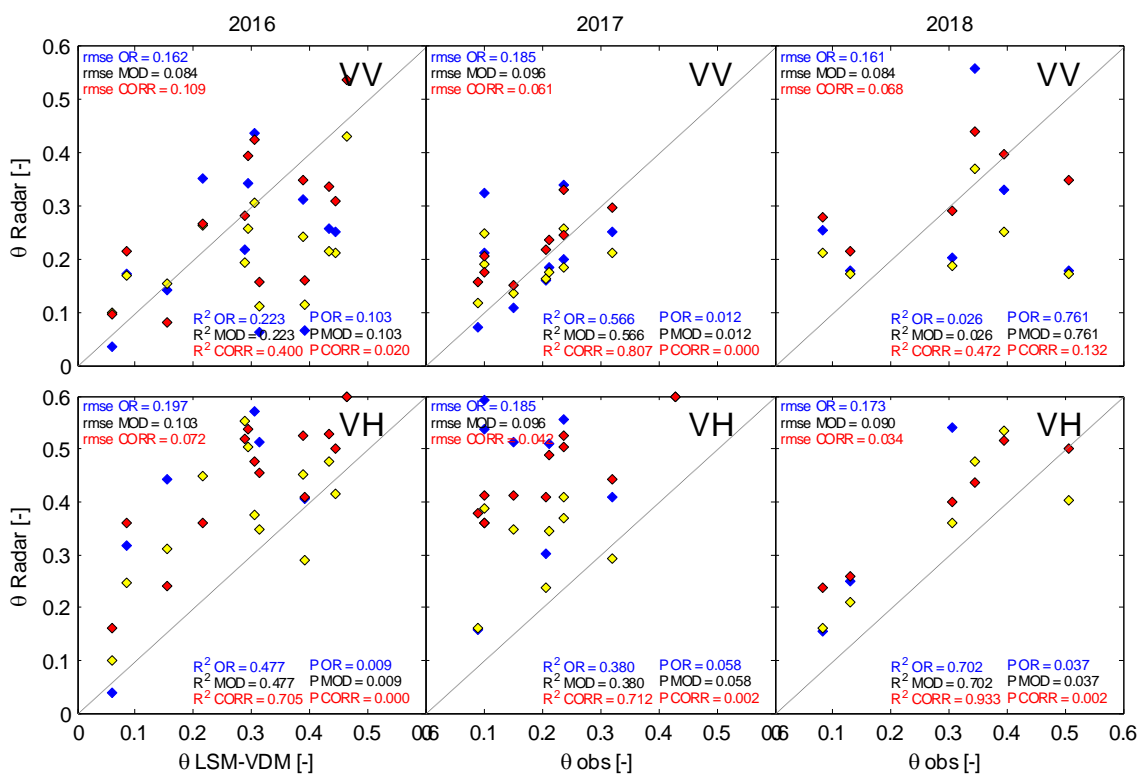


Figura 4.37. Risultati tre metodi *Change Detection*: campo E – AM

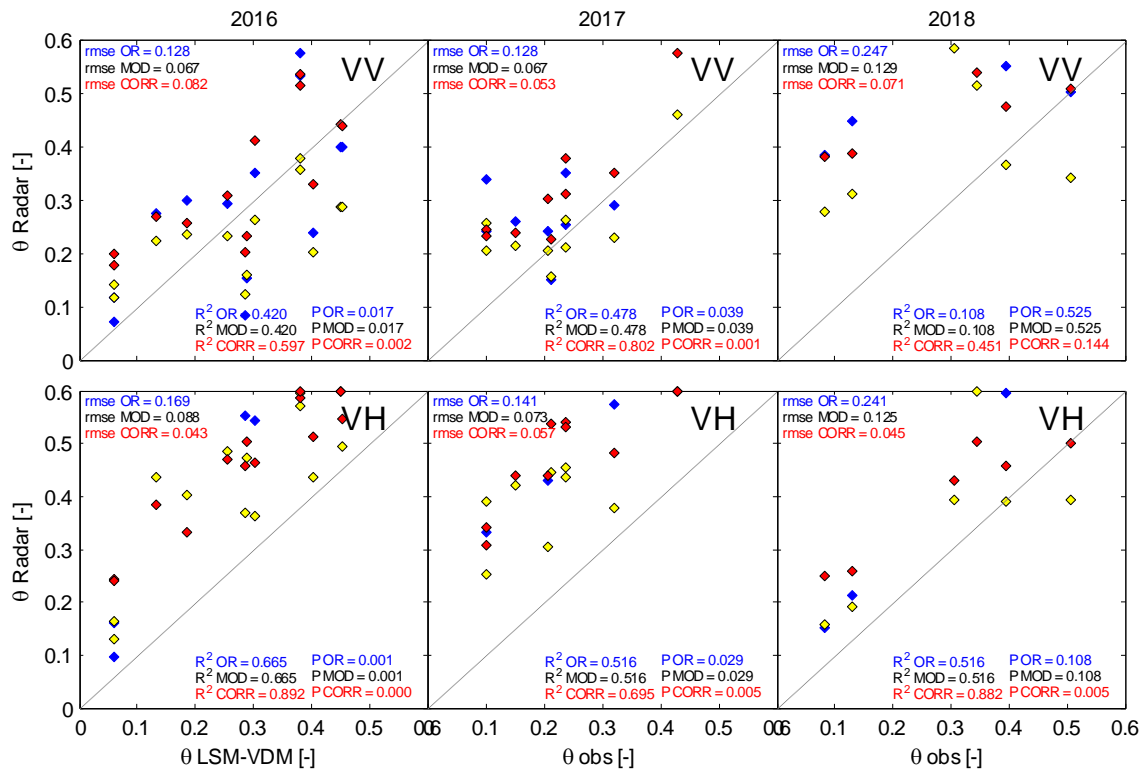


Figura 4.38. Risultati tre metodi *Change Detection*: campo E –PM

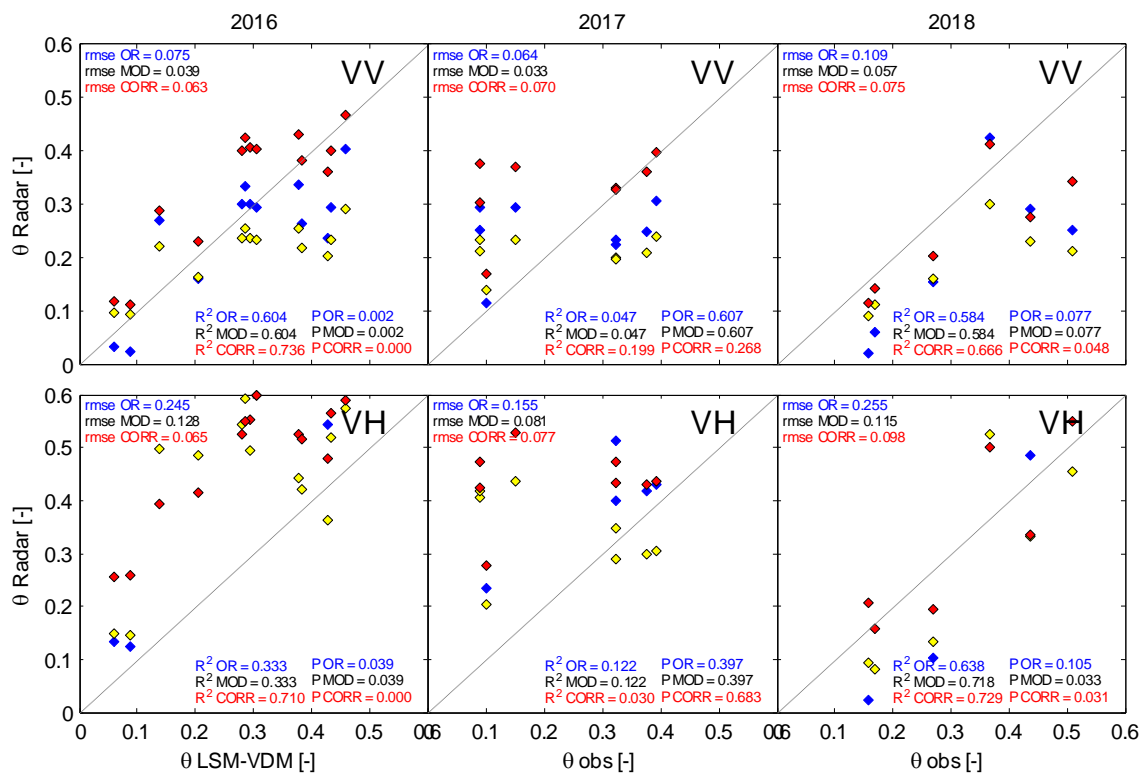


Figura 4.39. Risultati tre metodi *Change Detection*: campo I – AM

Risultati

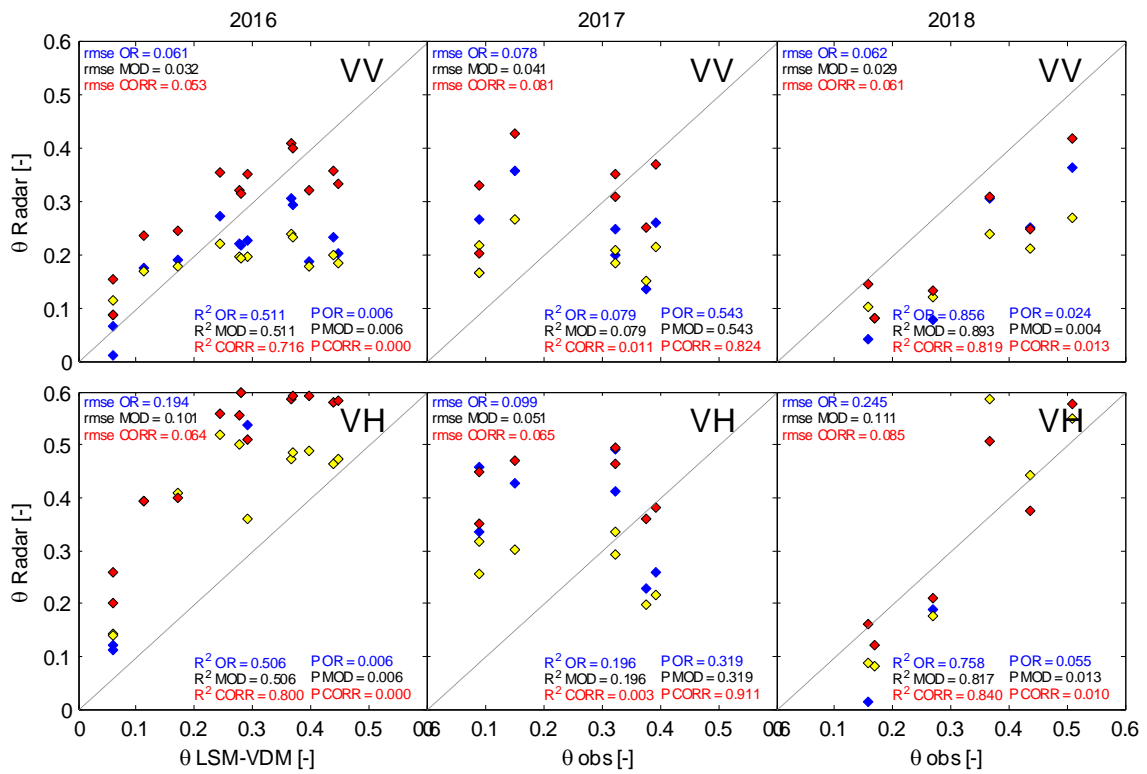


Figura 4.40. Risultati tre metodi *Change Detection*: campo I – PM

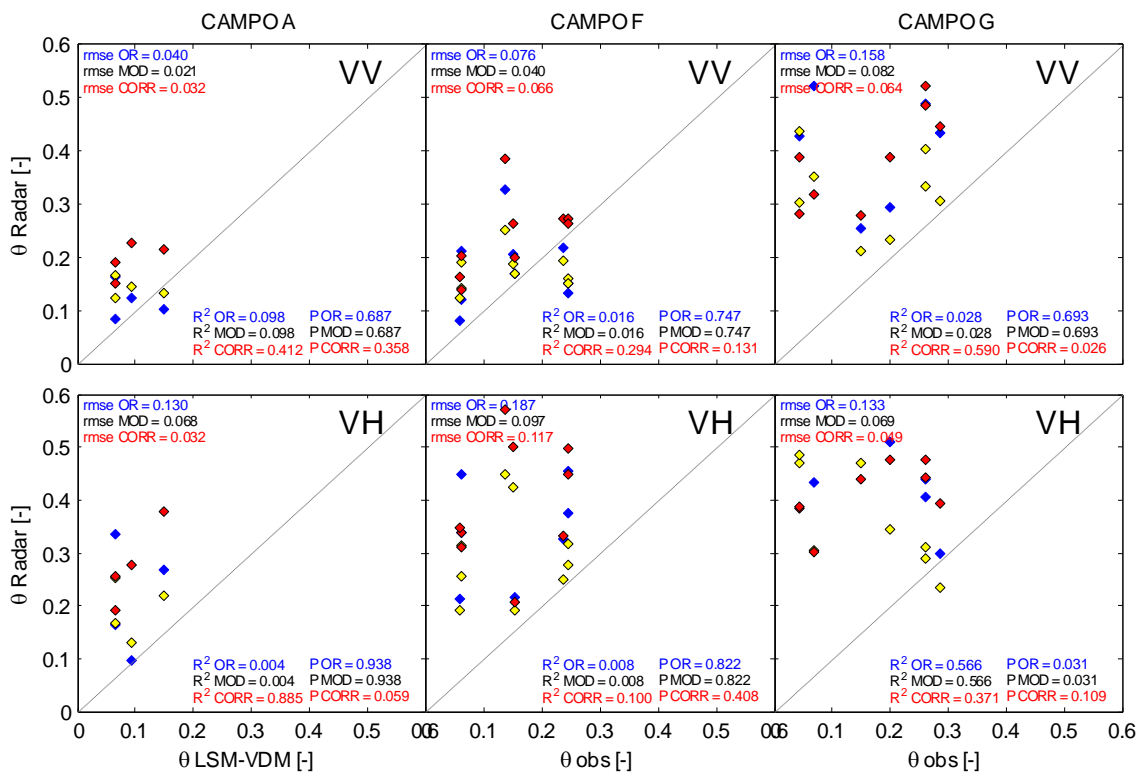


Figura 4.41. Risultati tre metodi *Change Detection*: campo A-F-G (2017) – AM

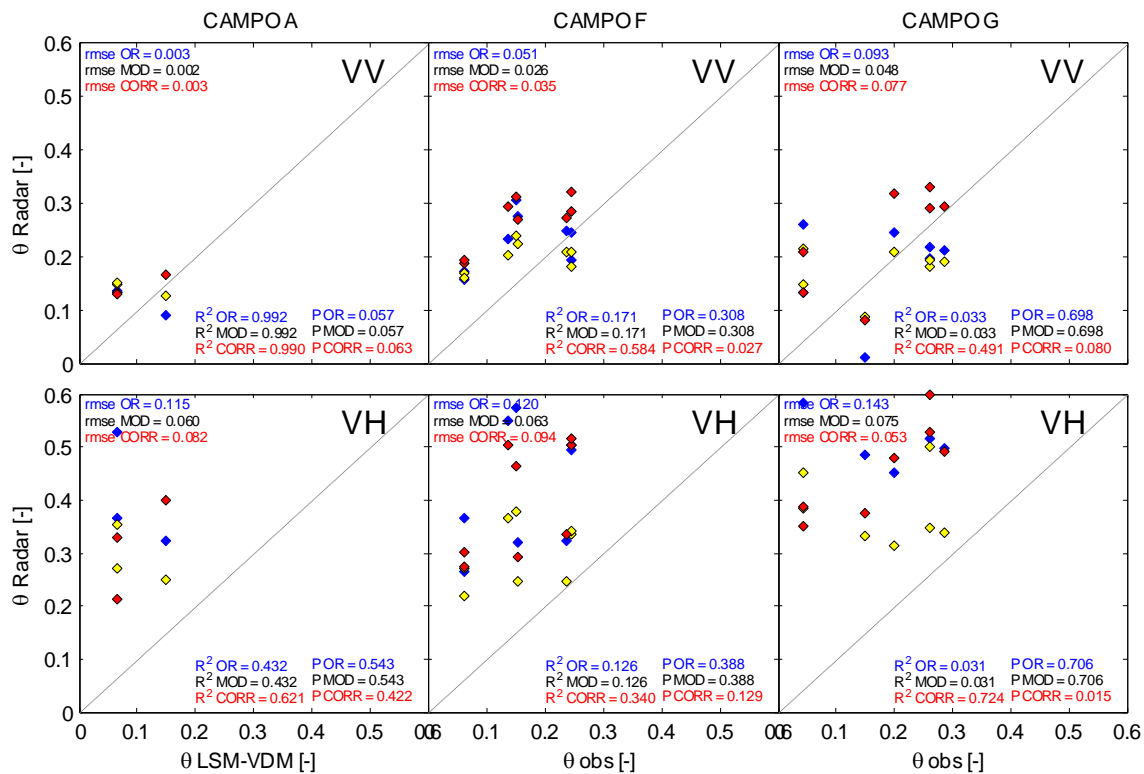


Figura 4.42. Risultati tre metodi *Change Detection*: campo A-F-G (2017) – PM

Dagli scatterplot rappresentati nelle figure precedenti i risultati ottenuti dalle modifiche proposte sul metodo *Change Detection* di Urban et al. (2018) sono chiare: il metodo “MOD” presenta stessi coefficienti di correlazione R^2 del Metodo Urban (CD OR), ma migliora nettamente nella precisione, in quanto gli errori RMSE si dimezzano (ad esempio campo E 2017 VV AM: rmse OR pari a 0.185, rmse MOD pari a 0.096); il metodo “CORR” nel quale viene utilizzato il coefficiente di backscattering σ^0 corretto dalla presenza della vegetazione attraverso l’NDVI, migliora ulteriormente le prestazioni del modello empirico *Change Detection* di Urban, abbassando ulteriormente l’errore nelle stime (ad esempio campo E 2017 VV AM: rmse CORR pari a 0.061).

In Figura 4.37, nel caso del campo E in modalità AM, il metodo CORR ha coefficienti di correlazione molto più alti di quelli OR e MOD, con errori inferiori in polarizzazione VH, piuttosto che in VV. In

Risultati

modalità

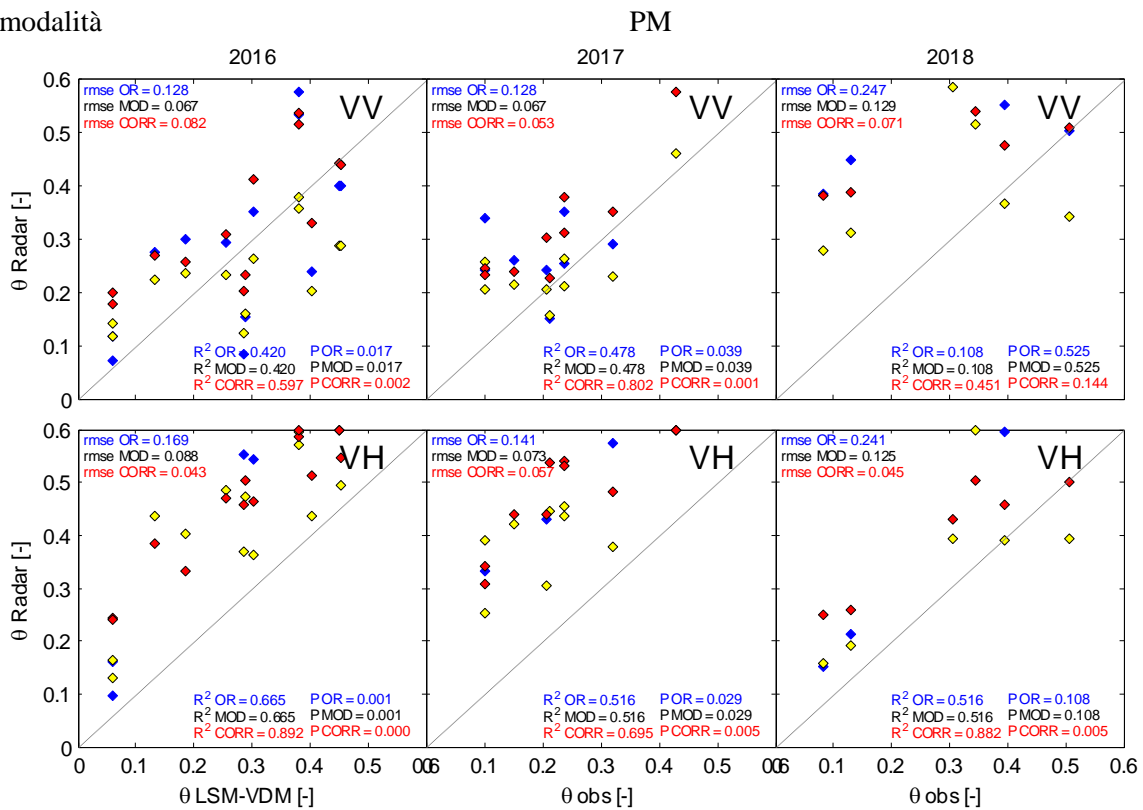


Figura 4.38) il discorso si ripete uguale alla modalità AM. Nel complesso nel campo E gli errori sono tutti inferiori al 10%, e in polarizzazione VH inferiori al 6%.

Anche nel caso del campo I la modalità PM (Figura 4.39) e in particolare la polarizzazione VH, le stime sono più corrette rispetto a quelle ottenute in modalità AM (Figura 4.40), e i risultati migliori si ottengono per il metodo CORR il quale non solo porta ad R^2 decisamente alti (es. 0.6–0.7 nel caso AM e 0.7-0.8 nel caso PM), ma commette errori già dimezzati col metodo MOD rispetto all'originale, ulteriormente più bassi (es. campo I 2016 in modalità AM pol VH rmse: OR=0.245, MOD=0.128, CORR=0.065). Solo nel 2017 nessuna delle tre procedure riesce a rappresentare lo stato di umidità del suolo nel campo I. Questo risultato può essere dovuto all'insufficienza di dati relativamente al periodo primaverile, dati che al contrario sono stati acquisiti nel campo E.

Nel caso dei campi A, F e G accade un po' quello che è avvenuto per il campo I. Il campo E è il campo in cui è stato fatto il maggior numero di osservazioni in un periodo comprendente i vari stati di umidità del suolo, e questo condiziona inevitabilmente i risultati. Sia in modalità AM (Figura 4.41) che in modalità PM (Figura 4.42) i risultati possono considerarsi buoni solo nel campo G, in modalità VV AM e VH PM, e nel campo F, in modalità VV PM, in quanto: nel campo A non si hanno dati a sufficienza, per cui in modalità AM il p-value assume valori non accettabili (P CORR 0.358 (VV) e 0.059 (VH)), e in modalità PM, disponendo di due sole immagini, non se ne tiene nemmeno conto; nel campo F i risultati sono migliori solo in modalità PM e polarizzazione VV, mentre nel campo G, campo in cui vi è presenza di macchia mediterranea sparsa e alberi da frutto selvatici, i risultati sono conformi a quanto visto nei campi E ed I ossia migliori in modalità PM VH.

E' stata fatta un ulteriore riscontro confrontando i dati stimati da radar con quelli modellati dal LSM-VDM, in modo da considerare un periodo temporale più esteso, un anno intero nel 2016 e 2017 e arrestato al primo agosto nel 2018, per capire se la limitatezza del numero di misurazioni a terra sia

causa degli scarsi risultati trovati in alcuni casi descritti precedentemente. Questo riscontro è stato effettuato per i campi E ed I per i quali è stato calibrato il LSM-VDM.

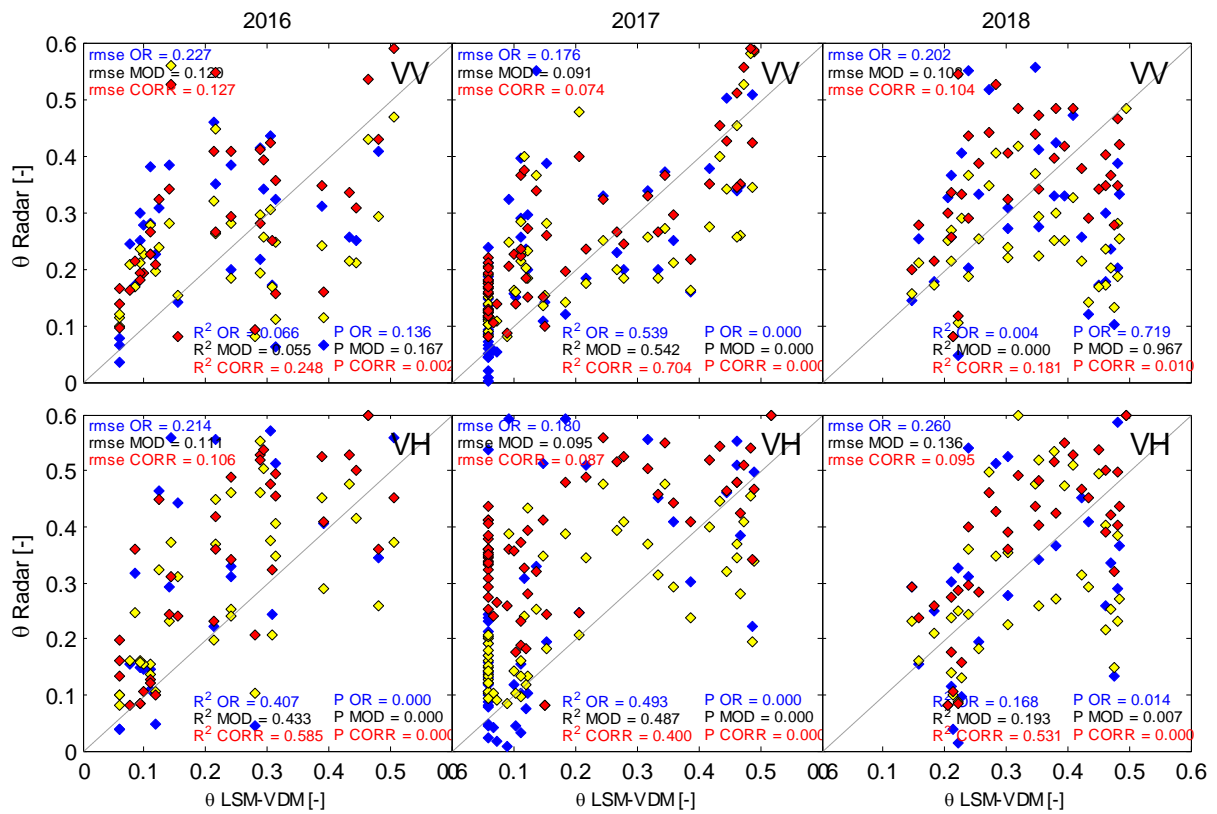


Figura 4.43. Risultati *Change Detection* (mesi da gennaio a dicembre, riscontro con dati LSM-VDM) campo E-AM

Risultati

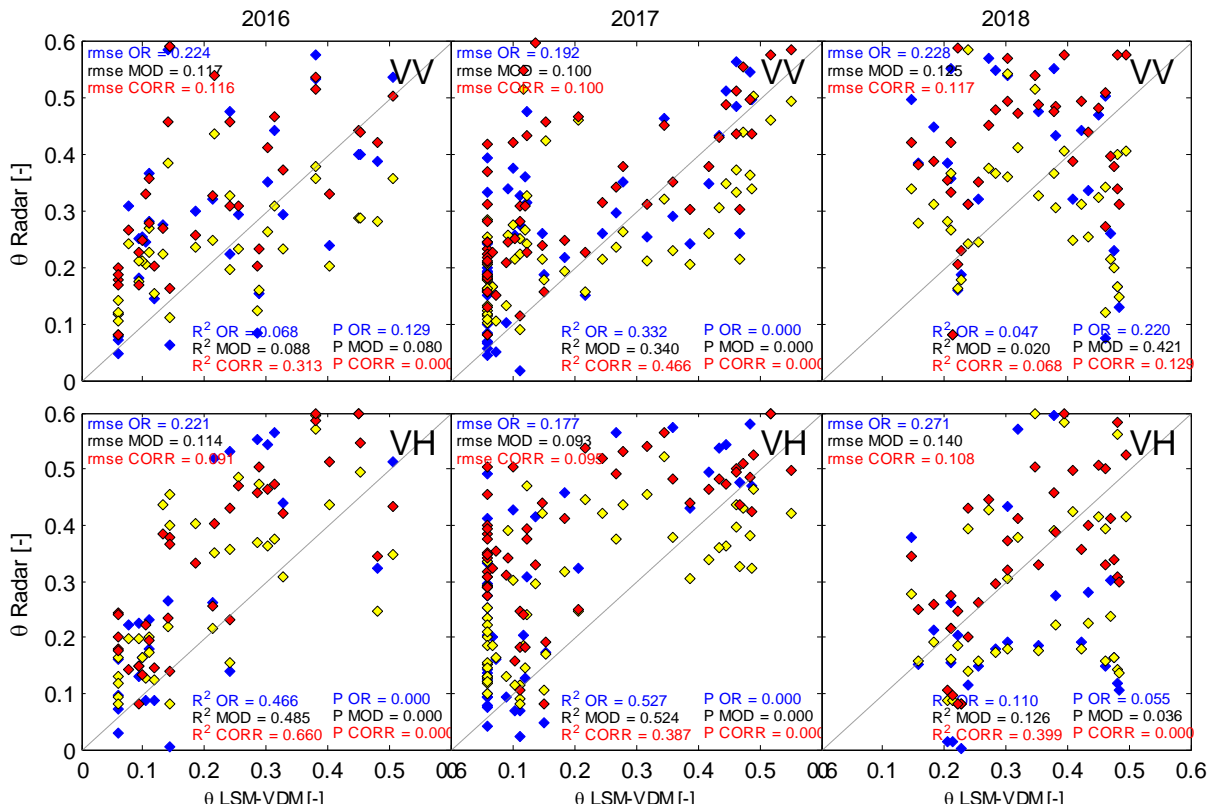


Figura 4.44. Risultati *Change Detection* (mesi da gennaio a dicembre, riscontro con dati LSM-VDM) campo E-PM

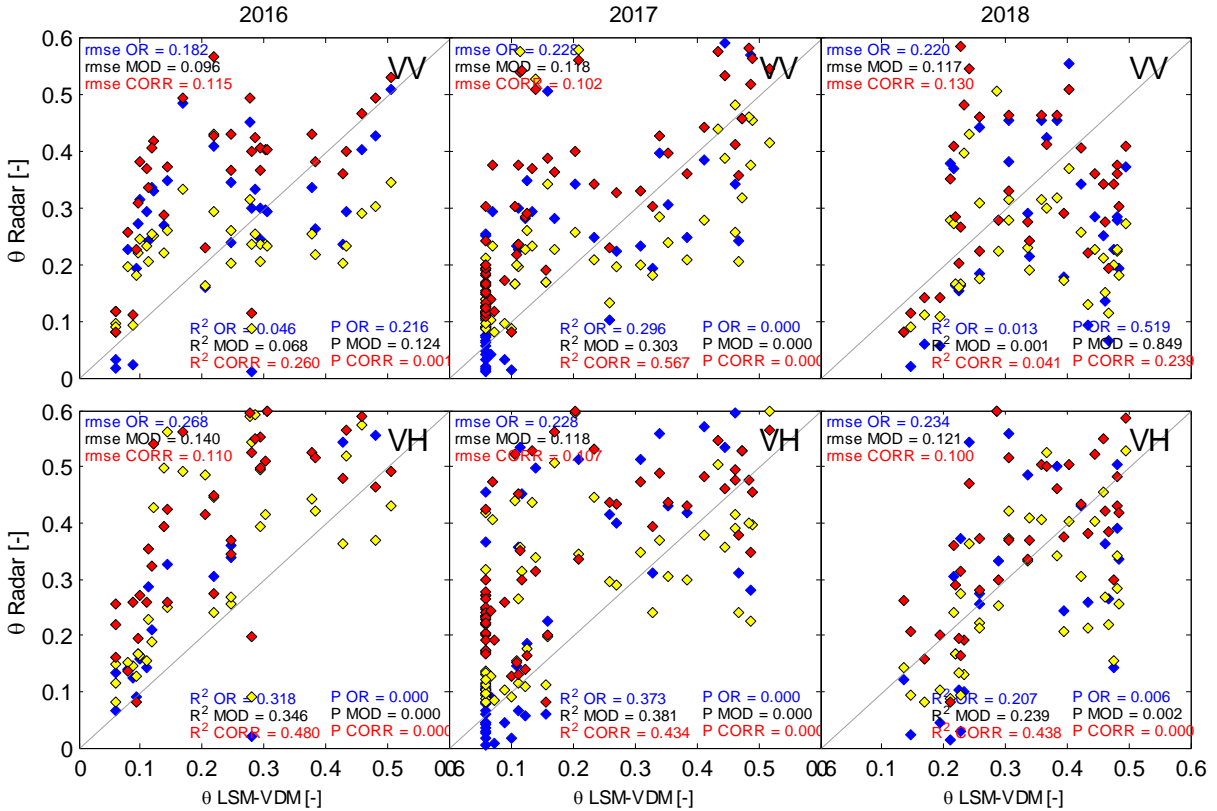


Figura 4.45. Risultati *Change Detection* (mesi da gennaio a dicembre, riscontro con dati LSM-VDM) campo I-AM

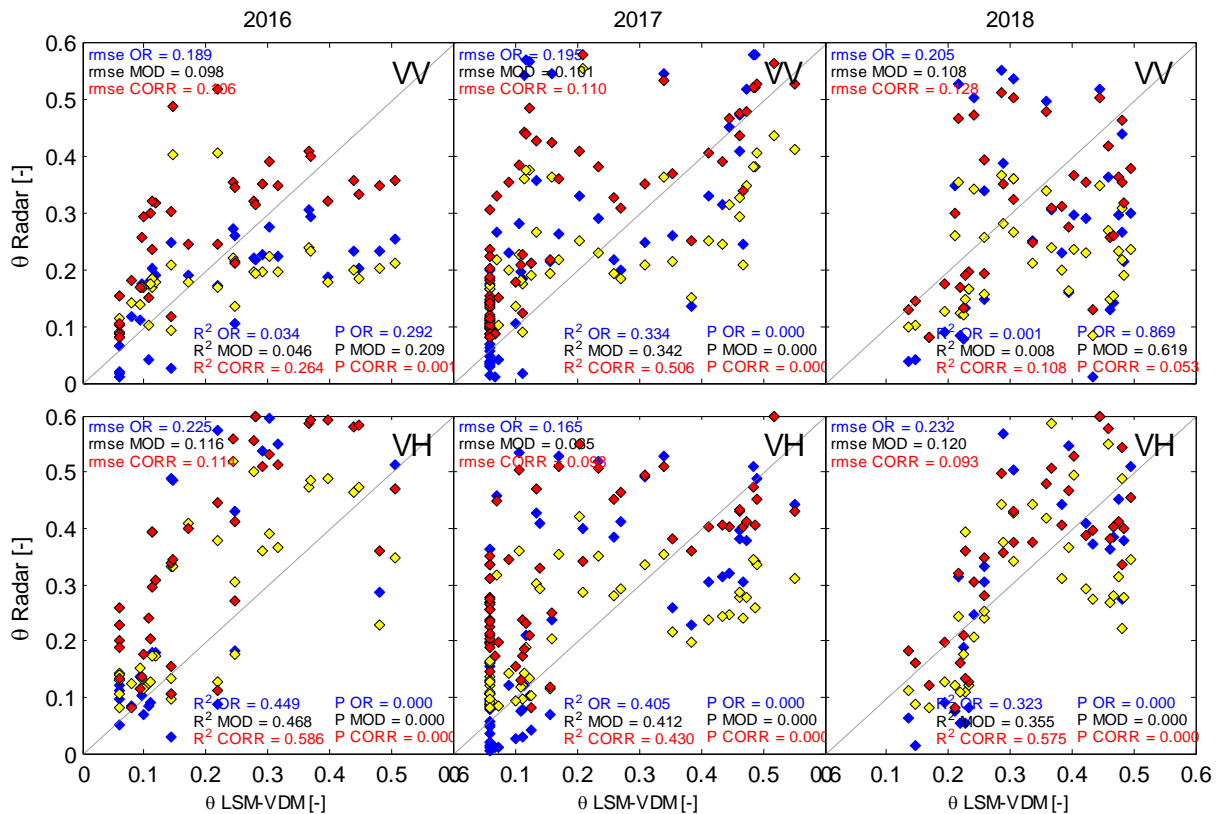


Figura 4.46. Risultati Change Detection (mesi da gennaio a dicembre, riscontro con dati LSM-VDM) campo I –PM

Considerare l'intero anno in generale conduce ad errori maggiori rispetto a quelli ottenuti per un arco temporale inferiore perché, come si è osservato nei grafici sugli andamenti temporali, le relazioni proposte sovrastimano l'umidità del suolo in particolare nel periodo estivo (campo E 2017 VH, Figura 4.32) e la sottostimano nel periodo umido (campo E 2018 VH, Figura 4.32). Nel campo E, sia in AM che in PM (Figura 4.43 e Figura 4.44) i coefficienti di correlazione sono più alti in polarizzazione VH e con il metodo CORR. Nel campo I (Figura 4.45 e Figura 4.46) il discorso è uguale a quello del campo E. Nel complesso gli errori nelle stime aumentano portandosi su valori di circa 10÷15 %.

4.2.3 Modello 3: Doppia inversione dei modelli di Fung, Oh, Dubois e Baghdadi

Il terzo metodo proposto prevede l'utilizzo di alcuni dei più comuni modelli di interpretazione del segnale radar presenti in letteratura e la determinazione dei parametri di rugosità attraverso una relazione empirica con un'altra variabile, l'NDVI, che in qualche modo rappresenti parte della geometria superficiale vista dal sensore radar. Questo comporta però la necessità di utilizzare i modelli in maniera invertita prima rispetto alle incognite σ e CL , o soltanto σ , di rugosità superficiale e successivamente rispetto alla variabile umidità del suolo, per la quale i valori di roughness in input sono quelli derivati dalla prima inversione e aggiornati attraverso l'intermissione dell'indice che tiene conto della parte di suolo vegetata.

Risultati

La relazione tra i parametri σ e CL stimati dal radar e l'indice NDVI non è presente in letteratura, tuttavia n'è stata supposta l'esistenza in quanto, essendo σ la deviazione standard delle altezze dei micro rilievi della superficie del suolo, su un suolo completamente nudo la stessa sarà riferita ai granelli di terra, mentre su un suolo naturale che è sempre ricoperto da uno strato di vegetazione, sia in inverno quando è rigogliosa, sia d'estate quando l'erba si è seccata o è stata raccolta, sarà comunque riferita alla geometria superficiale che in quest'ultimo caso sarà descritta dal layer vegetato. Alla seconda tipologia appartengono i campi oggetto di interesse in questa tesi.

Partendo dunque da tali presupposti il primo step consiste nella calibrazione dei parametri di rugosità del suolo visti dal radar, ovvero nell'utilizzo dei modelli visti al paragrafo 2.2.1, invertiti rispetto alla σ o rispetto a σ e CL nel caso di Fung, con in input i dati radar Sentinel-1, la configurazione del satellite rispetto al punto osservato a terra e i dati di umidità del suolo, gravimetrici e FDR raccolti sperimentalmente e convertiti in costante dielettrica attraverso la relazione di Topp (Topp *et al.*, 1980), così come effettuato per le immagini ASAR al paragrafo precedente (4.1).

Inizialmente si è scelto di utilizzare l'IEM di Fung (Fung *et al.*, 1992) per l'inversione e la stima dei coefficienti di rugosità perché, oltre ad essere già testato nelle precedenti ASAR, rispetto agli altri tre modelli di letteratura è l'unico fisicamente e prevede la stima della rugosità attraverso due parametri, standard deviation delle altezze della superficie σ e lunghezza di correlazione delle altezze CL, che permettono una più accurata visione della geometria superficiale del suolo. Tuttavia la stima dei due parametri risulta alquanto complessa e in oltre, essendo la lunghezza di correlazione derivata da una funzione di autorrelazione (ACF) legata a sua volta alle altezze della micro rugosità del suolo, il calcolo delle due variabili potrebbe essere rappresentato da un'unica grandezza, la σ . La funzione ACF da cui deriva la CL è descritta in genere da una gaussiana, nel caso di alta rugosità, ed esponenziale, nel caso contrario (Baghdadi *et al.*, 2002):

$$\rho(x, y) = e^{-\frac{|x|+|y|}{CL}} \text{ (esponenziale)} \quad (4.6)$$

$$\rho(x, y) = e^{-\frac{x^2+y^2}{CL}} \text{ (gaussiana)} \quad (4.7)$$

In cui x ed y sono le altezze della superficie considerate nelle due direzioni principali.

L'inversione dell'IEM, che con l'ASAR ha interessato l'utilizzo della doppia polarizzazione, con Sentinel-1 ha una ulteriore combinazione delle coppie in quanto non solo si ha la doppia polarizzazione, ma anche una doppia acquisizione, disponendo di un'immagine la mattina, alle 05:00 circa (AM), e una il pomeriggio, verso le 17:00 (PM). Si è dunque scelto di testare Fung *et al.* (1992) con la combinazione delle polarizzazioni VV tra AM e PM, non solo perché l'implementazione dell'integrale in VH è molto laborioso, ma anche perché la polarizzazione VH è molto più sensibile alla presenza di vegetazione e quindi più disturbata. Il sistema in polarizzazione VV è stato impostato come segue:

$$\begin{cases} \sigma = \sigma(\dots, \varepsilon, \sigma_{VV,AM}^0, CL) \\ CL = CL(\dots, \varepsilon, \sigma_{VV,PM}^0, \sigma) \end{cases} \quad (4.8)$$

Così come con le ASAR, anche in questo caso la prima equazione è stata invertita rispetto alla σ , inserendo come dati input la costante dielettrica ϵ , derivata dalle osservazioni di umidità al suolo, il dato radar in polarizzazione VV AM e la lunghezza di correlazione CL fatta variare da un valore minimo di 0 ad un massimo di 40 cm. Dalla seconda equazione, con le stesse modalità, ma facendo variare la σ tra 0 e 3 cm, e inserendo come dato radar la polarizzazione VV PM, è stata ottenuta la serie di valori di lunghezza di correlazione CL. Mettendo su un grafico le serie di valori così ricavate per le due rugosità del suolo, si trovano due curve, una per VV AM e l'altra per VV PM (Figura 4.47).

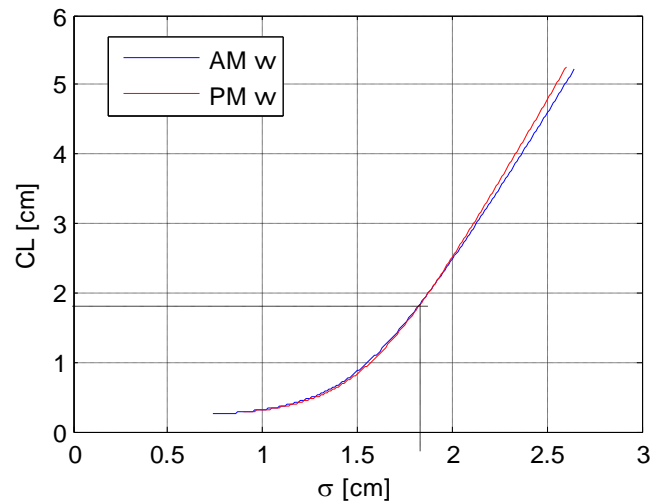


Figura 4.47: Stima della coppia ottimale di parametri di rugosità σ ed CL, con Sentinel-1

Il punto in cui le due curve si incrociano è stato ipotizzato avere come coordinate la coppia σ -CL ottimale capace di rappresentare quella particolare configurazione del sensore radar rispetto al punto a terra di definite condizioni idriche. Questo modus operandi con Sentinel-1 è stato possibile a partire dal 2016 con il lancio del secondo satellite S1-B, che ha raddoppiato i passaggi nell'arco di uno stesso giorno tenendo la frequenza temporale di 6 giorni invariata.

Nel caso dei modelli di Oh *et al.*(1992), Dubois *et al.*(1995) e Baghdadi *et al.*(2016) l'inversione risulta molto più semplice e relativa al solo parametro σ : in Oh viene usato il rapporto tra le polarizzazioni VH/VV perciò dall'inversione si ottengono due serie di dati, uno per AM e l'altro per PM; in Dubois la formula contempla solo la polarizzazione VV, ma si avranno comunque due set di dati come in Oh; con Baghdadi le serie di dati in AM e PM sono relative alle polarizzazioni sia VV che VH. In Figura 4.48 sono riportati i valori medi a scala di campo delle calibrazioni di σ con i dati osservati nel 2017 (a) e 2018 (b) nel campo E.

Risultati

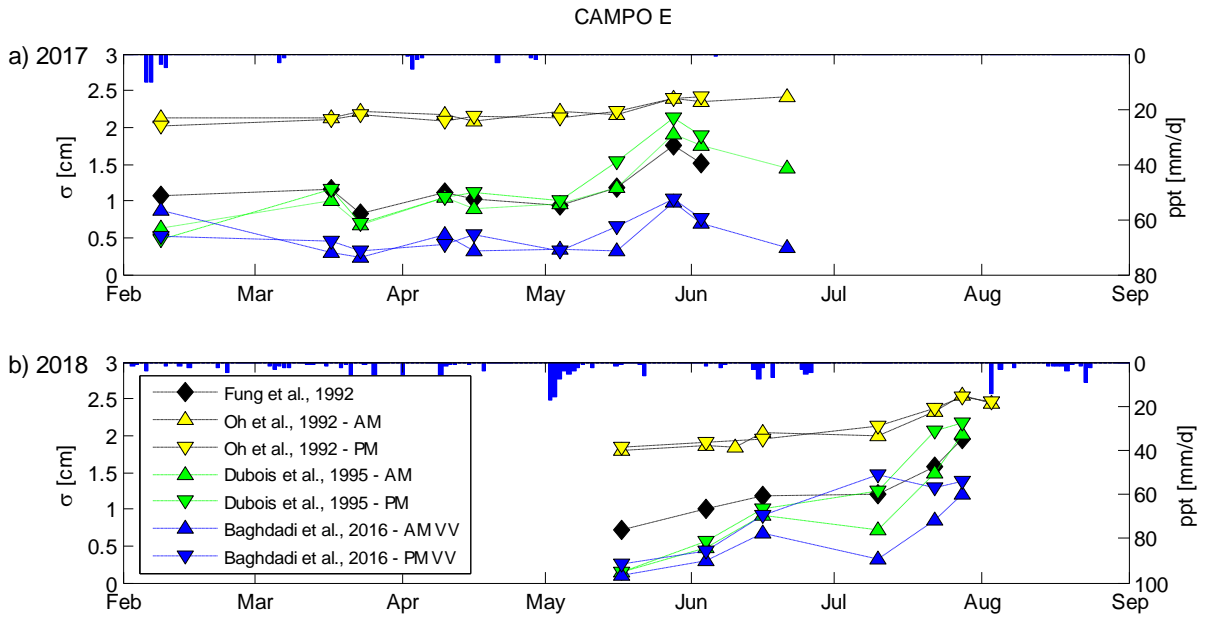


Figura 4.48. Rugosità σ in Fung, Oh, Dubois e Baghdadi (VV) nel campo E

Per questioni di scale di valori differenti viene riportata separatamente la roughness ottenuta con Baghdadi in polarizzazione VH (Figura 4.49 c, d).

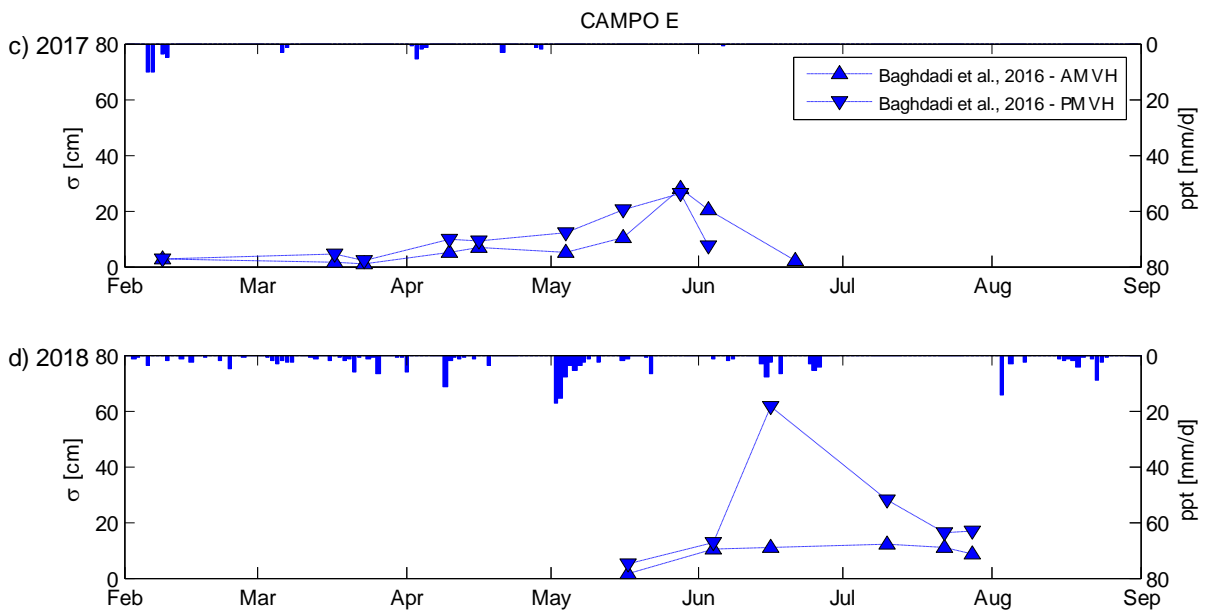


Figura 4.49. Rugosità σ in Baghdadi (VH) nel campo E

In Figura 4.48 e Figura 4.49 si nota che la tendenza in tutti e quattro i modelli è quella di avere valori bassi di σ nel periodo invernale e primaverile, nel quale si hanno le precipitazioni, e valori crescenti verso la stagione estiva. In particolare nel 2017 viene raggiunto un picco in corrispondenza di fine maggio dopo il quale si ha una decrescita.

CAMPO E

2017

2018



Figura 4.50. Foto nel campo E scattate nel 2017 e nel 2018

Risultati

Osservando la sequenza di foto (Figura 4.50) scattate nel campo E nel 2017 (Figura 4.50 colonna a sinistra) e nel 2018 (Figura 4.50 colonna a destra), e facendo attenzione alle date perché i periodi nelle righe non sono coincidenti (nel 2017 la campagna sperimentale è partita a marzo, mentre nel 2018 a maggio) la decadenza di σ nel periodo estivo dopo il picco è stata associata al taglio dell'erba che nel 2017 è avvenuta a fine maggio, in anticipo rispetto alle tempistiche standard della raccolta del foraggio, poiché le precipitazioni erano quasi del tutto assenti da circa il mese di aprile. Nel 2018 si nota un comportamento simile, anche se il taglio è avvenuto con due mesi di ritardo rispetto al 2017, ossia a fine luglio (Figura 4.49 *b* e *d*). Continuando con l'andamento temporale della rugosità (Figura 4.49) si osserva che la σ 2018 parte da valori bassi nel mese di maggio, inferiori a quelli dello stesso periodo nel 2017, e tende a crescere fino a metà giugno, tenendosi su valori sempre più bassi rispetto al 2017, dopodiché decresce o al più resta stabile fino alla prima quindicina di luglio, comportamento assente nell'anno precedente, da cui comincia nuovamente a risalire fino a fine luglio in cui si ha un picco. Rispetto al 2017 si osserva dunque uno step in più ovvero il fatto che tra metà giugno e metà luglio la crescita di σ si arresta. Osservando le immagini in Figura 4.50 si nota che già dal 06/06/2018 la vegetazione nel campo era costituita da una parte di erba secca pronta per il raccolto, e dall'altra da una nuova coltura di vegetazione in fase di crescita dovuta certamente alle precipitazioni abbondanti del mese di giugno. Questo fatto ha dunque definito una situazione in cui l'erba ormai secca non è stata raccolta ed ha marcito sotto l'acqua e il nuovo strato di vegetazione ha continuato a fiorire fino a luglio inoltrato. Successivamente la tregua dalle piogge nel mese di luglio ha fatto sì che anche quest'ultima vegetazione spontanea si seccasse e si potesse tagliare e raccogliere a fine luglio 2018 (Figura 4.50 30/07/2018).

Nell'andamento della σ 2018 non notiamo però la discesa finale associata al taglio dell'erba. In effetti se osserviamo il 2017 (31/06/2017) l'erba era stata appena tagliata e i valori di rugosità erano ancora alti. Viene ipotizzato che il taglio dell'erba inizialmente deposita sul suolo dei residui che, sommati al fatto che il mezzo stesso nel usato per tagliare e imballare il foraggio smuove in parte il terreno, generano una superficie non completamente omogenea, equivalente ad alti valori di σ , e solo in un secondo momento si assesta con conseguente decrescita della rugosità in superficie.

Non sempre le osservazioni a terra hanno coinciso temporalmente con le acquisizioni da satellite, per questo motivo valori di umidità del suolo misurati a terra sono stati utilizzati per la calibrazione dei parametri di rugosità in immagini acquisite a distanza di non più di 5 giorni dalle date delle misurazioni su campo. Infatti il numero di osservazioni di umidità del suolo su campo non coincide col numero dei valori di σ calibrati, ma risulta inferiore.

Tuttavia prima di modellare la rugosità in funzione della vegetazione, sono stati testati dei valori di rugosità costanti e stagionali tratti dalla letteratura. Proprio a causa della difficile parametrizzazione della geometria superficiale del suolo e la poca correlazione di questo col segnale di backscattering che Lievens *et al.*(2009) definirono una superficie sintetica ed investigarono sugli errori indotti da una stima non corretta dei parametri di rugosità e definirono un range di valori σ -CL in funzione di una certa configurazione radar (ASAR in polarizzazione VV) e contenuto idrico del suolo (25%). All'interno di questi valori sono stati individuati per il caso di un campo con vegetazione grass, σ pari a 1,5 cm (e CL nel caso di Fung pari a 15 cm) come valore costante e σ pari a 1 cm (CL 5 cm) nella stagione invernale e σ 2 cm (CL 20 cm) nella stagione estiva, nel caso di variazione stagionale della roughness.

Inoltre, avendo a disposizione i dati di umidità del suolo derivati dal modello idrologico LSM-VDM di Montaldo *et al.*(2013), è stato possibile calibrare la σ per tutto l'anno 2016, 2017 e 2018 e notare il

comportamento stagionale in maniera più evidente, in ciascun modello (Figura 4.51, Figura 4.52 e Figura 4.53). Si può affermare dunque che in inverno e primavera i valori sono bassi e in estate e autunno i valori sono alti. Tra la stagione umida e quella secca la crescita è lineare, così come la decrescita tra periodo autunnale e quello invernale. Questo comportamento si riscontra in tutti e tre i modelli riportati in (Figura 4.51) e per gli anni 2016 e 2017. Il 2018 dimostra ancora una volta la sua controtendenza a causa delle abbondanti piogge protrattesi fino al periodo estivo. La stagionalità si intravede, ma risulta traslata rispetto agli anni precedenti.

In Figura 4.51 nel 2016 con il modello di Fung *et al.* (1992) si osservano valori soltanto per gli ultimi mesi dell'anno. Questo fatto è dovuto all'utilizzo dell'IEM con le immagini in polarizzazione VV, AM e PM del medesimo giorno, condizione che ha iniziato ad essere possibile nel momento in cui il secondo satellite Sentinel S-1B ha cominciato ad essere operativo e quindi a riprendere in AM o PM rispetto al suo gemello S-1A.

Riguardo le calibrazioni col modello di Baghdadi *et al.* (2016) in polarizzazione VV la tendenza è completamente inversa a quella degli altri tre modelli e in polarizzazione VH risulta in oltre con scale differenti da un anno all'altro. In questo, più che con gli altri modelli, la *roughness* sembra essere suscettibile degli eventi meteo, ma se con Fung, Oh e Dubois la precipitazione tende a far abbassare i valori σ , con Baghdadi avviene il contrario.

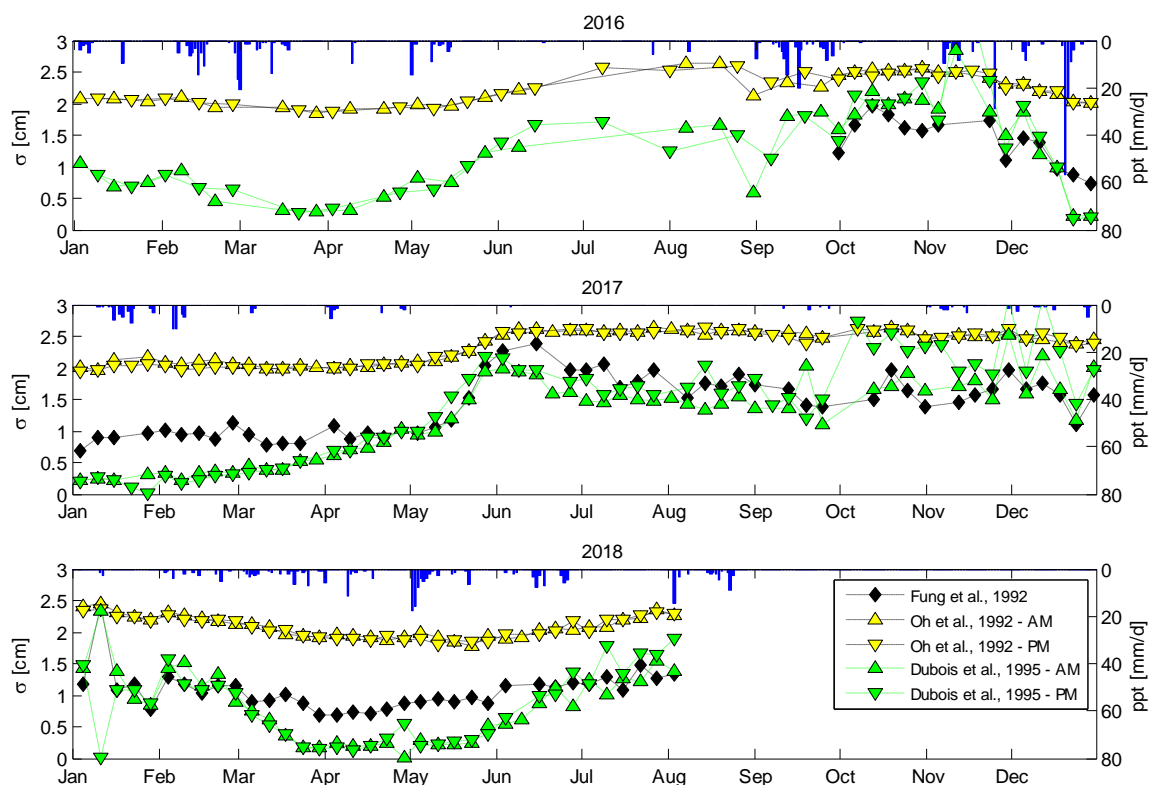


Figura 4.51. Rugosità σ in Fung, Oh e Dubois con i dati di umidità del suolo modellati nel campo E

Risultati

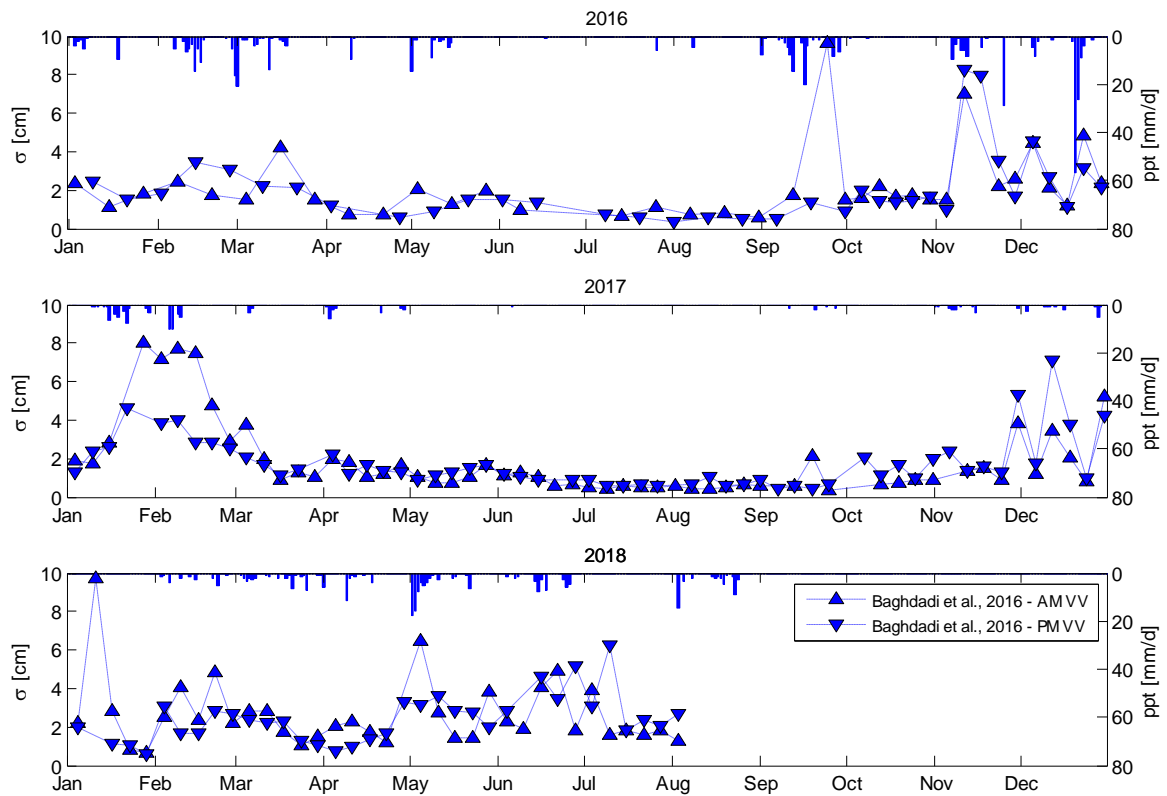


Figura 4.52. Rugosità σ in Baghdad (pol VV) con i dati di umidità del suolo modellati

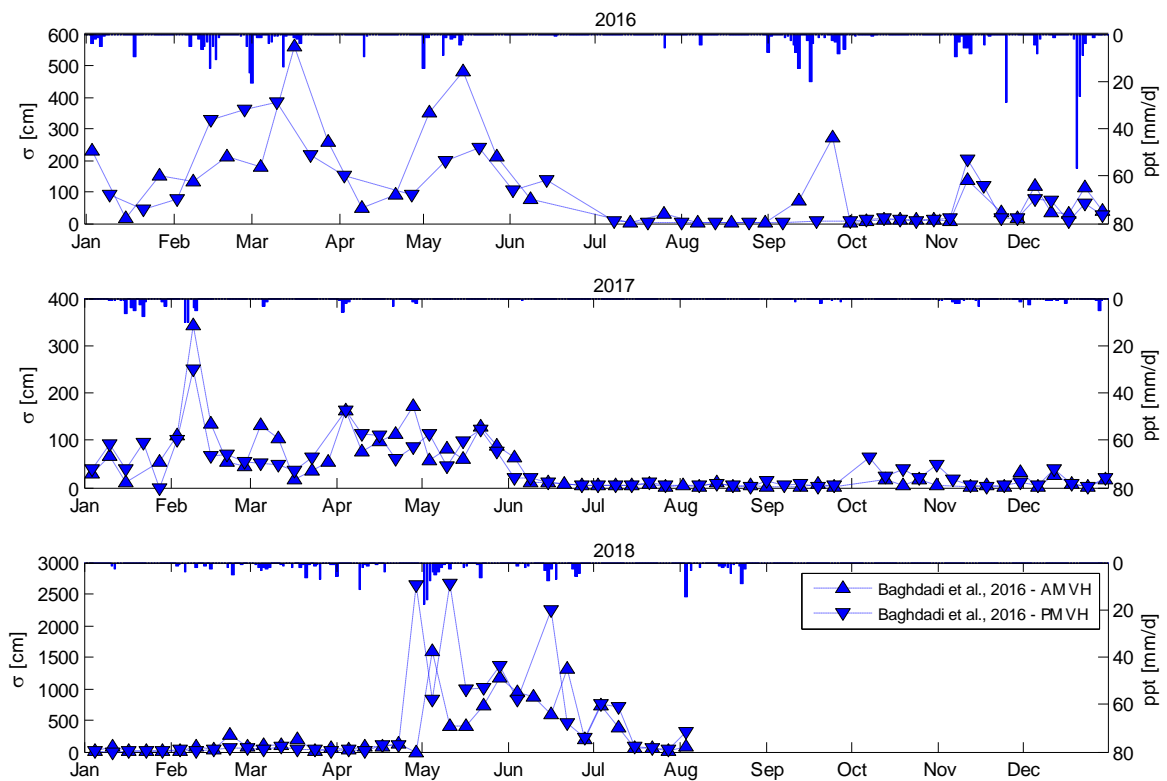


Figura 4.53. Rugosità σ in Baghdad (pol VH) con i dati di umidità del suolo modellati

La pioggia infatti tende ad appianare le eventuali asperità del terreno smussandole e riorganizzando i granelli attraverso uno scorrimento superficiale degli stessi (Zobeck and Onstad, 1987; Álvarez-Mozos *et al.*, 2009), ma non solo. Se si considera il layer rugosità visto dal radar come somma del suolo nudo e della copertura della vegetazione (Pierre *et al.*, 2012) viene ipotizzato un abbassamento anche delle foglie delle piante, sotto il peso dell'acqua, e quindi degli steli.

Sicuramente è da sottolineare il fatto che la parametrizzazione dei coefficienti di scabrezza del suolo sia di difficile stima e che le calibrazioni conducono a valori di rugosità diversi da modello a modello. Questo fatto evidenzia quanto la superficie di un suolo naturale vegetato sia di difficile modellazione con gli strumenti di misura a terra i quali misurano valori di rugosità superficiale non coincidenti con quelli visti dalle antenne radar attraverso i modelli.

Attraverso i dati modellati dal LSM-VDM è stato inoltre possibile osservare una stagionalità nell'andamento della rugosità (Figura 4.51), che negli anni 2016 e 2017 consiste in valori bassi nella stagione delle piogge, che grosso modo include inverno e primavera (da gennaio a maggio), crescenti da primavera inoltrata fino ad un valore massimo raggiunto nella stagione estiva e che persiste fino agli inizi della stagione autunnale, decrescenti nel periodo autunnale e nuovamente bassi nei mesi invernali. Il 2018 essendo stato un anno anomalo dal punto di vista meteorologico, non mantiene la stagionalità coincidente con mesi degli anni precedenti, ma in qualche modo trasla di quasi due mesi. In Baghdadi *et al.* (2016) il comportamento è praticamente inverso sia con una polarizzazione che con l'altra (Figura 4.52 e Figura 4.53).

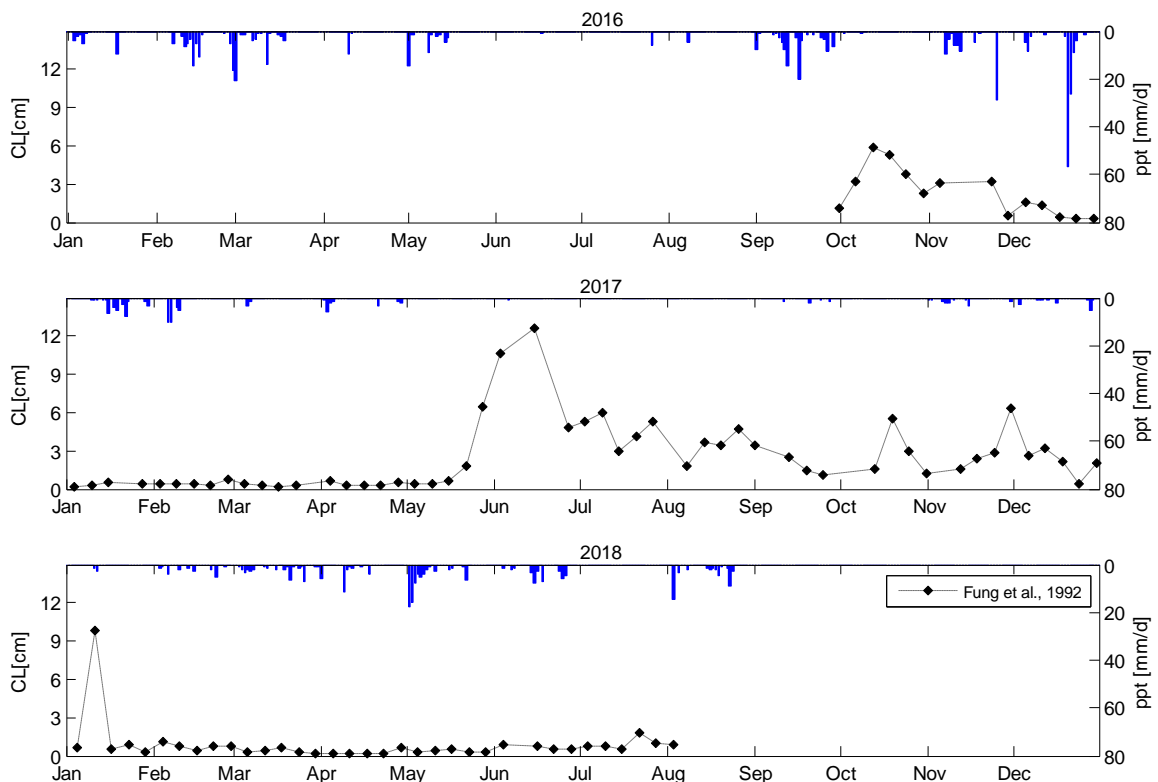


Figura 4.54. Lunghezza di correlazione CL per Funge t al., 1992

Col modello di Fung *et al.* (1992) viene modellata anche la lunghezza di correlazione CL (Figura 4.54) nella quale si osservano le stesse tendenze temporali 2016 e 2017 e anche l'anomalia dell'anno 2018 vendendo prolungarsi con valori bassi il periodo invernale e primaverile.

Risultati

La calibrazione è stata eseguita nel campo E perché nel 2017 sono state raccolte più informazioni a terra rispetto a gli altri campi, e la validazione ha interessato un solo campo di simili caratteristiche, campo I (Figura 3.6), perché le campagne sperimentali per tale campo sono state intraprese sia nel 2017 che nel 2018.

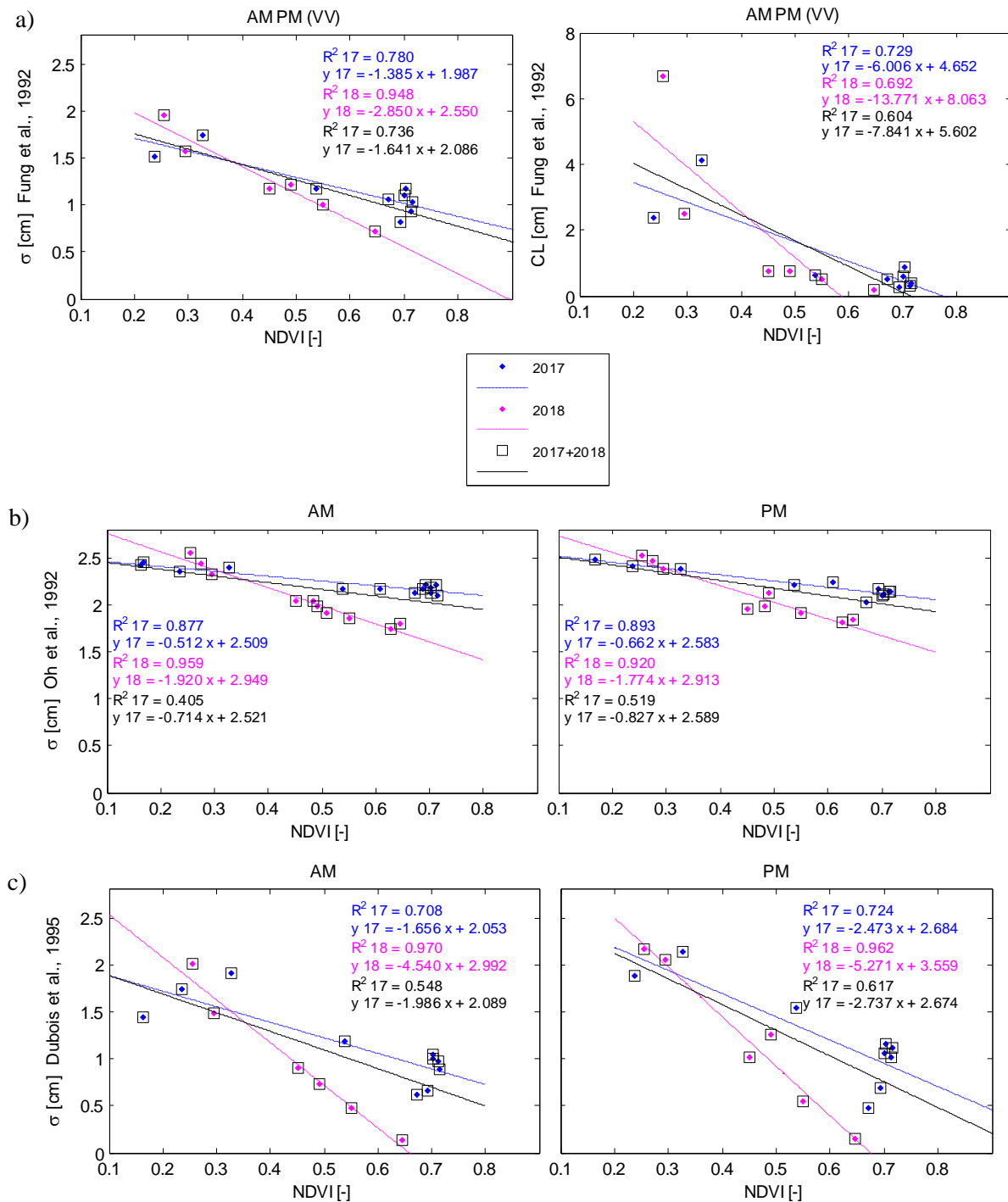


Figura 4.55. Relazioni empiriche Relazioni Roughness σ -NDVI per il campo E con σ calibrata con; a) Fung *et al.*, 1992, b) Oh *et al.*, 1992, c) Dubois *et al.*, 1995

Partendo dunque dal presupposto che la rugosità superficiale nel suolo sia necessariamente influenzata dalla copertura vegetale si è ipotizzata l'esistenza di una relazione tra le due grandezze la seconda delle quali rappresentata dall'indice NDVI. In Figura 4.55 e Figura 4.56 sono riportate le relazioni σ -NDVI trovate per ciascun modello. Con Fung *et al.* (1992) (Figura 4.55 a) le relazioni sono una per σ (a sinistra) e l'altra per CL (a destra) e per ciascuna delle due rugosità si ha un'unica relazione per anno poiché le calibrazioni sono state ottenute con la polarizzazione VV (AM e PM). Per Oh *et al.* (1992) (Figura 4.55) e Dubois *et al.* (1995) (Figura 4.55 c) si ottengono invece due relazioni, una per le immagini AM e l'altra per le PM. Nel primo caso è stato usato il rapporto tra le polarizzazioni (VH/VV), mentre nel secondo caso si è utilizzata la sola polarizzazione VV. Con Baghdadi *et al.* (2016) (Figura 4.56 a e b) si ottengono invece quattro relazioni differenti per ciascun anno di calibrazione, in quanto Baghdadi definisce una relazione empirica per ciascuna polarizzazione.

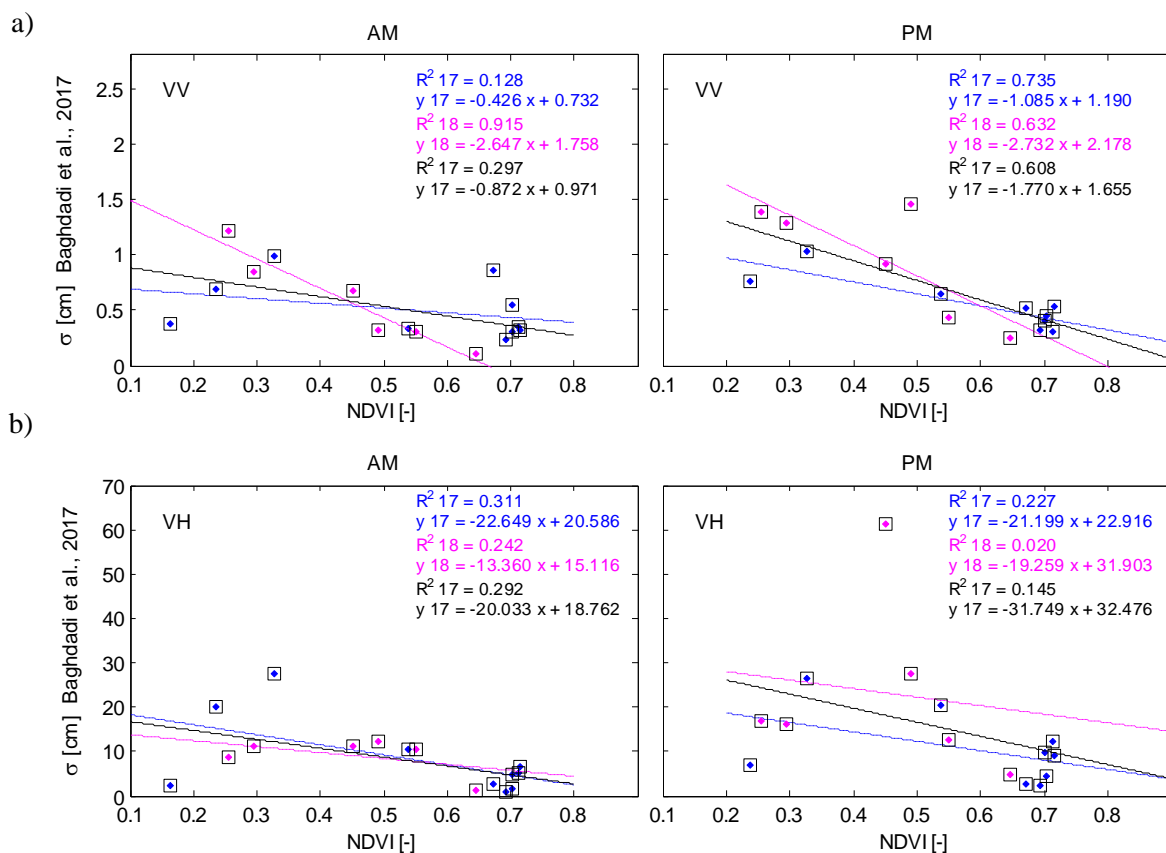


Figura 4.56. Relazioni empiriche Relazioni Roughness σ -NDVI per il campo E con σ calibrata con Baghdadi *et al.*, 2016 per la polarizzazione a) VV e b) VH

Inizialmente le relazioni sono state definite con i dati acquisiti nel 2017 (riportati in blu nella Figura 4.55 e Figura 4.56), ma con la successiva campagna sperimentale che ha avuto luogo nel 2018, è stata definita anche per l'anno corrente 2018 (riportati in color magenta). Tuttavia si è voluta fare un'ulteriore prova definendo una relazione con tutti i dati disponibili tra 2017 e 2018, rappresentati color nero. Si nota che i dati raccolti in campo tra il 2017 e il 2018 interessano periodi non coincidenti, perché le misure nel 2017 vanno da febbraio a giugno e quelle 2018 da maggio a luglio, in oltre sono relativi a condizione idriche e di copertura vegetale molto differenti.

Risultati

Tuttavia le relazioni trovate in Figura 4.55 e Figura 4.56 dimostrano che in tutti e 4 i modelli la roughness tende a decrescere all'aumentare dell'indice di vegetazione. Si può dunque immaginare che l'erba quando è nella sua massima attività fenologica ossia nella stagione primaverile, determina una sorta di strato superficiale omogeneo (ben visibile in Figura 4.50 in data 17/03/2017) sopra il suolo il quale, non presentando grandi variazioni in altezza tra le piante, è caratterizzato un bassa standard deviation delle altezze e quindi una roughness σ bassa. Successivamente l'erba inizia a crescere in maniera casuale perché diverse sono le tipologie di erbe spontanee in un suolo naturale, e la rugosità suolo+vegetazione inizia ad aumentare. Nel 2017 questo è visibile dalla sequenza delle date 17/03, 13/04 e 05/05 2017 in Figura 4.50, mentre nel 2018 si parte da una condizione di rugosità σ più o meno omogenea nel mese di maggio (18/05), che aumenta in maniera caotica nel mese di giugno e metà luglio (Figura 4.50 date 06/06 e 09/07 2018) in cui la rugosità tende a stabilizzarsi o addirittura a tornare su valori più bassi a causa delle abbondanti precipitazioni che hanno dato alla vegetazione spontanea una sorta di "seconda primavera" visibile nella foto del 09/07/2018 in Figura 4.50 nella quale si vede uno strato verde di nuova erba che tende a livellare la rugosità superficiale. Nel periodo estivo invece avvengono in genere due processi: nel primo l'erba ormai cresciuta ai suoi massimi livelli perde vitalità, si ingiallisce, e inizia a flettersi, nel secondo caso l'intervento dell'uomo modifica la situazione falciando l'erba secca per le provvigioni alimentari del bestiame. Nel prima situazione la σ assume valori massimi poiché si crea una disomogeneità tra le piante secche che restano ancora alte e altre che iniziano a piegarsi, mentre nel secondo caso il taglio del fieno inizialmente deposita un tappeto di erba tagliata irregolare e successivamente, dopo la raccolta, la superficie tende a livellarsi. Per questo motivo a fine maggio nel 2017 quando l'erba è stata già tagliata, presumibilmente qualche giorno prima dell'acquisizione dell'immagine del 31/05/2017 (Figura 4.50), la rugosità è massima e inizia a scendere dai primi di giugno quando l'erba tagliata inizia a stabilizzarsi in maniera più omogenea. Lo stesso avviene nel 2018 a fine luglio, con due mesi di ritardo. Non si conosce l'andamento nel periodo successivo perché l'analisi si è interrotta il primo agosto 2018, ma si ipotizza quasi certamente che la σ inizi la sua decrescita, la quale verrà subito frenata dalle precipitazioni che in realtà si sono manifestate per tutto il periodo estivo.

Ad ogni modo le relazioni σ -NDVI presentano tutte stessa tendenza sebbene i valori di roughness siano in differenti scale di valori perché differenti sono i modelli utilizzati per la loro calibrazione. In particolare risultano fuori range i valori stimati da Baghdadi *et al.* (2016) con la polarizzazione VH.

Sulla base di tali relazioni sono stati ricavati i nuovi valori di rugosità $\sigma_{ndvi} = \sigma(NDVI)$ utilizzati per la stima dell'umidità del suolo attraverso la seconda inversione dei modelli descritti al paragrafo 2.2.1:

$$\begin{aligned} \vartheta_{Fung} &= f(\dots, \sigma_{VV(AM,PM)}^o, NDVI) && \text{col modello di Fung } et al. (1992) \\ \vartheta_{Oh,AM} &= f(\dots, \sigma_{AM(VH/VV)}^o, NDVI) \\ \vartheta_{Oh,PM} &= f(\dots, \sigma_{PM(VH/VV)}^o, NDVI) && \text{col modello di Oh } et al. (1992) \\ \vartheta_{Dubois,AM} &= f(\dots, \sigma_{VV(AM)}^o, NDVI) \\ \vartheta_{Dubois,PM} &= f(\dots, \sigma_{VV(PM)}^o, NDVI) && \text{col modello di Dubois } et al. (1995) \\ \vartheta_{Baghdadi,VV(AM)} &= f(\dots, \sigma_{VV(AM)}^o, NDVI) \\ \vartheta_{Baghdadi,VV(PM)} &= f(\dots, \sigma_{VV(PM)}^o, NDVI) \\ \vartheta_{Baghdadi,VH(AM)} &= f(\dots, \sigma_{VH(AM)}^o, NDVI) \\ \vartheta_{Baghdadi,VH(PM)} &= f(\dots, \sigma_{VH(PM)}^o, NDVI) && \text{col modello di Baghdadi } et al. (2016) \end{aligned}$$

I risultati per ciascun modello, sono riportati per i tre anni 2016, 2017 e 2018 su scala temporale e in rapporto ai dati osservati, o modellati per il 2016, considerando solo il periodo primavera estate, da febbraio ad agosto. Inizialmente l'anno di calibrazione è stato il 2017 e infatti verrà presentata la calibrazione e la validazione per gli anni, sovrapposta all'umidità stimata considerando come rugosità un unico parametro costante e una coppia di valori costanti, uno in primavera e l'altro in estate.

Il modello di Funge *et al.* (1992) (Figura 4.57) sembra non funzionare bene ne con un valore di rugosità costante o stagionale, ma neanche con i dati derivati dalla calibrazione della sigma e sembra quasi che inserire un valore costante piuttosto che uno stagionale non apporti nessun cambiamento. Il modello stima bene l'umidità nella stagione secca nel 2017 e si intravede anche nel 2018, che in realtà ai primi di agosto non si era ancora raggiunta, ma nella fase discendente i valori stimati sono troppo bassi. Nel 2016 i pochi dati sono dovuti al fatto che con Fung *et al.* (1992) la calibrazione si è testata con le immagini in pol. VV nelle modalità AM e PM che si iniziano ad avere nello stesso giorno solo quando diventa operativo il SAR di Sentinel-1B e quindi a partire da settembre 2016.

In Oh *et al.* (1992) (Figura 4.58) l'utilizzo di un valore costante o stagionale non conduce ad alcun risultato, anche perché si è scelto un valore di letteratura che fosse uguale in tutti i modelli, ma si è visto che ciascun modello definisce un set di valori di σ con andamenti simili, ma con scale valori diversi. La calibrazione del 2017 funziona abbastanza bene in quanto riesce a prendere tutti i valori osservati a terra, anche se rimane più bassa rispetto al dato modellato. Nel 2016 e 2018 però la calibrazione 2017 non funziona.

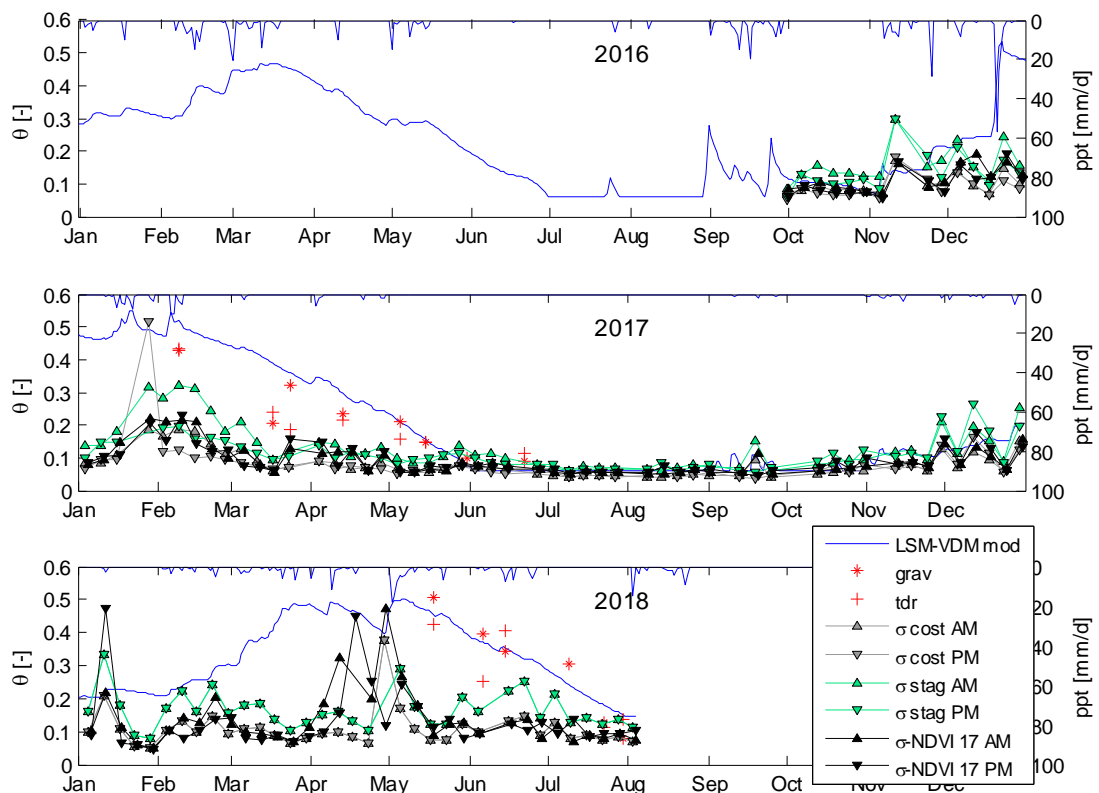


Figura 4.57. Fung *et al.*, 1992 campo E: σ e CL costanti, variabili stagionalmente, corretti con l'NDVI (2017)

Risultati

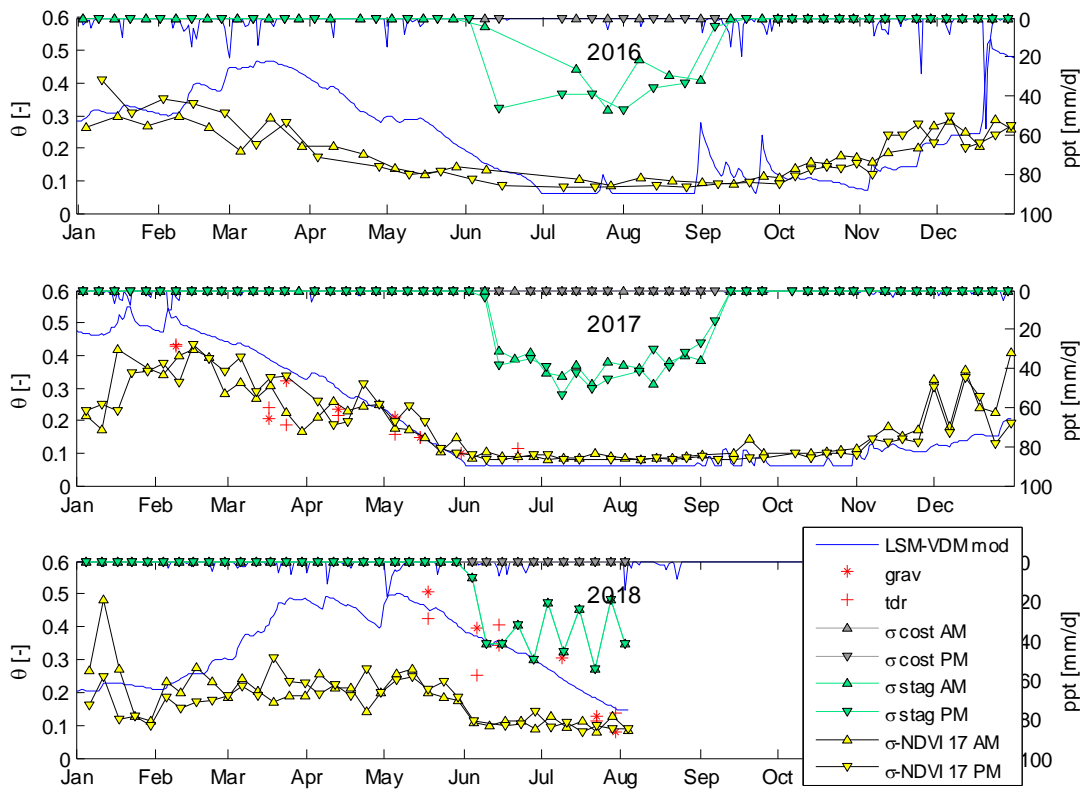


Figura 4.58. Oh et al., 1992 campo E: σ costante, variabile stagionalmente e corretta con l'NDVI (2017)

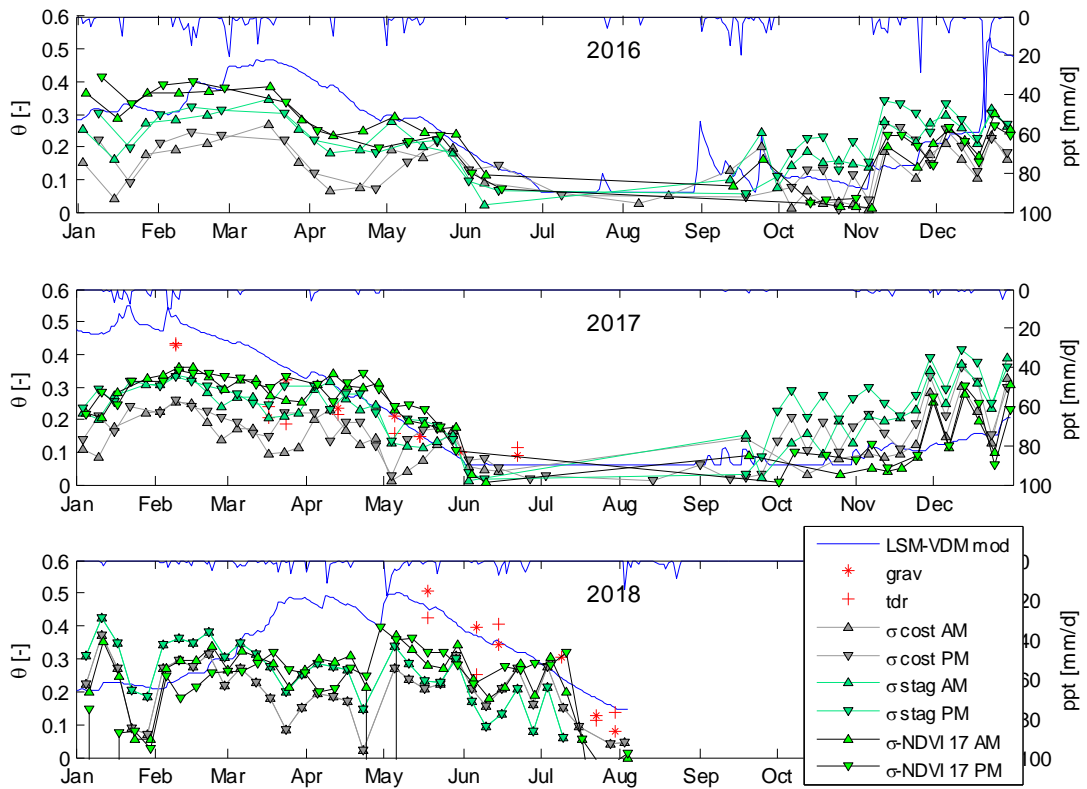


Figura 4.59. Dubois et al., 1995 campo E: σ costante, variabile stagionalmente e corretta con l'NDVI (2017)

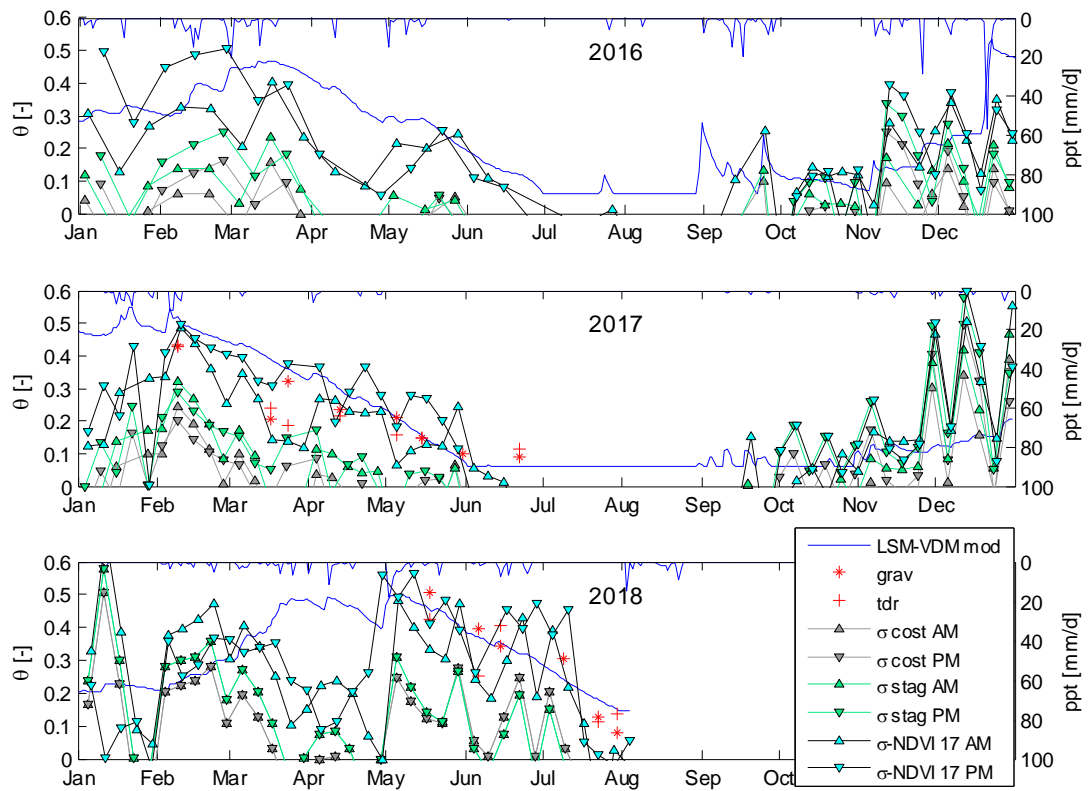


Figura 4.60. Baghdadi *et al.*, 2016 campo E pol. VV: σ costante, variabile stagionalmente e corretta con l'NDVI (2017)

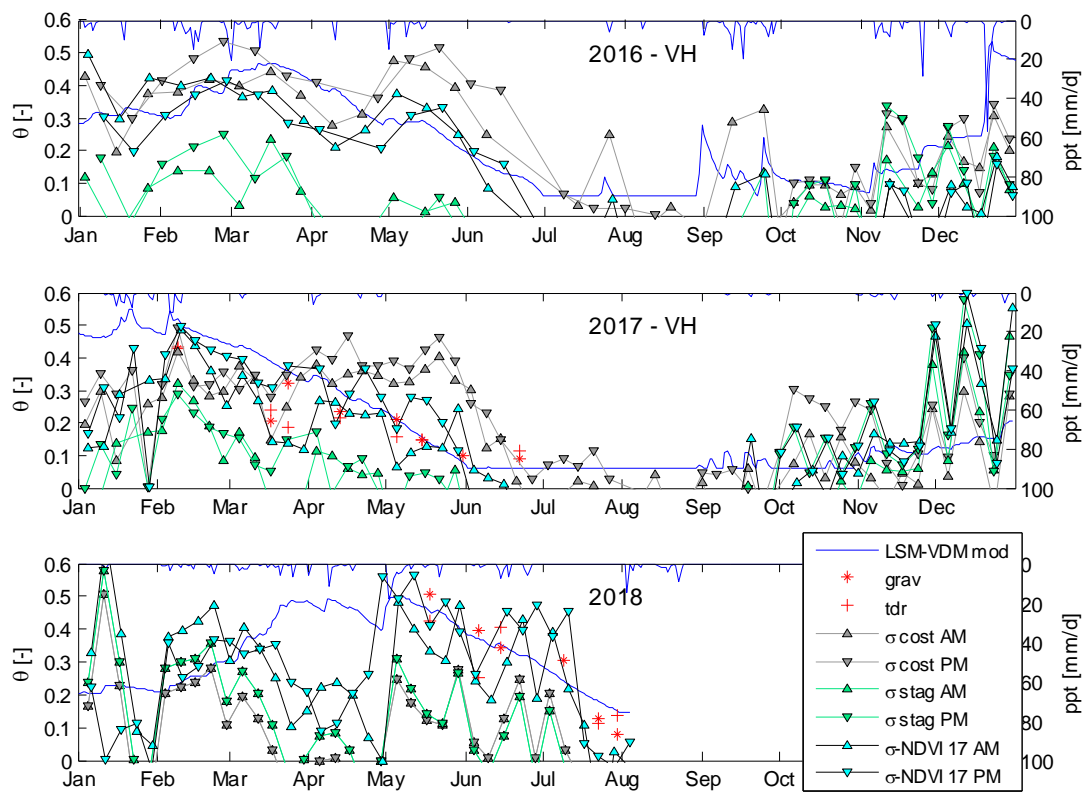


Figura 4.61. Baghdadi *et al.*, 2016 campo E pol. VH: σ costante, variabile stagionalmente e corretta con l'NDVI (2017)

Risultati

Con Dubois *et al.* (1995) (Figura 4.59) il valore costante o stagionale della roughness sembra dare gli stessi risultati dell'utilizzo di una σ corretta. Tuttavia Dubois *et al.* (1995) funziona bene in tutti e tre gli anni solamente nell'ultima parte del decadimento dell'umidità del suolo, dopodiché non riesce a stimare valori più alti.

Infine l'applicazione del modello di Figura 4.60 per la polarizzazione VV e Figura 4.61 per la VH di Baghdadi *et al.* (2017) hanno forti oscillazioni, ma in generale sembrano dare risultati migliori rispetto agli altri tre modelli. Le stime che insistono con valori di rugosità costanti ancora una volta non sembrano essere opportune, anche se non in polarizzazione VH con un valore costante nel 2016 e nel 2017 con un valore stagionale si sovrappongono abbastanza bene ai dati misurati al suolo e modellati. Nel caso della polarizzazione VV la calibrazione σ -NDVI (2017) segue bene la dinamica dell'umidità del suolo solo nell'anno di calibrazione 2017, nel caso della polarizzazione VH, anche se con parecchio "rumore", i valori stimati vanno bene in tutti e tre gli anni e solo nella prima parte del 2018 il modello sottostima valori invece alti di SM.

Nelle seguenti figure vengono riportati i risultati delle calibrazioni del modello con valori di σ costanti, o stagionali, e con le relazioni empiriche σ -NDVI (2017), σ -NDVI (2018) e σ -NDVI (2017+2018).

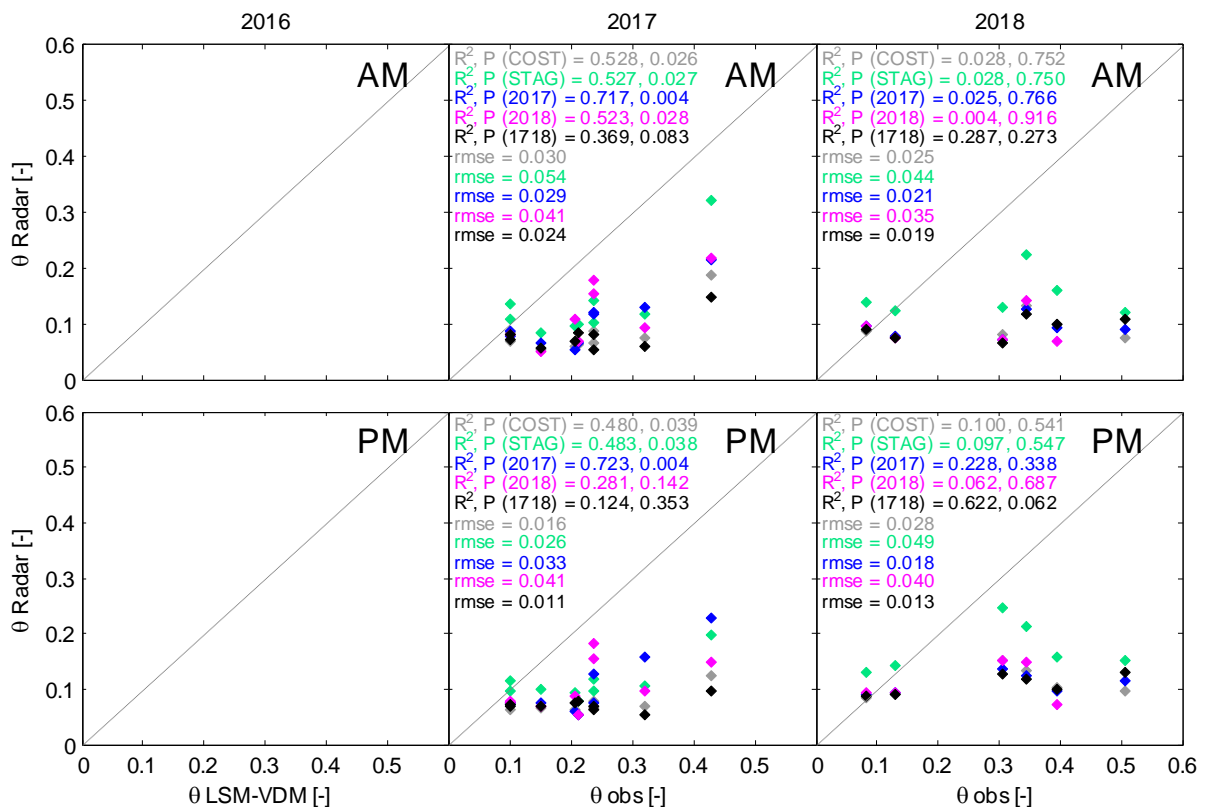


Figura 4.62. Fung *et al.*, 1992: Umidità del suolo stimata da radar vs osservata (campo E, Feb-Ago)

Con Fung *et al.* (1992) (Figura 4.62) la calibrazione del 2018 non funziona quasi in nessuna combinazione polarizzazione, modalità AM e PM ed anno. Il 2016 ovviamente non ha nessun dato perché l'intervallo di tempo considerato è antecedente alle prime possibili stime di S-1A insieme a S-1B. Il 2018 non viene rappresentato in nessun caso tramite il modello di Fung. Le calibrazioni ottenute con valori costanti di rugosità danno risultati più interessanti, ma solo nel 2017, mentre in generale l'uso dei dati 2017 insieme a quelli 2018 non migliora le stime.

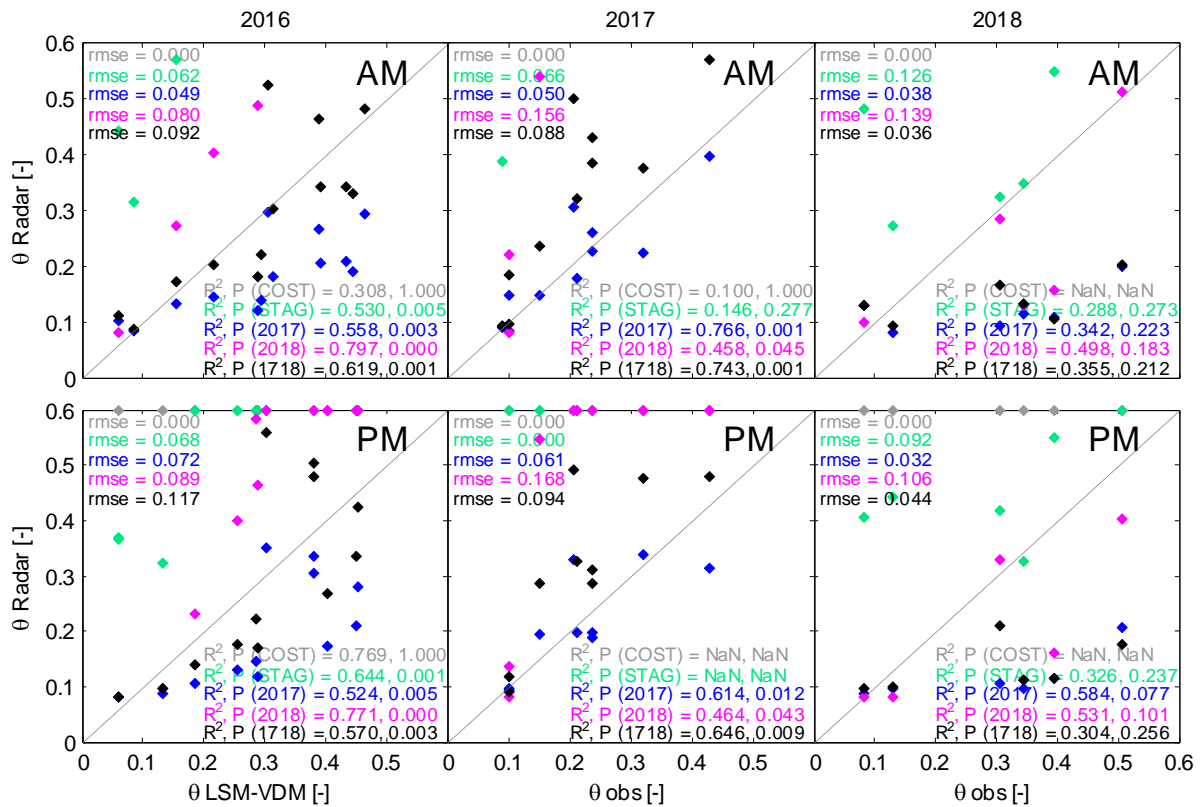


Figura 4.63. Oh *et al.*, 1992: Umidità del suolo stimata da radar vs osservata (campo E, Feb-Ago)

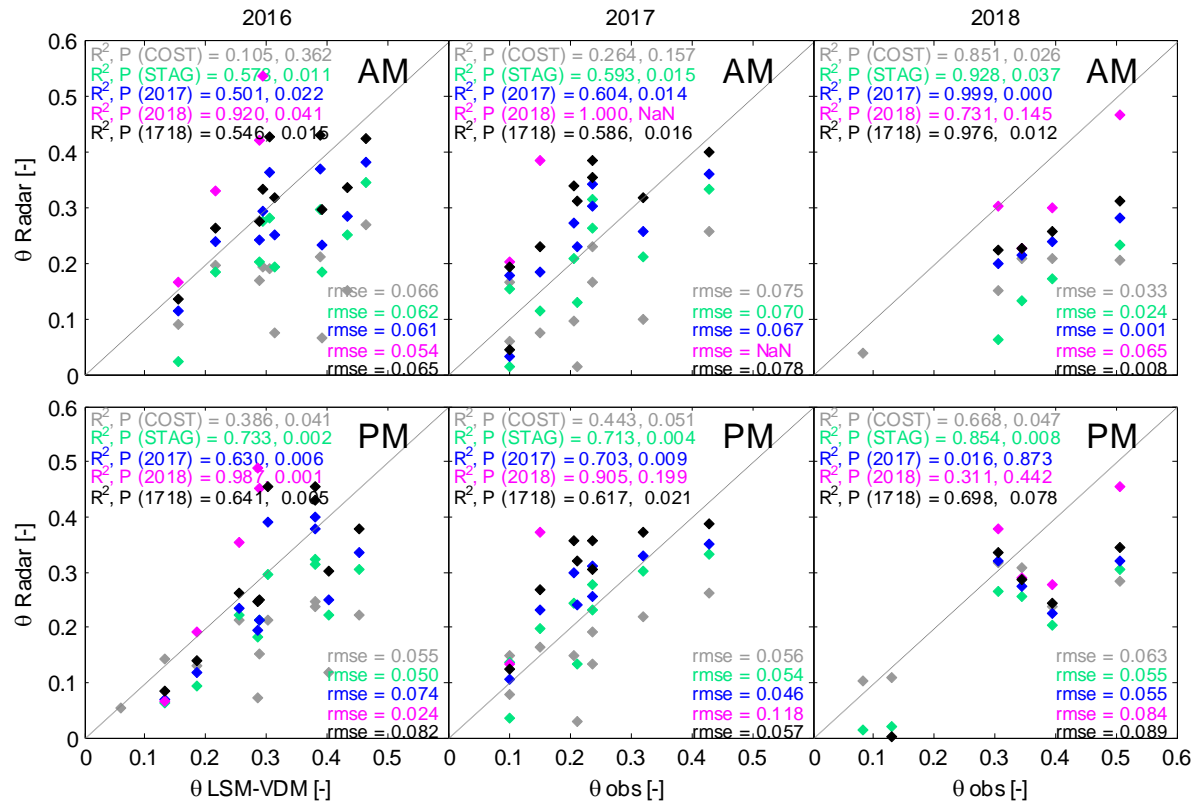


Figura 4.64. Dubois *et al.*, 1995: Umidità del suolo stimata da radar vs osservata (campo E, Feb-Ago)

Risultati

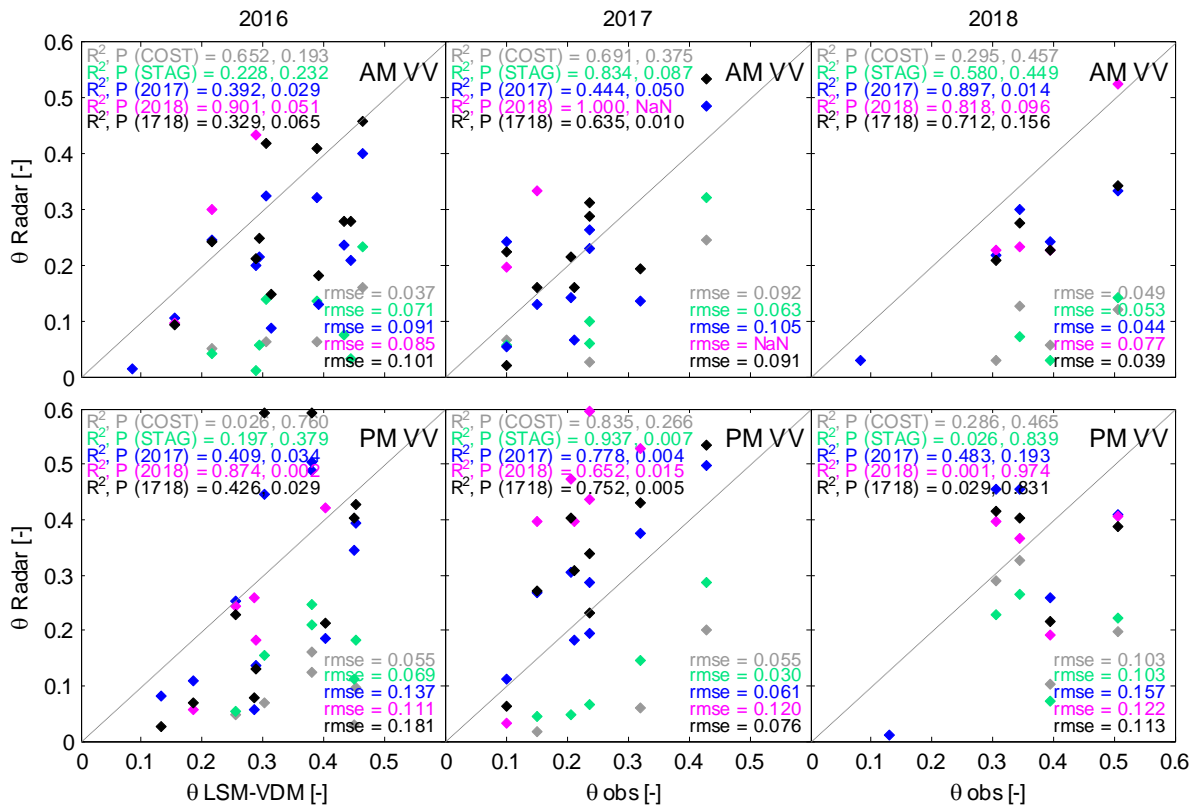


Figura 4.65. Baghdadi *et al.*, 2016 pol VV: Umidità del suolo stimata da radar vs osservata (campo E, Feb-Ago)

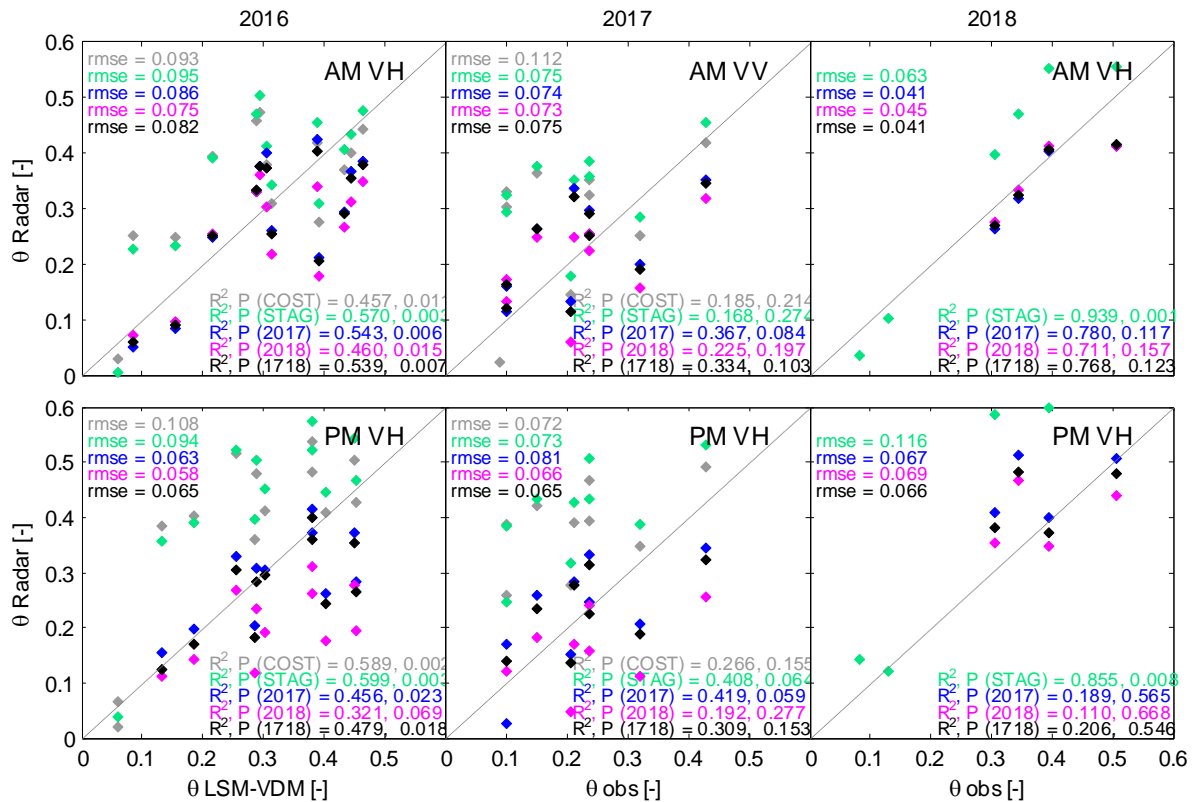


Figura 4.66. Baghdadi *et al.*, 2016pol VH: Umidità del suolo stimata da radar vs osservata (campo E, Feb-Ago)

Con l'algoritmo di Oh *et al.* (1992), in Figura 4.63, i risultati della calibrazione con valori costanti o stagionali di rugosità sono inutilizzabili a parte il 2016 per il caso di rugosità stagionali in cui gli errori sono alti; i risultati ottenuti con la calibrazione 2018 funzionano bene solo nel 2016 solo e sempre con errori altri, mentre nel 2017 e 2018 gli errori sono troppo elevati (rmse AM 0.156 nel 2017 e 0.139 nel 2018). Le calibrazioni 2017 danno buoni risultati sia nel 2016 con errori inferiori all'8%, nel 2017 con valori di circa il 6%, mentre nel 2018 il P value porta a dover scartare il dato. Le calibrazioni 2017+2018 sono simili a quelle del 2017, ma gli errori sono maggiori. Si notano in oltre errori più alti nelle immagini pomeridiane in modalità ascending.

L'algoritmo di Dubois *et al.* (1995), (Figura 4.64) invece funziona correttamente sia con valori σ costanti sia con le relazioni σ -NDVI. L'ipotesi di utilizzo di un valore costante o stagionale con Dubois funziona probabilmente perché la scelta del valore di σ è risultata molto simile al range di valori calibrabili dal modello stesso. In questo caso sono più attendibili i valori stagionali, che rispetto al valore costante hanno valori P value più bassi e coefficienti di correlazione più alti e danno risultati buoni (rmse inferiore al 7%) in tutti e tre gli anni e in entrambe le modalità AM e PM. Nel caso delle calibrazioni dei parametri di rugosità attraverso l'NDVI si ottiene che: le stime relative alla relazione σ -NDVI 2018 è da scartare, σ -NDVI 2017 funziona in tutti e tre gli anni con errori inferiori al 7% più bassi rispetto a quelli ottenibili con la relazione σ -NDVI 2017+2018.

In Baghdadi *et al.* (2016), in polarizzazione VV (Figura 4.65) le stime fatte con valori costanti di rugosità forniscono in alcuni casi dei coefficienti di correlazioni alti ed errori entro il 10%, ma i valori alti dell'indice statistico P-value ci fanno capire che le ipotesi di partenza non sono adeguate, ad esempio i risultati per la pol VV PM 2017 hanno un R^2 di 0.835, un errore rsme di 0.055, ma un P-value di 0.266 (se fosse stato inferiore allo 0.05 sarebbe stato un ottimo risultato), ma ad eccezione del 2018 in polarizzazione VH. In generale le relazioni σ -NDVI calibrata con i dati 2017+2018 e 2017 funzionano meglio rispetto al caso costante, ma non sono comunque buone neanche in questo caso. Nel caso della polarizzazione VH (Figura 4.66) i risultati peggiorano rispetto a quelli ottenuti per la polarizzazione VV, e l'unico anno in cui si ottiene qualche risultato è il 2016.

Per il campo I vengono omessi i risultati ottenuti con l'algoritmo di Fung *et al.* (1992) in quanto sono risultati in tutti i casi peggiori di quelli ottenuti nel campo di calibrazione E. Col modello di Oh *et al.* (1992) (Figura 4.67) i risultati sono abbastanza buoni nel 2016, soprattutto per le immagini AM e sia per la calibrazione 2017 che per quella 2017+2018 e per la rugosità stagionale, con errori inferiori al 7%. Il 2017 viene stimato con precisioni basse solo con le relazioni σ -NDVI 2017 e 2017+2018 in modalità AM, mentre in PM e in entrambe le modalità nel 2018 Oh nel campo I non funziona.

Con Dubois *et al.* (1995) (Figura 4.68) osserviamo che i risultati nel 2016 sono abbastanza buoni sia in AM che in PM con tutti i cinque metodi, mentre nel 2017 e 2018 funziona bene solo l'ipotesi di un valore di rugosità stagionale mentre gli altri modelli hanno valori di P value troppo elevati e lo stesso avviene, anche per la σ stagionale, nel 2018. Questo fatto potrebbe essere conseguenza del numero di dati misurati a terra tra il 2017 e 2018 nel campo I, mentre nel 2016 sono in numero maggiore perché si sta valutando la bontà dei risultati rispetto ai dati modellati dal LSM-VDM. Infine con l'algoritmo di Baghdadi *et al.* (2016) i risultati sono buoni esclusivamente per il 2016 in particolare con la polarizzazione VV (Figura 4.69) in AM e in VH (Figura 4.70) PM per le tre relazioni trovate. Così per il campo E la stagionalità della rugosità sembra funzionare con Baghdadi nel 2018 in polarizzazione VH.

Risultati

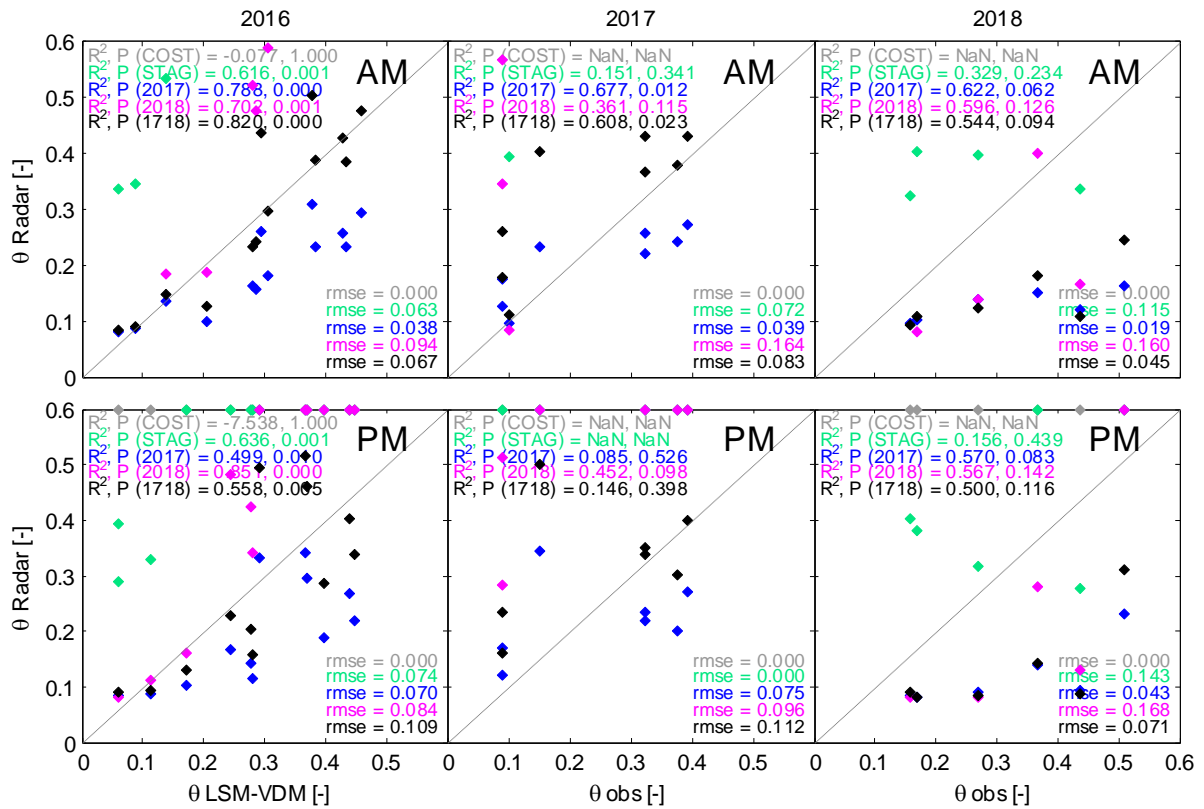


Figura 4.67. Oh *et al.*, 1992: Umidità del suolo stimata da radar vs osservata (campo di validazione I (Nurri), Feb-Ago)

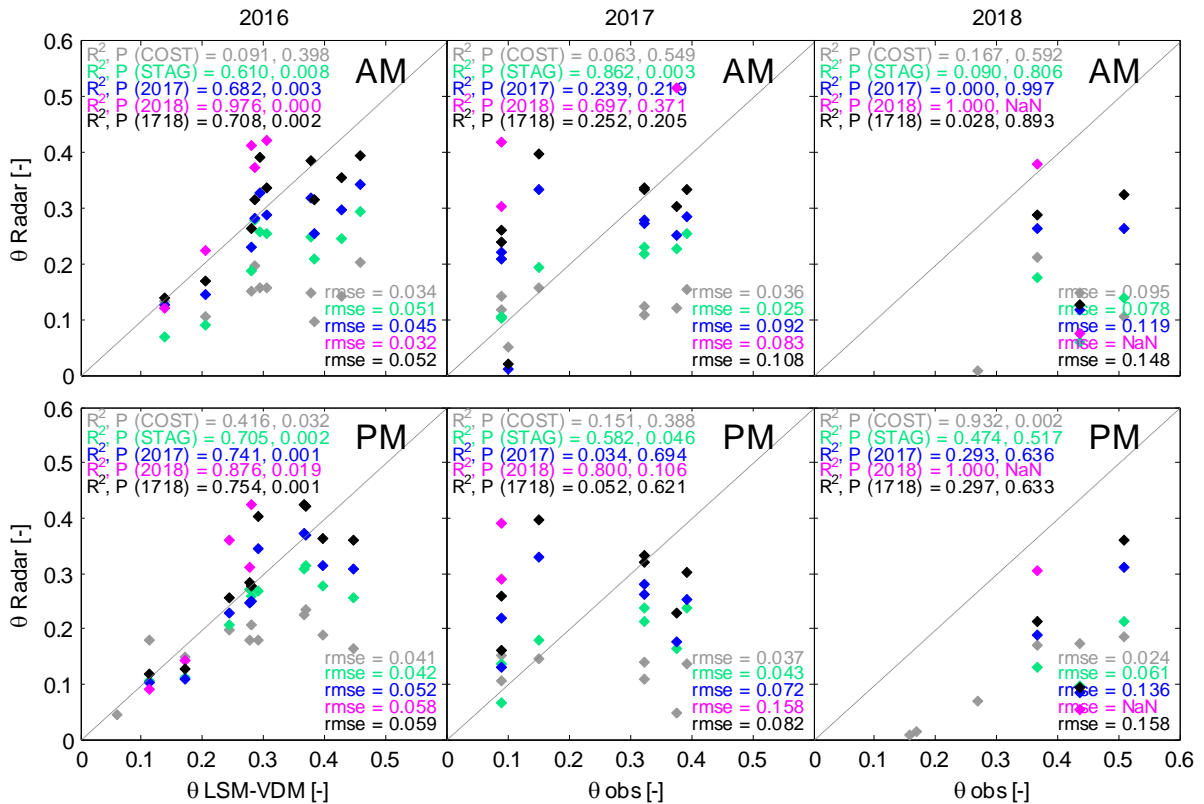


Figura 4.68. Dubois *et al.*, 1995: Umidità del suolo stimata da radar vs osservata (campo di validazione I (Nurri), Feb-Ago)

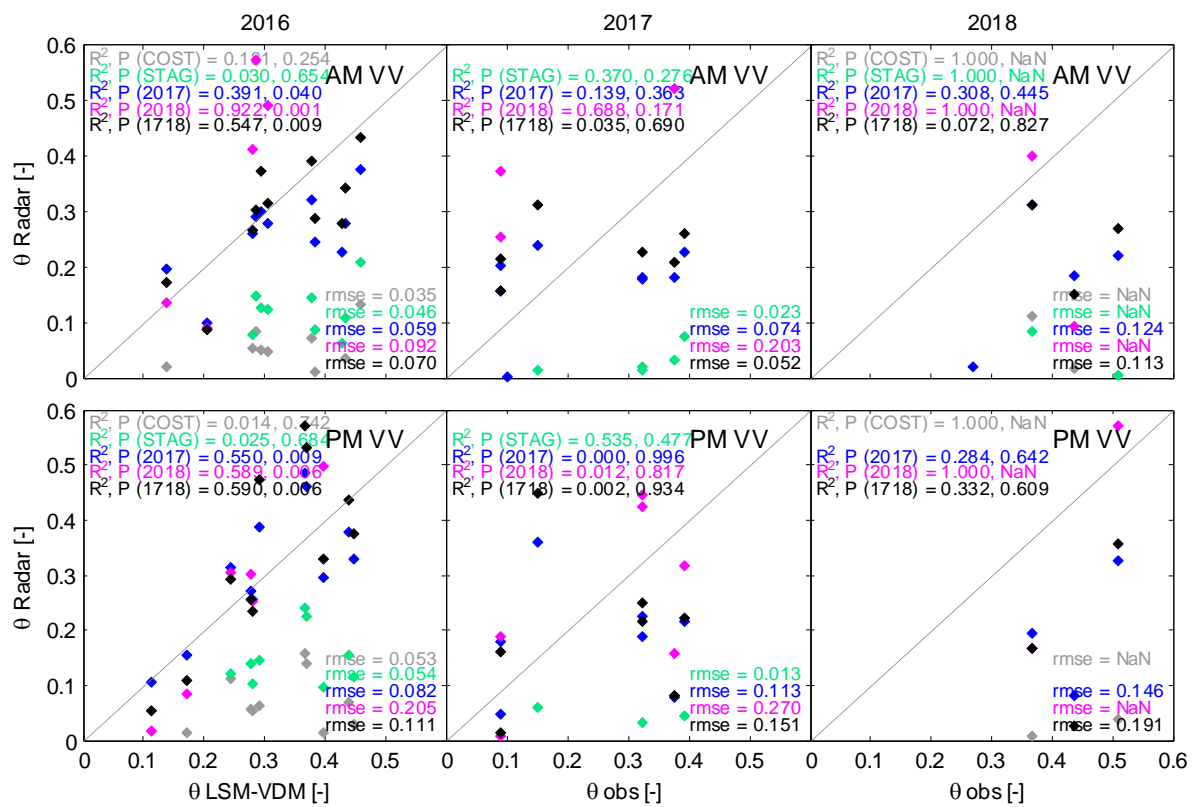


Figura 4.69. Baghdadi *et al.*, 2016, VV: Umidità del suolo stimata da radar vs osservata (campo di validazione I Feb-Ago)

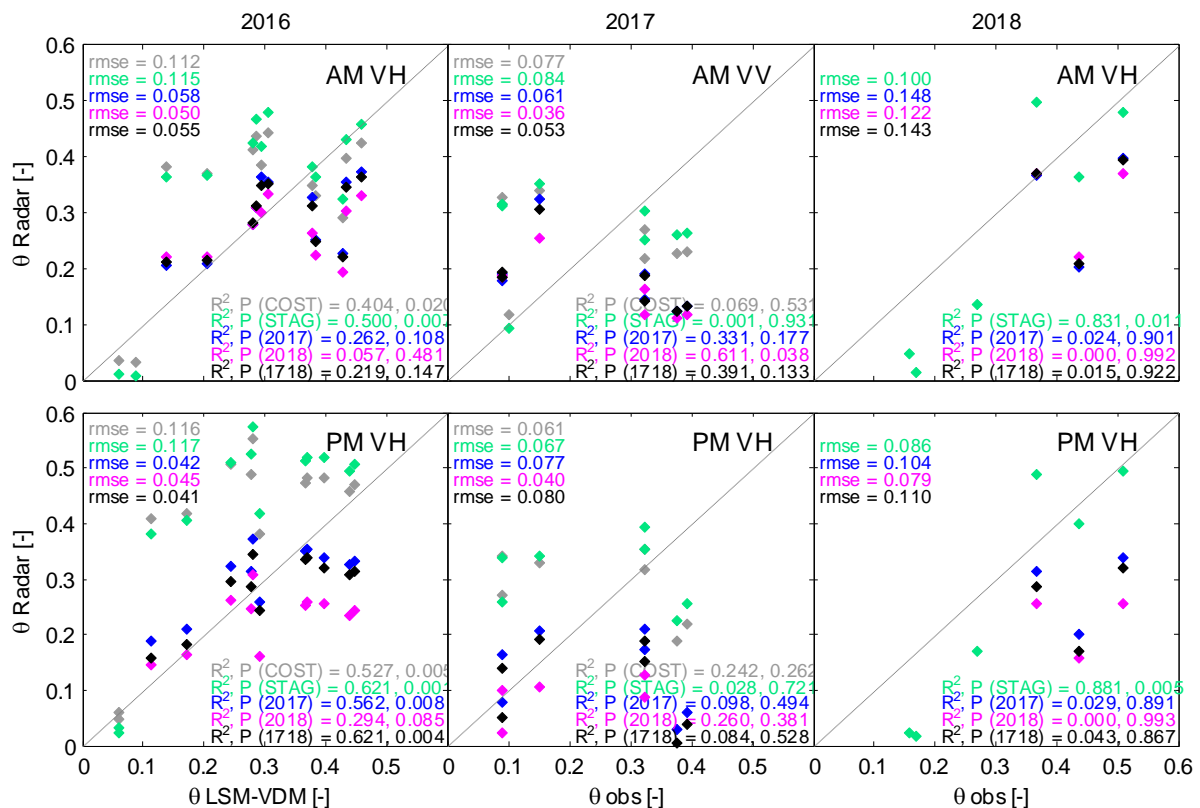


Figura 4.70. Baghdadi *et al.*, 2016, VH: Umidità del suolo stimata da radar vs osservata (campo di validazione I, Feb-Ago)

Risultati

Nel caso invece in cui le relazioni empiriche σ -NDVI trovate nel campo E, siano applicate con Oh *et al.* (1992) nei campi A, F e G (Figura 4.71) i risultati sono molto interessanti. Infatti in tutti e tre i campi i coefficienti di correlazione sono molto alti con tutte e tre le combinazioni trovate per la relazione empirica (2017, 2018 e 2017+2018). In particolare si ottengono errori di circa il 4% nel caso si utilizzi la relazione 2017, circa il 5% se si utilizza la relazione 2017+2018, mentre errori più elevati si ottengono utilizzando i dati 2018. Il campo A non rientra in queste medie in quanto i valori acquisiti in campo non sono sufficienti. Supporre rugosità costanti o stagionali in questi campi si è dimostrato non corretto poiché le stime ottenute presentano valori del P value elevatissimi.

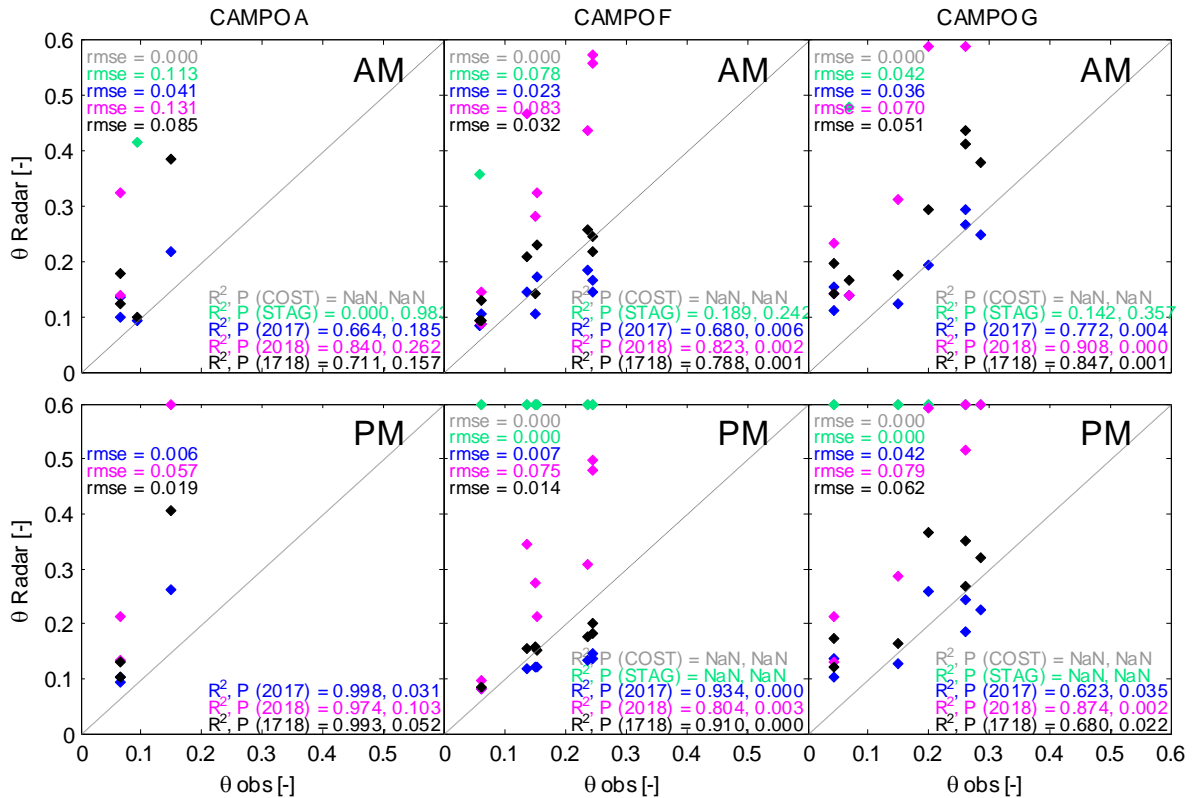


Figura 4.71. Oh et al., 1992: Umidità del suolo stimata da radar vs osservata (campi di validazione A, F e G, Feb-Ago)

Utilizzando Dubois *et al.* (1995) (Figura 4.72) il campo A ancora una volta non ha valori in numero sufficiente, mentre la stagionalità delle rugosità ancora una volta con Dubois porta a dei buoni risultati in particolare nel campo G. E sempre e solo nel campo G si ottengono buoni coefficienti di correlazione ed errori nell'ordine del 4% con tutte e tre le calibrazioni σ -NDVI. E' di particolare interesse che le stime per il campo G siano corrette in quanto è l'unico sito ad avere una vegetazione spontanea tipica mediterranea.

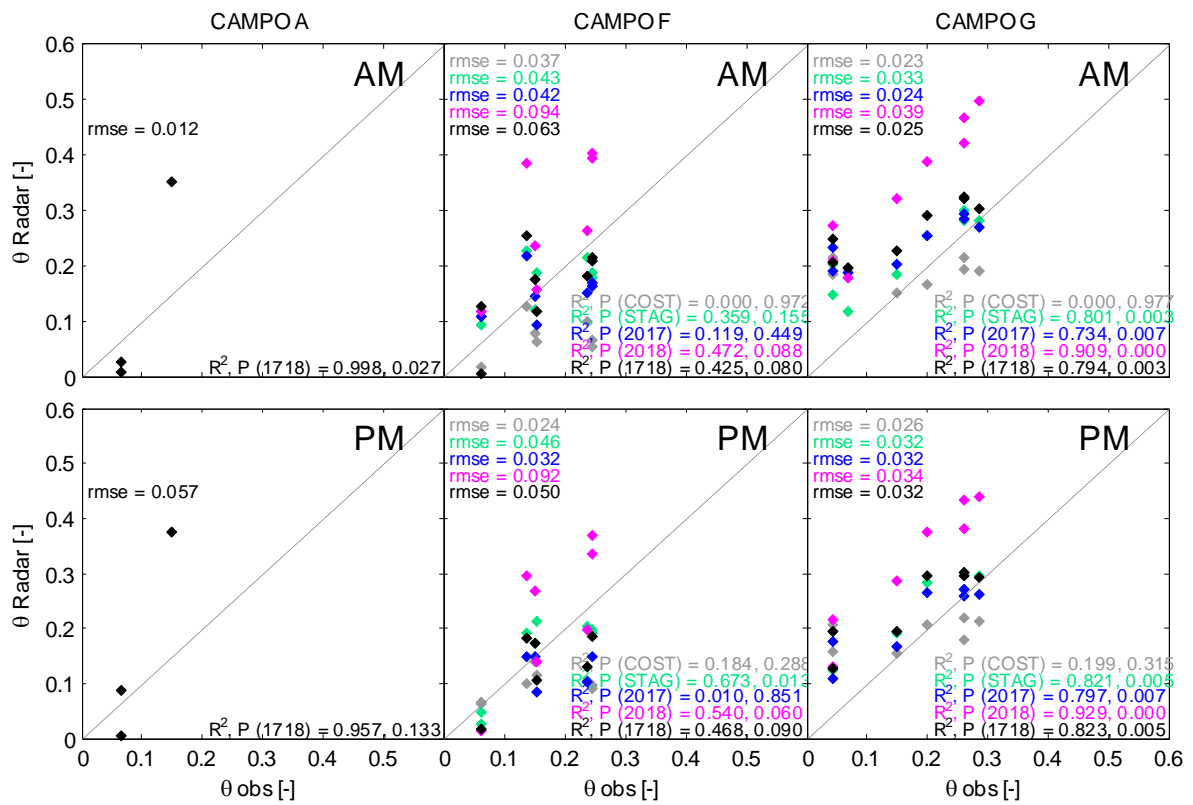


Figura 4.72. Dubois et al., 1995: Umidità del suolo stimata da radar vs osservata (campi di validazione A, F e G, Feb-Ago)

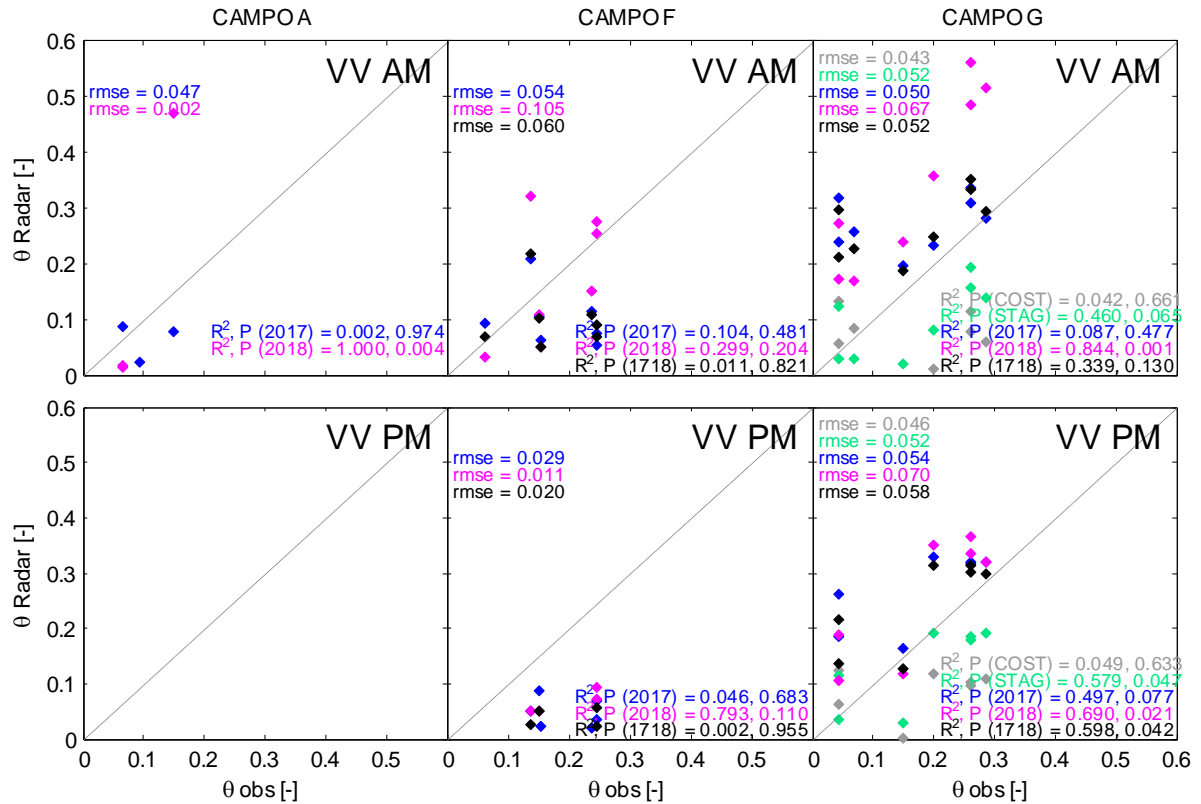


Figura 4.73. Baghdadi et al., 2016 VV: θ radar vs θ osservata (campi di validazione A, F e G, Feb-Ago)

Risultati

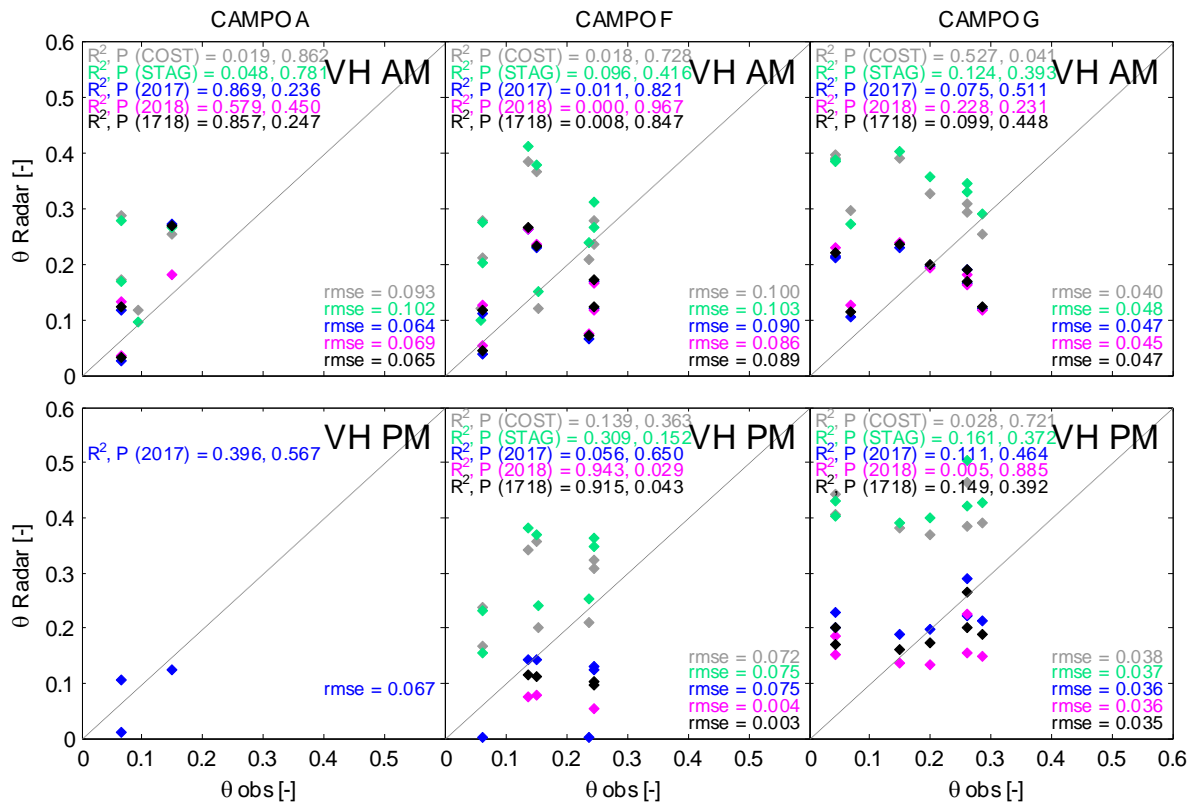


Figura 4.74. Baghdadi *et al.*, 2016 VH: θ radar vs θ osservata (campi di validazione A, F e G, Feb-Ago)

Con Baghdadi, anche nei campi A, F e G i risultati sono particolarmente negativi sia per la polarizzazione VV (Figura 4.73) che per la polarizzazione VH (Figura 4.75). L'unica relazione σ -NDVI che sembra ottenere dei risultati accettabili è quella calibrata nel 2018 ed applicata al campo G.

Tenendo in considerazione tutti i dati disponibili in un anno ovvero valutando l'attendibilità delle stime radar rispetto ai dati modellati con il LSM-VDM, nel campo E il modello di Fung *et al.* (1992) si conferma inadatto a rappresentare l'umidità del suolo in un terreno vegetato, in quanto sottostima l'umidità del suolo sia con le immagini AM che con quelle PM. Con l'algoritmo di Oh *et al.* (1992) (Figura 4.76) le calibrazioni 2017 e 2017+2018 continuano a dare i risultati migliori, ma gli errori cominciano ad essere più alti rispetto al considerare solo un periodo all'interno dell'anno. In effetti in Oh e in tutti gli altri modelli esiste un comune denominatore ossia quello di non riuscire a rappresentare l'umidità del suolo in condizioni sature, e al contrario simulano bene nel periodo estivo di forte stress idrico. In Dubois *et al.* (1995) (Figura 4.77) i risultati sono sempre molto simili al modello di Oh *et al.* (1992), mentre con Baghdadi *et al.* (2017) (Figura 4.78 e Figura 4.79) i risultati sono parecchio caotici, soprattutto nel 2018, probabilmente perché in questo caso i valori tenuti in conto vanno da gennaio a luglio, ossia non comprendono un anno intero poiché il lavoro di acquisizione di dati si è fermato al 31 luglio, e quindi mancano i dati di umidità del suolo in condizioni *dry*.

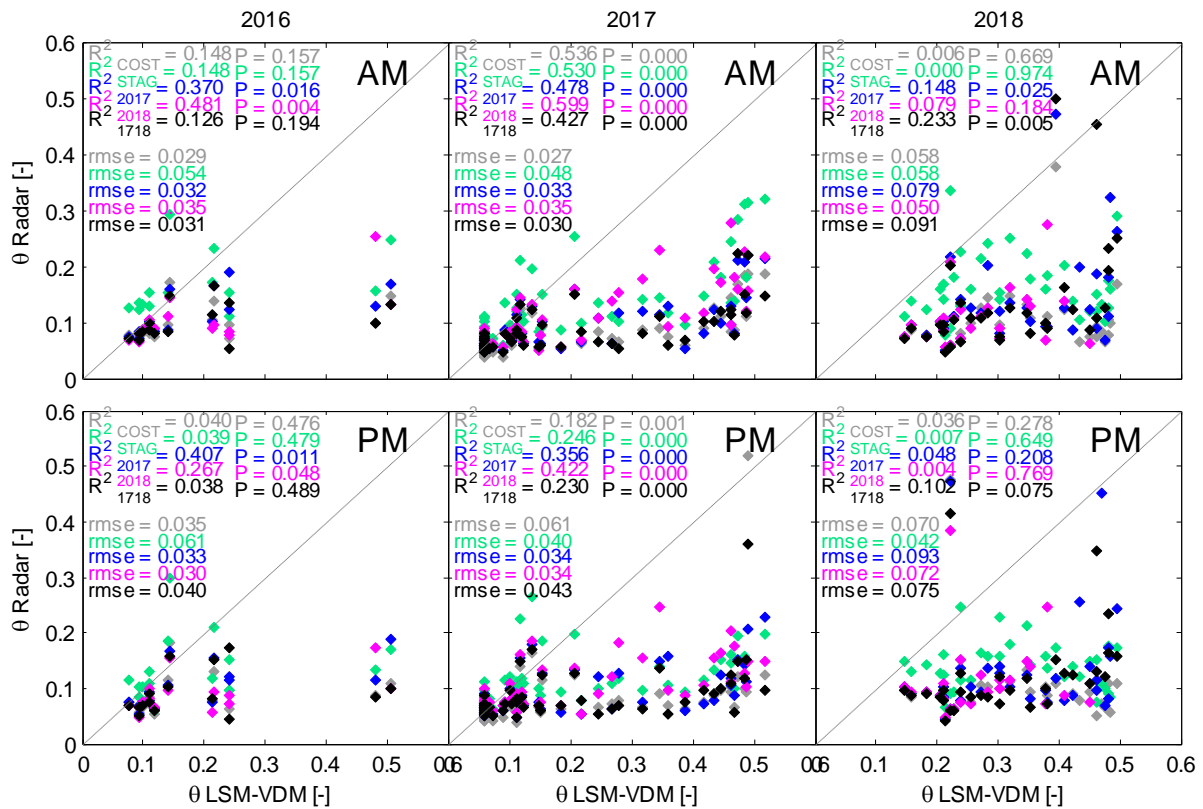


Figura 4.75. Fung *et al.*, 1992: Umidità del suolo stimata da radar vs stimata da LSM-VDM (campo E intero anno)

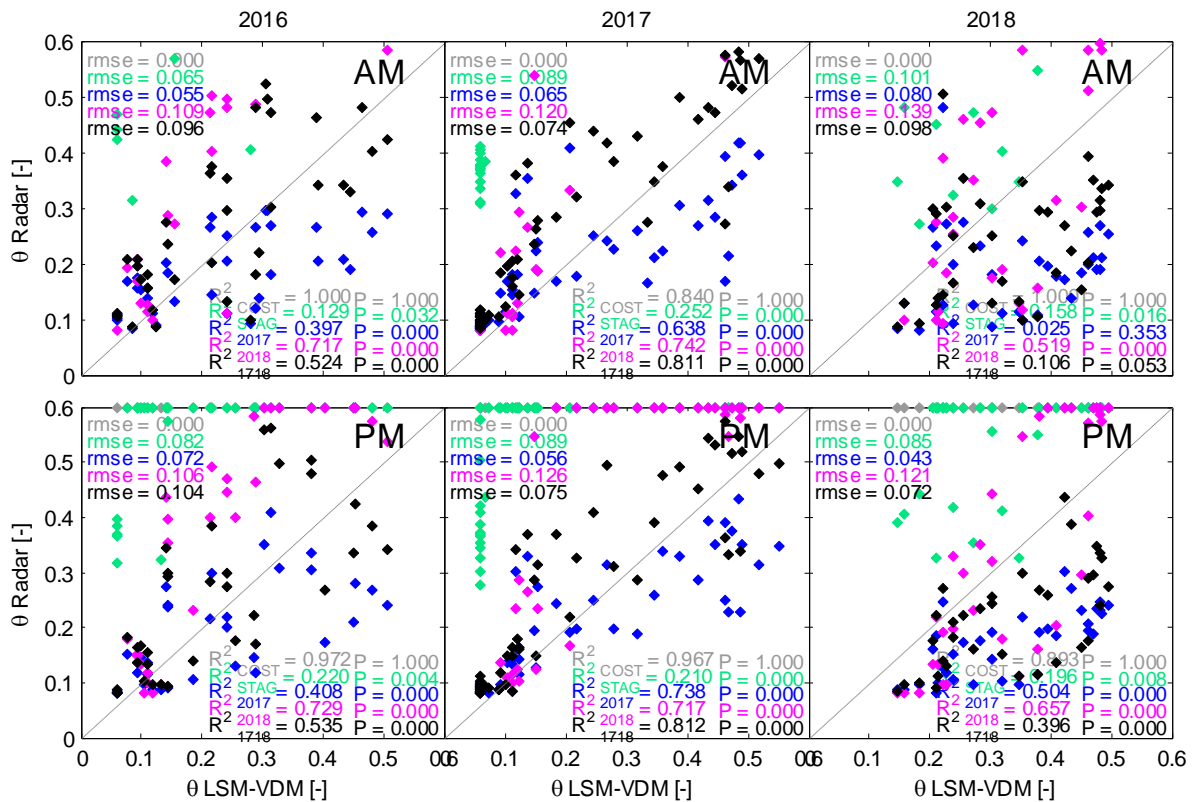


Figura 4.76. Oh *et al.*, 1992: Umidità del suolo stimata da radar vs stimata da LSM-VDM (campo E intero anno)

Risultati

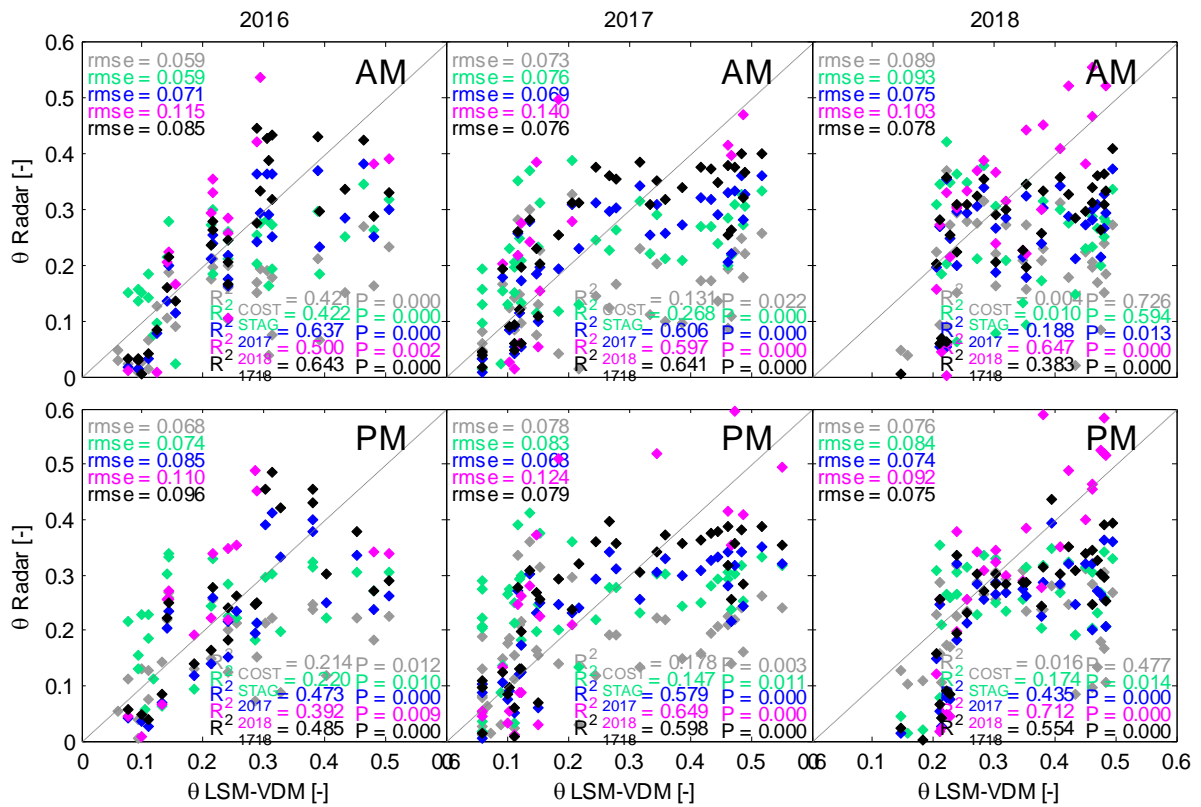


Figura 4.77. Dubois *et al.*, 1995: Umidità del suolo stimata da radar vs stimata da LSM-VDM (campo E intero anno)

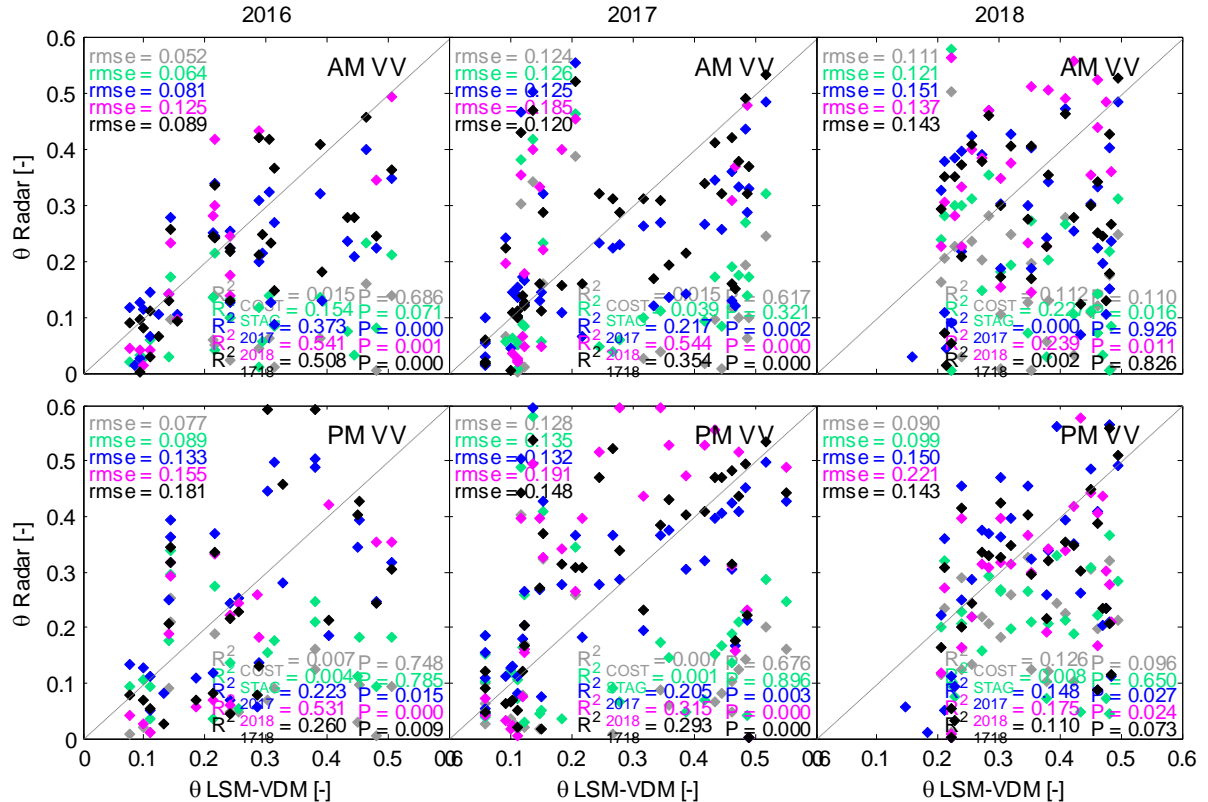


Figura 4.78. Baghdadi *et al.*, 2016, VV: Umidità del suolo stimata da radar vs stimata da LSM-VDM (campo E intero anno)

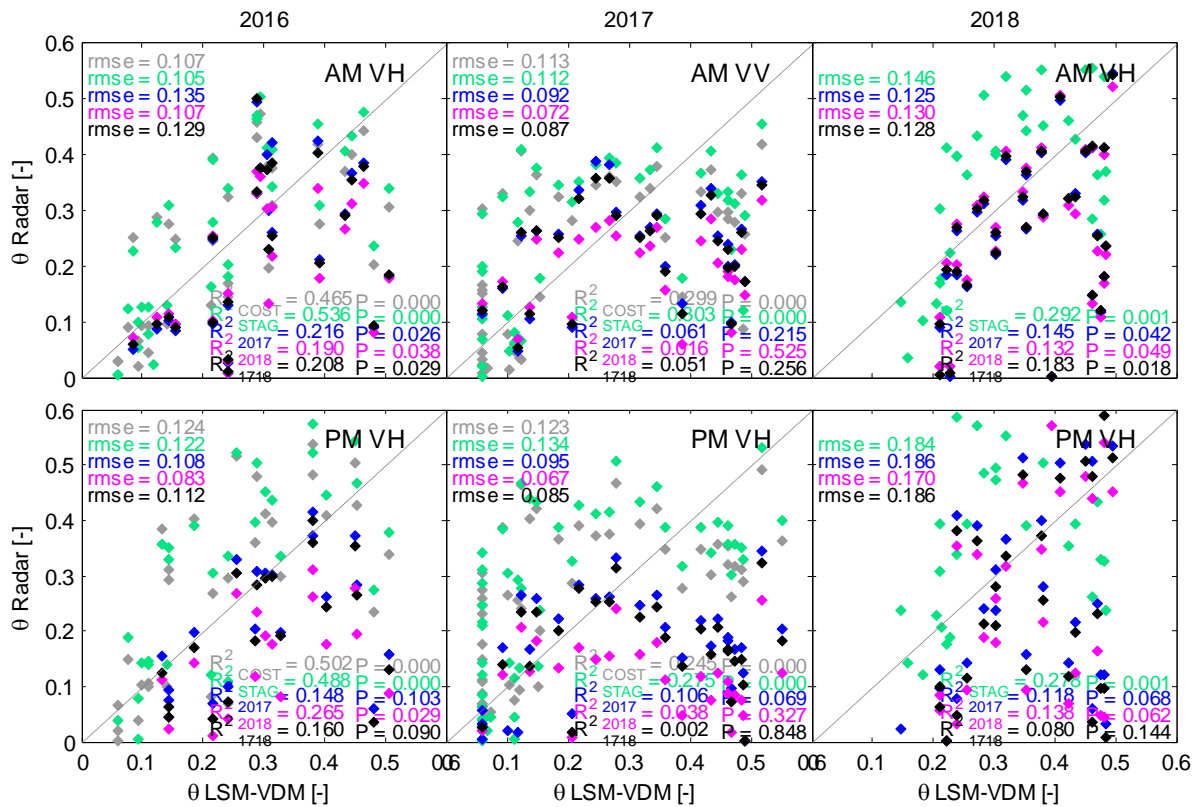


Figura 4.79. Baghdadi *et al.*, 2016, VH: Umidità del suolo stimata da radar vs stimata da LSM-VDM (campo E intero anno)

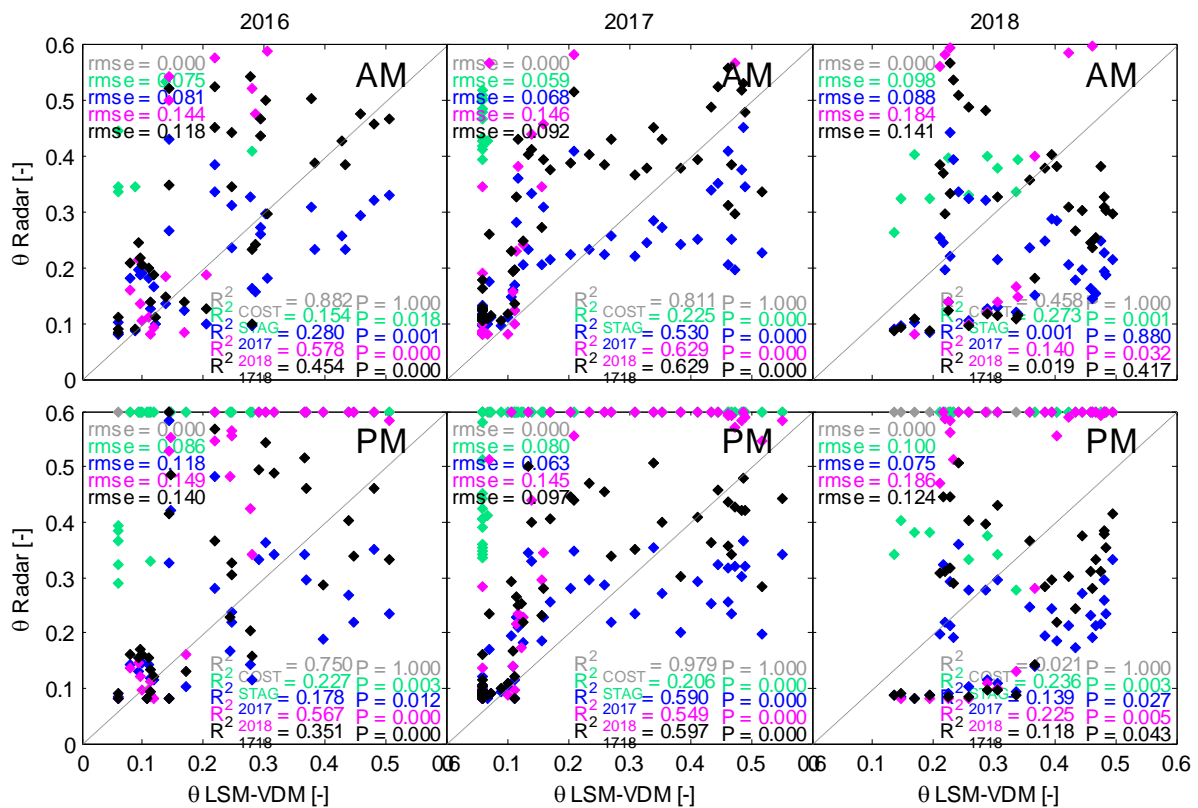


Figura 4.80. Oh *et al.*, 1992: Umidità del suolo stimata da radar vs stimata da LSM-VDM (campo I intero anno)

Risultati

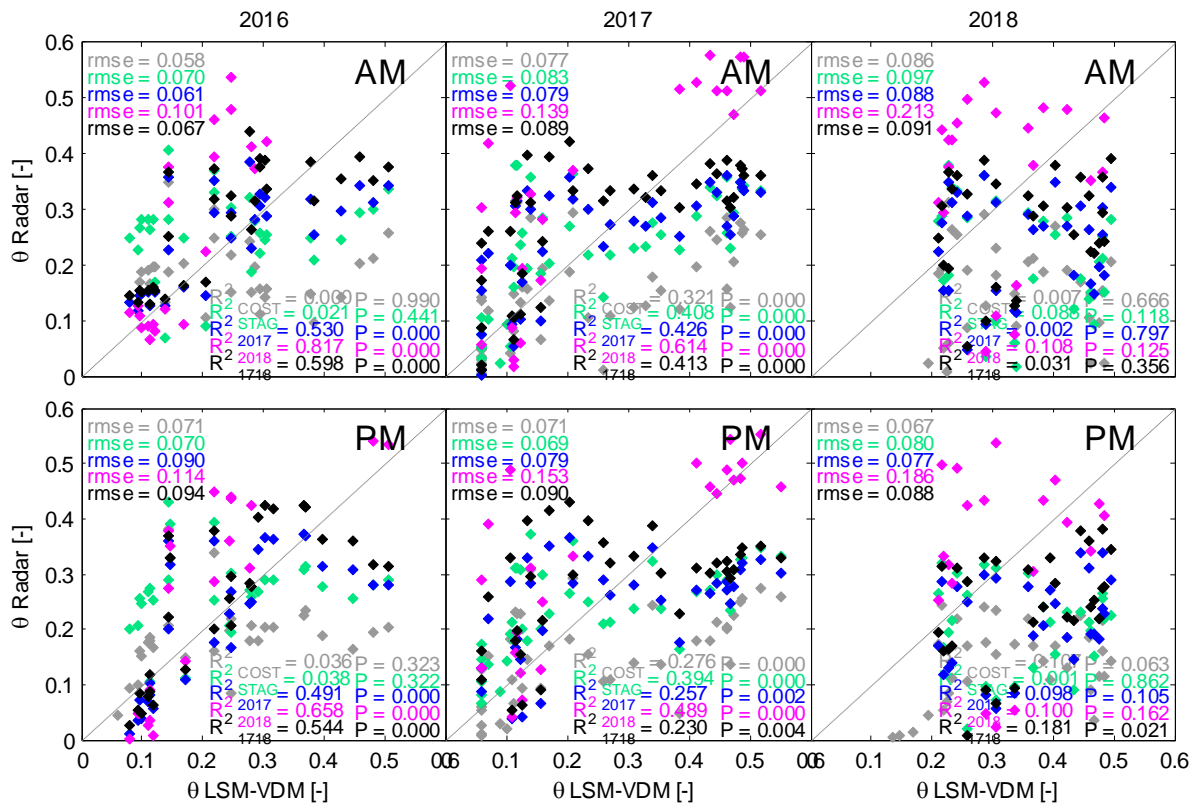


Figura 4.81. Dubois *et al.*, 1995: Umidità del suolo stimata da radar vs stimata da LSM-VDM (campo I intero anno)

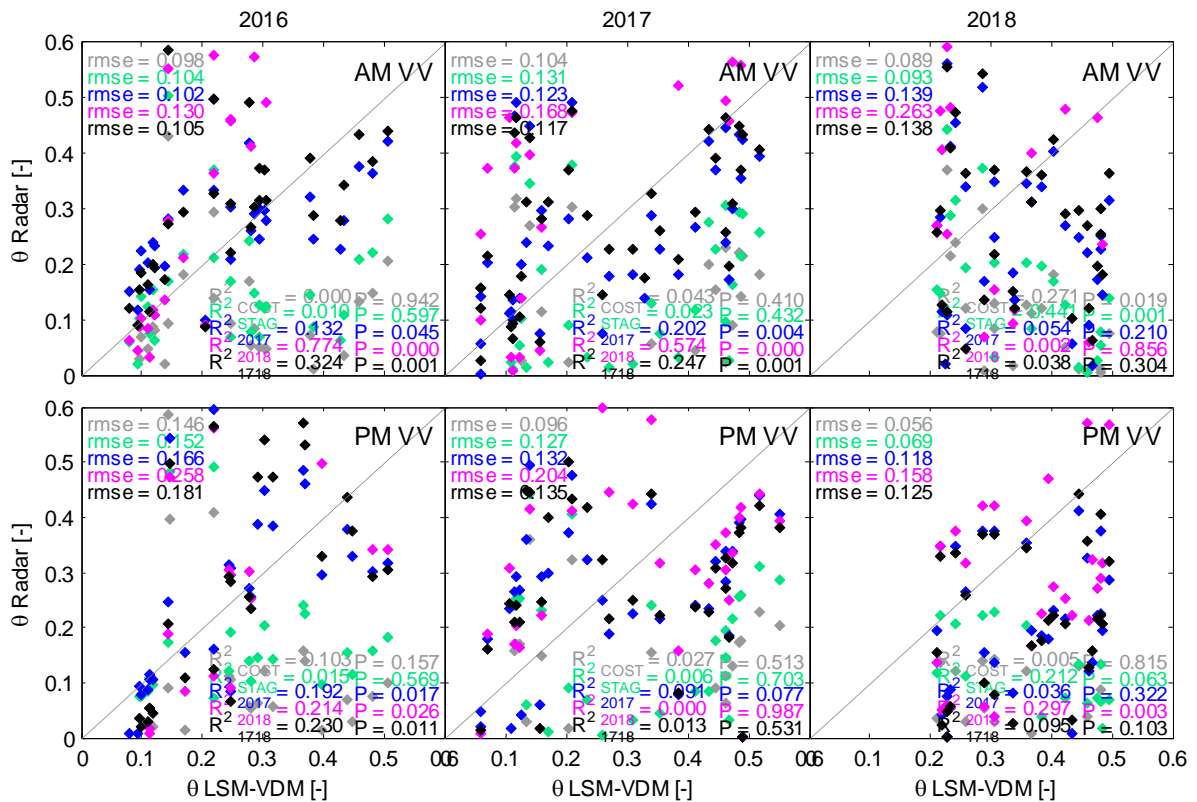


Figura 4.82. Baghdadi *et al.*, 2016, VV: Umidità del suolo stimata da radar vs stimata da LSM-VDM (campo I intero anno)

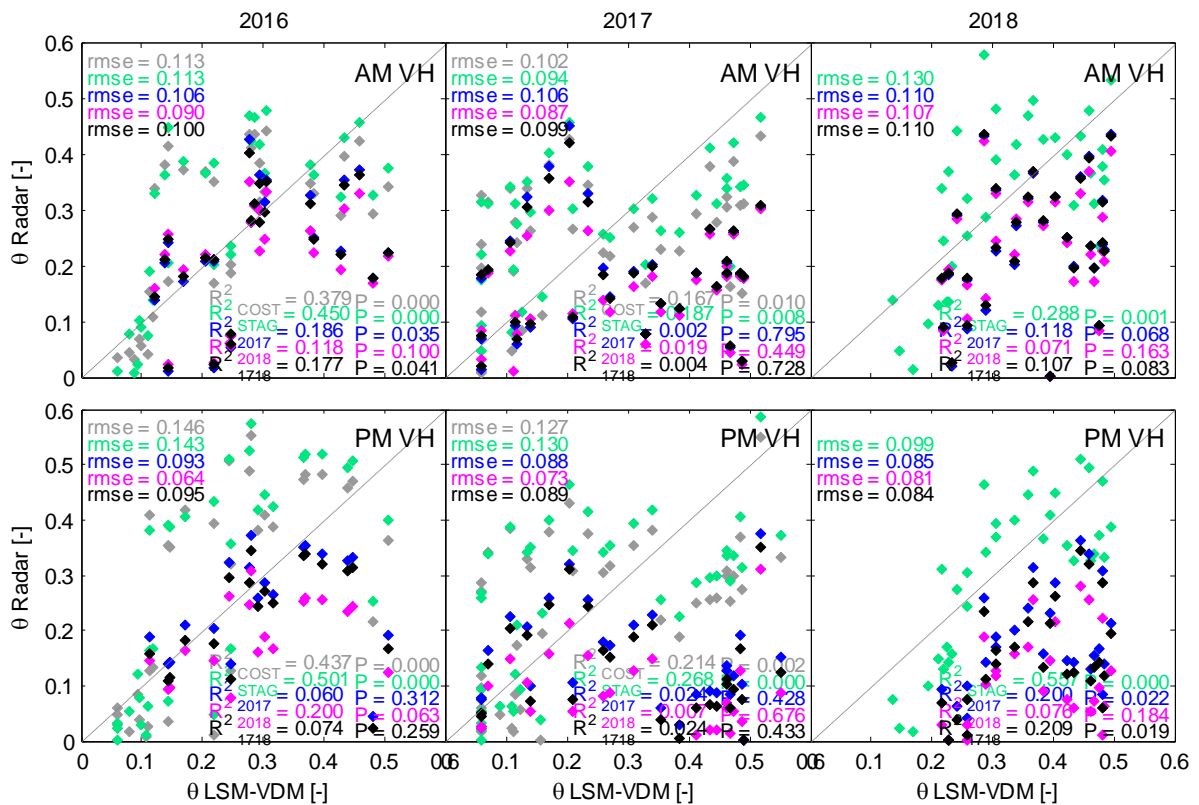


Figura 4.83. Baghdadi *et al.*, 2016, VH: Umidità del suolo stimata da radar vs stimata da LSM-VDM (campo I intero anno)

Effettuando la stessa analisi al campo di validazione I, per cui si ricorda si hanno sia i dati osservati nel 2018, sia i dati modellati dal LSM-VDM, i risultati in linea generale peggiorano rispetto al considerare solo la parte febbraio–luglio, coincidente con la parte discendente dell’andamento dell’umidità del suolo, perché vengono incluse le stime dei mesi umidi invernali che il radar, con le relazioni σ -NDVI applicate ai modelli esistenti, non riesce a replicare. Qualche risultato positivo si osserva con Oh (Figura 4.80), nel 2017 con la relazione 2017+2018 (stimata nel campo E) e per Dubois *et al.* (1995) (Figura 4.81), ma nel 2018 i valori di correlazione R^2 sono molto bassi. Con Baghdadi (Figura 4.82 e Figura 4.83) le correlazioni sono per tutti gli anni e per ciascuna calibrazione molto basse.

4.3 Riassunto dei risultati

Dai risultati ottenuti attraverso le tre procedure proposte emerge che le correzioni apportate al segnale radar o ai parametri di rugosità del suolo, nel caso dei modelli di letteratura, generano in ciascuno dei tre casi delle stime di umidità del suolo più accurate. Ciò implica dunque l’esistenza di una relazione tra il coefficiente di backscattering, o la geometria superficiale del suolo, e la vegetazione rappresentata attraverso l’ indice NDVI. Il fattore interessante è che entrambe le grandezze sono derivate da sensori remoti e quindi, con il solo ausilio di informazioni a distanza, si è in grado di capire le condizioni idriche al suolo, la presenza di vegetazione e l’andamento superficiale del suolo.

Nelle seguenti tabelle sono riassunti i risultati relativi all’intervallo temporale che va dal mese di febbraio al mese di agosto (escluso), periodo in cui sono state effettuate le campagne sperimentali in campo, per gli anni 2016, 2017 e 2018. In particolare per il solo 2016 si ricorda che le stime sono validate in funzione dei dati generati dal LSM-VDM (Montaldo *et al.*, 2005), e solo nei campi E ed I.

Risultati

I dati evidenziati in grassetto rosso saranno riferiti a valori stimati il cui coefficiente di correlazione R2 è risultato maggiore di 0.35, l'errore rmse inferiore a 0.05 e il P value inferiore a 0.05; in grassetto nero saranno i risultati come appena descritto, ma con il rmse inferiore a 0.1, quindi con un errore maggiore; e infine non verranno evidenziati i risultati che presentano errori superiori al 0.1 e con un P-value maggiore di 0.05.

Partendo dal metodo empirico σ^0 -9 applicato al campo E (Tabella 4.1) in ciascun anno, polarizzazione e ora di acquisizione del dato satellitare, la stima dell'umidità del suolo da radar migliora notevolmente se il segnale viene corretto dall'influenza della vegetazione. In particolare ottimi risultati si riscontrano in modalità PM sia con la polarizzazione VV sia VH e nei casi in cui anche il segnale non corretto forniva stime di umidità del suolo valide, dopo la correzione gli errori sono in ogni caso minori e pari in media al 5%.

		VV						VH					
		2016		2017		2018		2016		2017		2018	
		R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse
Empirico	AM	0.222	0.056	0.556	0.057	0.023	0.051	0.504	0.057	0.306	0.053	0.766	0.047
	PM	0.432	0.073	0.431	0.056	0.137	0.070	0.306	0.049	0.462	0.056	0.656	0.046
Empirico	AM	0.400	0.062	0.807	0.045	0.472	0.047	0.591	0.069	0.712	0.052	0.933	0.046
Corretto	PM	0.597	0.078	0.802	0.045	0.451	0.062	0.892	0.039	0.695	0.052	0.882	0.055

Tabella 4.1. Risultati Metodo Empirico campo E (Febbraio-Agosto)

		VV						VH					
		2016		2017		2018		2016		2017		2018	
		R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse
Empirico	AM	0.607	0.053	0.056	0.031	0.670	0.056	0.403	0.071	0.062	0.048	0.809	0.060
	PM	0.406	0.058	0.073	0.054	0.895	0.035	0.102	0.049	0.225	0.066	0.813	0.128
Empirico	AM	0.736	0.054	0.199	0.051	0.666	0.064	0.402	0.064	0.144	0.046	0.649	0.122
Corretto	PM	0.660	0.065	0.011	0.083	0.756	0.061	0.768	0.056	0.003	0.074	0.785	0.082

Tabella 4.2. Risultati Metodo Empirico campo I (Febbraio-Agosto)

		CAMPO A				CAMPO F				CAMPO G							
		VV		VH		VV		VH		VV		VH					
		2017								2017							
		R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse				
Empirico	AM	0.083	0.036	0.007	0.062	0.027	0.042	0.018	0.067	0.024	0.030	0.057	0.024				
	PM	0.993	0.003	0.454	0.047	0.194	0.035	0.143	0.069	0.035	0.034	0.039	0.038				
Empirico	AM	0.412	0.032	0.885	0.037	0.249	0.051	0.171	0.098	0.590	0.033	0.371	0.044				
Corretto	PM	0.990	0.004	0.621	0.056	0.001	0.025	0.038	0.075	0.491	0.052	0.724	0.034				

Tabella 4.3. Risultati Metodo Empirico campo A, F e G (Febbraio-Agosto)

Nel caso del campo I (Tabella 4.2), i risultati in alcuni casi migliorano e in altri peggiorano dopo la correzione. Le stime sono attendibili nel 2016 e nel 2018 ma non nel 2017. Nel campo A e nel campo F invece (Tabella 4.3) la relazione empirica non funziona, ma per il campo A in particolare i dati non sono numericamente sufficienti per trarre delle conclusioni. Viceversa la relazione empirica applicata al campo G, campo caratterizzato da tipica vegetazione mediterranea, restituisce stime di umidità del suolo con errori inferiori al 4 % sia in modalità VV che in modalità VH.

Utilizzando il metodo Change Detection in linea di massima si osservano le stesse tendenze viste nel metodo empirico corretto, ovvero le modifiche apportate al modello proposto da Urban *et al.*, (2018) migliorano quasi in ogni combinazione di campo polarizzazione e modalità di acquisizione l'accuratezza delle stime di umidità del suolo. Nel campo E (Tabella 4.4) col modello di Urban originale i coefficienti di correlazione non sono sempre bassi sia in AM che in PM, ma gli errori sono molto alti. Utilizzando un range di valori più consono, quindi applicando una modifica al metodo che

diventa “CD MOD”, i coefficienti di correlazione R^2 rimangono invariati, mentre vengono dimezzati gli errori nella stima. Correggendo ulteriormente il metodo (“CD CORR”) e utilizzando dunque una σ^0 radar corretta dall’influenza della vegetazione, si nota che i coefficienti di correlazione aumentano sia in modalità AM sia PM e gli errori vengono ulteriormente ridotti. Risultati simili si ottengono rispetto al campo I (Tabella 4.5), ad eccezione ancora una volta del 2017.

		VV						VH					
		2016		2017		2018		2016		2017		2018	
		R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse
CD Urban et al., 2018	AM	0.223	0.162	0.566	0.185	0.026	0.161	0.477	0.197	0.380	0.185	0.702	0.173
	PM	0.420	0.128	0.478	0.128	0.108	0.247	0.665	0.169	0.516	0.141	0.516	0.241
CD Urban Mod	AM	0.223	0.084	0.566	0.096	0.026	0.084	0.477	0.103	0.380	0.096	0.702	0.090
	PM	0.420	0.067	0.478	0.067	0.108	0.129	0.665	0.088	0.516	0.073	0.516	0.125
CD Urban Corretto	AM	0.400	0.109	0.807	0.061	0.472	0.068	0.705	0.072	0.712	0.042	0.933	0.034
	PM	0.597	0.082	0.802	0.053	0.451	0.071	0.892	0.043	0.695	0.057	0.882	0.045

Tabella 4.4. Risultati Change Detection nel campo E

		VV						VH					
		2016		2017		2018		2016		2017		2018	
		R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse
CD Urban et al., 2018	AM	0.604	0.075	0.047	0.064	0.584	0.109	0.333	0.245	0.122	0.155	0.683	0.255
	PM	0.511	0.061	0.079	0.078	0.856	0.062	0.506	0.194	0.196	0.099	0.758	0.245
CD Urban Mod	AM	0.604	0.039	0.047	0.033	0.058	0.057	0.333	0.128	0.122	0.081	0.718	0.115
	PM	0.511	0.032	0.079	0.041	0.893	0.029	0.506	0.101	0.196	0.051	0.817	0.111
CD Urban Corretto	AM	0.736	0.063	0.199	0.070	0.666	0.075	0.710	0.065	0.030	0.077	0.729	0.098
	PM	0.716	0.053	0.011	0.081	0.819	0.061	0.800	0.064	0.003	0.065	0.840	0.085

Tabella 4.5. Risultati Change Detection nel campo I

		CAMPO A				CAMPO F				CAMPO G							
		VV		VH		VV		VH		VV		VH					
		2017								2017							
		R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse				
CD Urban et al., 2018	AM	0.098	0.040	0.004	0.130	0.016	0.076	0.008	0.187	0.028	0.158	0.566	0.133				
	PM	0.992	0.003	0.432	0.115	0.171	0.051	0.126	0.120	0.033	0.093	0.031	0.143				
CD Urban Mod	AM	0.098	0.021	0.004	0.068	0.016	0.040	0.008	0.097	0.028	0.082	0.566	0.069				
	PM	0.992	0.002	0.432	0.060	0.171	0.026	0.126	0.063	0.033	0.077	0.031	0.075				
CD Urban Corretto	AM	0.412	0.032	0.885	0.032	0.294	0.066	0.100	0.117	0.590	0.064	0.371	0.049				
	PM	0.990	0.003	0.062	0.082	0.584	0.035	0.340	0.094	0.491	0.077	0.724	0.053				

Tabella 4.6. Risultati Change Detection nei campi A, F e G

Anche nel caso del campo A, F e G per il solo 2017 (Tabella 4.6) i risultati grazie al metodo “CD CORR” sono buoni nel campo G e in polarizzazione VV nel campo F.

In conclusione una relazione empirica come quella proposta in prima istanza o quella modificata e corretta proposta dalla letteratura, è possibile stimare l’umidità del suolo senza necessariamente interferire con altre grandezze di difficile stima come nel caso dei modelli utilizzati in una terza procedura proposta e di cui i risultati sono riassunti di seguito.

Nel caso si utilizzino i modelli fisicamente basati e semi empirici proposti in letteratura, nei quali i dati input generalmente derivavano da misure sperimentali, ma che in questo caso sono stati stimati attraverso l’utilizzo di immagini ottiche affiancate a quelle radar, si ottengono comunque risultati interessanti. Le tabelle sulla bontà dei risultati, rappresentata ancora una volta dagli indici R^2 e RMSE, riportano in ordinate il modello utilizzato e l’anno di calibrazione (evidenziato da un tratteggio), mentre in ascisse le modalità di acquisizione AM (descending) e PM (ascending), nonché gli anni di validazione. Nel caso del campo E sito utilizzato per le calibrazioni, i risultati relativi all’anno di calibrazione, ovvero quelli evidenziati con un retino sono riportati per completezza in quanto non

Risultati

influiscono sulla valutazione dell'efficacia del metodo proposto. Al contrario, nel caso delle calibrazioni 2017 + 2018, si è invece valutato di tenere conto dei risultati ottenuti per il 2017 e 2018 separatamente.

		2016				2017				2018			
		AM		PM		AM		PM		AM		PM	
		R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse
Fung et al., 1992	costante					0.528	0.030	0.480	0.016	0.028	0.025	0.100	0.028
	stagionale					0.527	0.054	0.483	0.026	0.028	0.044	0.097	0.049
	2017					0.717	0.029	0.723	0.033	0.025	0.021	0.228	0.018
	2018					0.523	0.041	0.281	0.041	0.004	0.035	0.062	0.040
	2017+2018					0.369	0.024	0.124	0.011	0.287	0.019	0.622	0.013
Oh et al., 1992	costante	0.308	0.000	0.769	0.000	0.100	0.000	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
	stagionale	0.530	0.062	0.644	0.068	0.146	0.066	NaN	NaN	0.288	0.126	0.326	0.092
	2017	0.558	0.049	0.524	0.072	0.766	0.050	0.614	0.061	0.342	0.038	0.584	0.032
	2018	0.797	0.080	0.771	0.089	0.458	0.156	0.464	0.168	0.498	0.139	0.531	0.106
	2017+2018	0.619	0.092	0.570	0.117	0.743	0.088	0.646	0.094	0.355	0.036	0.304	0.044
Dubois et al., 1995	costante	0.105	0.066	0.386	0.055	0.264	0.075	0.443	0.056	0.851	0.033	0.668	0.063
	stagionale	0.578	0.062	0.733	0.050	0.593	0.070	0.713	0.054	0.928	0.024	0.854	0.055
	2017	0.501	0.061	0.630	0.074	0.604	0.067	0.703	0.046	0.999	0.001	0.016	0.055
	2018	0.920	0.054	0.987	0.024	NaN	NaN	0.905	0.118	0.731	0.065	0.311	0.084
	2017+2018	0.546	0.065	0.641	0.082	0.586	0.078	0.617	0.057	0.976	0.008	0.698	0.089
Baghdadi et al., 2017	cost	0.652	0.037	0.026	0.055	0.691	0.092	0.835	0.055	0.295	0.049	0.286	0.103
	stag	0.228	0.071	0.197	0.069	0.834	0.092	0.937	0.030	0.580	0.049	0.026	0.103
	2017	0.392	0.091	0.409	0.137	0.444	0.105	0.778	0.061	0.897	0.044	0.483	0.157
	2018	0.901	0.085	0.874	0.111	NaN	NaN	0.652	0.120	0.818	0.077	0.001	0.122
	17+18	0.392	0.101	0.426	0.181	0.635	0.091	0.725	0.076	0.712	0.039	0.029	0.113
	cost	0.457	0.093	0.589	0.108	0.185	0.112	0.266	0.072	NaN	NaN	NaN	NaN
	stag	0.570	0.095	0.599	0.094	0.168	0.075	0.408	0.073	0.939	0.063	0.855	0.116
	2017	0.543	0.086	0.456	0.063	0.367	0.074	0.419	0.081	0.780	0.041	0.189	0.067
2018	0.460	0.075	0.321	0.058	0.225	0.073	0.192	0.066	0.711	0.045	0.110	0.069	
	17+18	0.539	0.082	0.479	0.065	0.334	0.075	0.309	0.065	0.786	0.041	0.206	0.066

Tabella 4.7. Risultati Modelli fisici e semi empirici nel campo E (Febbraio-Agosto)

I risultati mostrano che nel campo E (Tabella 4.7) nel 2016, a parte il modello di Fung per le ragioni viste in Figura 4.51, ottimi risultati migliori si ottengono con i modelli di Oh e Dubois e Baghdadi in polarizzazione VH, e in particolare in AM, ma anche con l'utilizzo di una stagionalità dei parametri di rugosità, mentre utilizzare un valore costante è errato. E' necessario ricordare che nel 2016 la validità delle stime radar è stata verificata rispetto i dati modellati con il LSM-VDM, perciò con un numero maggiore di informazioni rispetto agli altri due anni in cui invece la validazione è stata effettuata con i dati misurati a terra. Nel 2017 e 2018 il modello di Dubois induce a risultati migliori, in particolare utilizzando la calibrazione 2017 e 2017+2018. In generale la modalità AM fornisce coefficienti di correlazione più alti.

Nel campo I (Tabella 4.8) i coefficienti di correlazione di abbassano notevolmente. Il 2016 ancora una volta è visto sia in AM che in PM con tutti e tre i modelli, mentre il 2017 solo da Oh con una calibrazione 2017 e con Dubois utilizzando un valore di rugosità stagionale o addirittura costante nel 2018. Mentre il modello di Baghdadi non genera risultati interessanti. Il modello di Fung invece non è stato preso in considerazione in quanto i risultati erano ovunque molto distanti dalle misure effettuate in campo, o col modello LSM-VDM.

		2016				2017				2018				
		AM		PM		AM		PM		AM		PM		
		R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	
Oh et al., 1992	costante	0.077	0.000	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	
	stagionale	0.616	0.063	0.636	0.074	0.151	0.072	NaN	NaN	0.329	0.115	0.156	0.143	
	2017	0.788	0.038	0.499	0.070	0.677	0.039	0.085	0.075	0.622	0.019	0.570	0.043	
	2018	0.702	0.094	0.851	0.084	0.361	0.164	0.452	0.096	0.596	0.160	0.567	0.168	
	2017+2018	0.820	0.067	0.558	0.109	0.608	0.083	0.146	0.112	0.544	0.045	0.500	0.071	
Dubois et al., 1995	costante	0.091	0.034	0.416	0.041	0.063	0.036	0.151	0.037	0.167	0.095	0.932	0.024	
	stagionale	0.610	0.051	0.705	0.042	0.862	0.025	0.582	0.043	0.090	0.078	0.474	0.061	
	2017	0.682	0.045	0.741	0.052	0.239	0.092	0.034	0.072	NaN	0.119	0.293	0.136	
	2018	0.976	0.032	0.876	0.058	0.697	0.083	0.800	0.016	NaN	NaN	NaN	NaN	
	2017+2018	0.708	0.052	0.754	0.059	0.252	0.108	0.052	0.082	0.028	0.148	0.297	0.158	
Baghdadi et al., 2017	cost stag	VV	0.131	0.035	0.014	0.053	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
			0.030	0.046	0.025	0.054	0.370	0.023	0.535	0.013	NaN	NaN	NaN	NaN
			0.391	0.059	0.550	0.082	0.139	0.074	0.000	0.113	0.308	0.124	0.284	0.146
			0.922	0.092	0.589	0.205	0.688	0.203	0.012	0.270	NaN	NaN	NaN	NaN
	cost stag	VH	0.404	0.112	0.527	0.116	0.069	0.077	0.242	0.061	NaN	NaN	NaN	NaN
			0.500	0.115	0.621	0.117	0.001	0.084	0.028	0.067	0.831	0.100	0.881	0.086
			0.262	0.058	0.562	0.042	0.331	0.061	0.098	0.077	0.024	0.148	0.029	0.104
			0.057	0.050	0.294	0.045	0.611	0.036	0.260	0.040	0.000	0.122	0.000	0.079
	17+18	0.219	0.055	0.621	0.041	0.391	0.053	0.084	0.080	0.015	0.143	0.043	0.110	

Tabella 4.8. Risultati Modelli fisici e semi empirici nel campo I (Febbraio-Agosto)

		CAMPO F				CAMPO G				
		AM		PM		AM		PM		
		R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	R2	rmse	
Oh et al., 1992	costante	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	
	stagionale	0.189	0.078	NaN	NaN	0.142	0.042	NaN	NaN	
	2017	0.680	0.023	0.934	0.007	0.772	0.036	0.623	0.042	
	2018	0.823	0.083	0.804	0.075	0.908	0.070	0.874	0.079	
	2017+2018	0.788	0.032	0.910	0.014	0.847	0.051	0.680	0.062	
Dubois et al., 1995	costante	NaN	0.037	0.184	0.024	NaN	NaN	0.199	0.026	
	stagionale	0.359	0.043	0.673	0.046	0.801	0.033	0.821	0.032	
	2017	0.119	0.042	0.010	0.032	0.734	0.024	0.797	0.032	
	2018	0.472	0.094	0.540	0.092	0.909	0.039	0.929	0.034	
	2017+2018	0.425	0.063	0.468	0.050	0.794	0.025	0.823	0.032	
Baghdadi et al., 2017	cost stag	VV	NaN	NaN	NaN	NaN	0.042	0.043	0.049	0.046
			NaN	NaN	NaN	NaN	0.460	0.052	0.579	0.052
			0.104	0.054	0.046	0.029	0.087	0.050	0.497	0.054
			0.299	0.105	0.793	0.011	0.844	0.067	0.690	0.070
	cost stag	VH	0.011	0.060	0.002	0.020	0.339	0.052	0.598	0.058
			0.018	0.100	0.139	0.072	0.527	0.040	0.028	0.038
			0.096	0.103	0.309	0.075	0.124	0.048	0.016	0.037
			0.011	0.090	0.056	0.075	0.075	0.047	0.111	0.036
	17+18	0.000	0.086	0.943	0.004	0.228	0.045	0.005	0.036	
	17+18	0.008	0.089	0.915	0.003	0.099	0.047	0.149	0.035	

Tabella 4.9. Risultati Modelli fisici e semiempirici nei campi A, F e G (Febbraio-Agosto)

Riguardo i campi F e G (Tabella 4.9), da cui si estromette il campo A, si ottengono risultati interessanti in particolare col metodo di Oh con tutte e tre le calibrazioni proposte, ma anche col metodo di Dubois solo per il campo G.

Risultati

Ricapitolando si riportano nelle tabelle seguenti i coefficienti di correlazione relativi ai due metodi empirici corretti e ai modelli fisico e semi empirici modificati calibrati con i dati 2017+2018 (Tabella 4.10), per i quali si ottengono le stime più accurate, e i relativi *root mean square errors* RMSE (Tabella 4.11). In particolare tra le due possibili si riportano i valori acquisiti in modalità PM perché in modalità AM si hanno grosso modo stessi risultati. In effetti le due modalità avrebbero grosse differenze se i siti analizzati avessero inclinazioni rilevanti, superiori al 10%, ma in questo caso, trattandosi di campi prevalentemente piatti le differenze nell'acquisizione del segnale sono irrilevanti.

2016	CAMPO E		CAMPO I		CAMPO F		CAMPO G	
	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH
Empirico Corretto	0.597	0.892	0.660	0.768				
CD Urban Corretto	0.597	0.892	0.716	0.800				
Oh et al., 1992	0.570		0.588					
Dubois et al., 1995	0.641		0.754					
Baghdadi et al., 2016	0.426	0.479	0.590	0.621				
2017	CAMPO E		CAMPO I		CAMPO F		CAMPO G	
Empirico Corretto	0.802	0.695	0.011	0.003	0.001	0.038	0.491	0.724
CD Urban Corretto	0.802	0.695	0.110	0.003	0.584	0.340	0.491	0.724
Oh et al., 1992	0.646		0.146		0.910		0.680	
Dubois et al., 1995	0.617		0.052		0.468		0.823	
Baghdadi et al., 2016	0.725	0.309	0.002	0.004	0.002	0.915	0.598	0.149
2018	CAMPO E		CAMPO I		CAMPO F		CAMPO G	
Empirico Corretto	0.451	0.882	0.751	0.785				
CD Urban Corretto	0.451	0.882	0.819	0.840				
Oh et al., 1992	0.304		0.500					
Dubois et al., 1995	0.698		0.297					
Baghdadi et al., 2016	0.029	0.206	0.332	0.043				

Tabella 4.10. Coefficiente di correlazione R^2 2016/2017/2018 (modalità PM)

2016	CAMPO E		CAMPO I		CAMPO F		CAMPO G	
	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH
Empirico Corretto	0.078	0.039	0.065	0.056				
CD Urban Corretto	0.082	0.043	0.053	0.064				
Oh et al., 1992	0.117		0.109					
Dubois et al., 1995	0.082		0.059					
Baghdadi et al., 2016	0.181	0.065	0.111	0.041				
2017	CAMPO E		CAMPO I		CAMPO F		CAMPO G	
Empirico Corretto	0.045	0.052	0.083	0.074	0.025	0.075	0.052	0.034
CD Urban Corretto	0.053	0.057	0.081	0.065	0.035	0.094	0.077	0.053
Oh et al., 1992	0.094		0.112		0.014		0.062	
Dubois et al., 1995	0.057		0.082		0.050		0.032	
Baghdadi et al., 2016	0.076	0.065	0.151	0.080	0.020	0.003	0.058	0.035
2018	CAMPO E		CAMPO I		CAMPO F		CAMPO G	
Empirico Corretto	0.062	0.055	0.061	0.082				
CD Urban Corretto	0.071	0.045	0.061	0.085				
Oh et al., 1992	0.044		0.071					
Dubois et al., 1995	0.089		0.158					
Baghdadi et al., 2016	0.113	0.660	0.171	0.110				

Tabella 4.11. Root Mean Square Error RMSE 2016/2017/2018 (modalità PM)

Dalle tabelle conclusive si osserva che: il metodo di Baghdadi nel 2018 non riesce a stimare l'umidità del suolo, mentre nel 2017 e 2016 in alcuni casi si ottengono buoni risultati in polarizzazione VH nel 2016 e in VV nel 2017; il metodo di Oh non ottiene risultati interessanti sia nel 2016 che nel 2018 viceversa nel 2017 ad eccezione del campo I; anche il metodo di Dubois nel 2018 non riesce a stimare l'umidità del suolo e nel 2016 e 2017 non trova risultati interessanti per tutti i campi. Le uniche relazioni che forniscono stime del contenuto idrico accurate in tutti e tre gli anni e in tutti i campi ad eccezione del campo I 2017 per cui nessun modello è riuscito nell'intento, sono le procedure empirica corretta (Empirica CORR) e la Change Detection modificata e corretta (CD CORR), e laddove i coefficienti di correlazione sono risultati simili, il modello Empirico ha ottenuto valori di RMSE più bassi e dunque stime più accurate.

Capitolo 5

Abstract

Conclusion

The results obtained demonstrate that radar data can be employed readily and give excellent results even with the use of a simple empirical formula, on condition that the vegetation cover is taken into account. The latter is essential even when the cover comprises a single layer of dry, herbaceous vegetation, deposited on site after harvest of fodder. However, the most important conclusion drawn is that an accurate estimate in all fields - other than the one used for calibration - can be obtained by using solely satellite, radar and optical data.

With regard to the use of modelling to support interpretation of the radar signal, calibration of roughness parameters required soil measurements. Notwithstanding, the σ -NDVI relations have proven capable of defining ground geometry, even in fields different to the one used for calibration, providing results that were positive and more accurate compared to results obtained with an empirical method like the Change Detection one. In particular, the most interesting radar estimates were observed with employment of the Oh *et al.* (1992) and Dubois *et al.* (1995) algorithms.

Dalle analisi fatte in questa tesi emergono chiaramente due aspetti: le grandi potenzialità dei sensori di nuova generazione radar, Sentinel-1, e ottico, Sentinel-2, nell'offrire risoluzioni spaziali e temporali senza precedenti e l'uso combinato dei due satelliti per ricavare informazioni sul contenuto idrico e sulla geometria dello strato superficiale del suolo.

Le relazioni trovate tra la rugosità vista dal radar σ e l'indice NDVI identificativo della vegetazione, rivelano anzitutto che i valori di rugosità sono diversi da modello a modello, ma presentano comunque stesso comportamento nel tempo, perché sono relativi ad uno stesso contesto fisico e climatico (il campo utilizzato per la calibrazione), e che all'aumentare dell'indice di vegetazione la rugosità diminuisce. In un primo momento potrebbe sembrare un paradosso, in realtà si è constatato, attraverso l'uso delle foto acquisite nei siti oggetto di sperimentazione che un significato fisico esiste. D'inverno la vegetazione è molto più fitta e crea una sorta di layer omogeneo il quale probabilmente viene visto dalle microonde radar come una superficie liscia, ossia caratterizzato da valori di rugosità σ bassi. Nel periodo primaverile l'erba spontanea cresce in maniera casuale, perché diverse sono le specie che compongono tale layer, e nel periodo estivo, antecedente al taglio del foraggio, le cime delle piante ormai alte si distanziano l'una dall'altra generando una situazione più caotica rispetto a quella invernale, che il radar vede con una *roughness* più alta. Tali relazioni hanno descritto la geometria superficiale necessaria per la stima dell'umidità del suolo da radar attraverso i modelli presenti in letteratura. I risultati, rispetto al campo di calibrazione (campo E), sono, a livello temporale quelli stimati per anni diversi da quello utilizzato per la definizione delle relazioni σ -NDVI, quindi il 2016, 2017 e il 2018 a seconda che la relazione σ -NDVI sia modellata con i dati 2017 piuttosto che con quelli 2018, mentre nel caso σ -NDVI (2017+2018) saranno tutti e tre; mentre a livello spaziale sono le stime ottenute nel campo I, per il 2016, 2017 e 2018, e unicamente nel 2017 per i campi A, F e G.

Tuttavia grazie alla grande mole di dati acquisibili dallo spazio con Sentinel 1 e 2, si è potuto analizzare l'andamento temporale di σ^0 e quindi dedurre delle relazioni empiriche che legano in maniera diretta il segnale radar con la variabile umidità del suolo. I risultati derivati dall'approccio empirico sono stati comparati con un metodo *Change Detection* tra i più recenti (Urban *et al.*, 2018), ridefinendo il range entro il quale riscalare il dato radar tra un valore massimo e minimo di contenuto idrico misurato nel sito in esame dal momento in cui sono iniziate le prime campagne sperimentali, ma soprattutto utilizzando come input il segnale radar corretto con le relazioni trovate nel procedimento empirico.

I risultati ottenuti dimostrano che il dato radar può essere utilizzato in maniera speditiva e con ottimi risultati anche attraverso una formula empirica a patto che si tenga conto della copertura vegetale rappresentata anche da un sottile strato di erba secca dopo la raccolta del il foraggio, ma soprattutto che si possa ottenere una stima accurata in tutti i campi oltre quello di calibrazione, utilizzando unicamente dati satellitari, radar e ottici. Riguardo l'utilizzo della modellistica a supporto dell'interpretazione del segnale radar, la calibrazione dei parametri di rugosità ha necessitato delle misure di umidità al suolo, tuttavia le relazioni σ -NDVI sono state capaci di definire la geometria del

suolo anche in campi diversi da quello usato per la calibrazione con risultati positivi in particolare per l'algoritmo di Oh *et al.* (1992) e Dubois *et al.* (1995).

Considerando le stime radar nell'arco dell'intero anno 2016, 2017 e il 2018 fino al 1 agosto, per ovvie ragioni, ed utilizzando dunque come dati "osservati" quelli modellati attraverso il LSM-VDM si ottengono per i campi E ed I coefficienti di correlazione molto più bassi, con errori tutti superiori al 10% del valore stimato dal modello ecoidrologico. Probabilmente un monitoraggio a terra più accurato potrebbe portare a risultati migliori anche nei periodi in cui il segnale tende a sottostimare il contenuto idrico del suolo. Tuttavia essendo di principale interesse la curva discendente dell'umidità del suolo, ossia il periodo che va da quello umido primaverile all'arido estivo, i risultati sono abbastanza soddisfacenti con tutti e tre i procedimenti e maggiormente con quello empirico corretto e col metodo Change Detection Modificato e corretto. L'interessante è che le stime di umidità del suolo sono corrispondenti a quelle osservate in due anni completamente diversi come il 2017 in cui l'inverno è stato quasi del tutto assente e la primavera è arrivata in anticipo di almeno due mesi, motivo per cui l'intervallo temporale dei risultati ha interessato i mesi che vanno da febbraio ad agosto; e il 2018 in cui invece la primavera si è protratta fino al mese di giugno e l'estate è stata scandita da un evento di pioggia e l'altro per tutto il mese di agosto.

Il fatto di poter ottenere in maniera continua dati satellitari radar in aggiunta al fatto che anche il segnale grezzo presenti grandi corrispondenze con i valori di umidità del suolo, come nel caso delle polarizzazioni VV, o con la dinamica vegetazionale, come succede con la polarizzazione VH, è un potenzialità pazzesca anche perché molti degli utilizzatori finali non sono esperti di elettromagnetismo o di antenne radar e il fatto di poter prendere il dato radar singolo o accoppiato con un altro dato satellitare per ottenere stime di umidità del suolo attendibili per le applicazioni di proprio interesse, che sia il campo della ricerca in ambito idrologico per l'assimilazione dei dati nei modelli previsionali, o per applicazioni più pratiche, come l'irrigazione in un campo agricolo, è un ottimo risultato. Basti pensare che se così fosse non vi sarebbe più la necessità di andare a fare misurazioni sul campo. Ovviamente le sperimentazioni a terra sono una parte fondamentale delle osservazioni remote, in quanto sono da supporto per la calibrazione e la validazione.

Capitolo 6

Bibliografia

- Álvarez-Mozos, J., Casali, J., Gonzalez-Audicana, M. and Verhoest, N. E.C. (2005). Correlation between ground measured soil moisture and RADARSAT-1 derived backscattering coefficient over an agricultural catchment of Navarre (North of Spain). *Biosystems Engineering*, 92(1), 119–133. doi: 10.1016/j.biosystemseng.2005.06.008.
- Álvarez-Mozos, J., Verhoest, N. E.C., Larrañaga, A., Casali, J. and Gonzalez-Audicana, M. (2009). Influence of surface roughness spatial variability and temporal dynamics on the retrieval of soil moisture from SAR observations. *Sensors*, 9(1), 463–489. doi: 10.3390/s90100463.
- Attema, E. P. W. and Ulaby, F. T. (1978). Vegetation modeled as a water cloud. *Radio Science*, 13(2), 357–364. Doi: 0048-6604/78/0304-0357\$03.00.
- Baghdadi, N., Gaultier, S. and King, C. (2002). Retrieving surface roughness and soil moisture from synthetic aperture radar (SAR) data using neural networks. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 28(5), 701–711. doi: 10.5589/m02-066.
- Baghdadi, N., Zribi, M., Loumagne C., Ansart, P. and Anguela, T. P. (2008). Analysis of TerraSAR-X data and their sensitivity to soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote Sensing of Environment*, 112(12), 4370–4379. doi: 10.1016/j.rse.2008.08.004.
- Baghdadi, N., Aubert, M. and Zribi, M., (2012). Use of TerraSAR-X data to retrieve soil moisture over bare soil agricultural fields. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 9(3), 512–516. doi: 10.1109/LGRS.2011.2173155.
- Baghdadi, N., Choker, M., Zribi, M., El Hajj, M., Paloscia, S., Verhoest, N. E.C., Lievens, H., Baup, F. and Mattia, F. (2016). New empirical model for radar scattering from bare soils surfaces. *Remote Sensing*, 8(920). doi: 10.3390/rs8110920.
- Bindlish, R. and Barros, A. P. (2000). Parameterization of vegetation backscatter in radar-based, soil moisture estimation. *Remote Sensing of Environment*, 76(1), 130–137. doi: 10.1016/S0034-4257(00)00200-5.
- Caschili A. (2004). Stime dell'umidità del suolo da immagini satellitari ASAR-ENVISAT: il caso di studio del bacino del Mulargia. Tesi di Dottorato, Politecnico di Milano.
- Cenci, L. Pulvirenti, L., Boni, G., Chini, M., Matgen, P., Gabellani, S., Squicciarino, G., Basso, V., Pignone, F. and Piedricca, N. (2017). Exploiting Sentinel 1 data for improving (flash) flood modelling via data assimilation techniques. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 4939-4942. doi: 978-1-5090-4951-6/17/\$31.00.
- Clark, P. E., Seyfried, M. S. and Harris, B. (2001). Intermountain plant community classification using Landsat TM and SPOT HRV data. *Journal Of Range Management*, 54(2), 152–160. doi: 10.2307/4003176.

- Chow, V. T., Maidment, D. R. and Mays, L. W. *Applied Hydrology*. McGraw- Hill (1988).
- Gupta, V. K. And Jangid, R. A. (2011). Microwave response of rough surfaces with auto-correlation functions, RMS heights and correlation lengths using active remote sensing. *Indian Journal of Radio & Space Physics*, 40, 137-146.
- D'Urso G. and Menenti M. Mapping crop coefficients in irrigated areas from Landsat TM images. *European Symposium on Satellite Remote Sensing II*, SPIE, Intern. Soc. Optical Engineering, Bellingham, U.S.A., 2585, 41-47, 1995.
- Dessena, M. A. (2003). Applicazioni Di Tecniche Di Telerilevamento Per Stime Di Bilancio Idrico. *Atti 7° Conferenza Nazionale ARPA*, 1–11.
- Dainelli, N. L'osservazione della Terra. Telerilevamento. Manuale teorico-pratico per l'elaborazione delle immagini digitali. Dario Flaccovio, 2011
- Dong, L. (2011). Operational Retrieval of Surface Soil Moisture using Synthetic Aperture Radar Imagery in a Semi-arid Environment. Dissertation an der Fakultät für Geowissenschaften der Ludwig Maximilians Universität München.
- Dubois, P. C., van Syl, J. and Engman, T. (1995). Measuring Soil Moisture with Imaging Radars. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(4), 915–926. doi: 10.1109/36.406677.
- Entekhabi, D., Njoku, E.G., O'Neill, P. E., Kellogg, K. H., Crow, W.T., Edelstein, W. N., Entin, J. K., Goodman, S. D., Jackson, T. J., Johnson, J., Kimball, J., Piepmeier, J. R., Koster, R. D., Martin, N., McDonald, K. C., Moghaddam, M., Moran, S., Reichle, R., Shi, J. C., Spencer, M. W., Thurman, S.W., Tsang, L. and Van Zyl, J. (2010). The soil moisture active passive (SMAP) mission, *Proceedings of the IEEE*, 98(5), 704–716. doi: 10.1109/JPROC.2010.2043918.
- ESA European Space Agency (2002). Mission Objectives and Scientific Requirements of the Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) Mission. (Version 5). Available at: http://esamultimedia.esa.int/docs/SMOS_MRD_V5.pdf.
- ESA European Space Agency (2007). EnviSat ASAR. Product Handbook, p. 564.
- ESA European Space Agency (2013). Document Sentinel-1 User Handbook', 1–80. Available at: <https://sentinel.esa.int/>.
- Evett S. (2008). Field estimation of soil water content: a practical guide to methods, instrumentation and sensor technology, Training course n. 30, *International Atomic Energy Agency IAEA*, Vienna, Austria, ISSN 1018-5518.
- Fieuzal, R., Baup, F. and Marais-Sicre, C. (2013). Monitoring Wheat and Rapeseed by Using Synchronous Optical and Radar Satellite Data—From Temporal Signatures to Crop Parameters Estimation. *Advances in Remote Sensing*, 02(02), 162–180. doi: 10.4236/ars.2013.22020.
- Filion, R., Bernier, M., Paniconi, C., Chokmani, K., Melis, M., Soddu, A., Talazac, M. and Lafortune F. X. (2016). Remote sensing for mapping soil moisture and drainage potential in semi-arid regions: Applications to the Campidano plain of Sardinia, Italy. *Science of the Total Environment*, 543(2016), 862–876. doi: 10.1016/j.scitotenv.2015.07.068.

Bibliografia

- Fung, A. K., Li, Z. and Chen, K. S. (1992). Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2), 356–369. doi: 10.1109/36.134085.
- Gao, Q., Zribi, M., Escorihuela, M. J. and Baghdadi, N. (2017). Synergetic use of sentinel-1 and sentinel-2 data for soil moisture mapping at 100 m resolution. *Sensors*, 17. doi: 10.3390/s17091966.
- Glenn, N. F. and Carr, J. R. (2004). Establishing a relationship between soil moisture and RADARSAT-1 SAR data obtained over the Great Basin, Nevada, U.S.A. *Canadian Journal Remote Sensing*, 30(2), 176–181.
- Gomasca, M. A., *Introduzione a Telerilevamento e GIS per la gestione delle risorse agricole e ambientali*. ArteStampa Davverio (Va), Italia, 1997.
- Gorab, A., Simonneaux, V., Zribi, M., Saadi, S., Baghdadi, N., Chabaane, Z. L. and Fanise, P. (2017). Bare soil hydrological balance model “MHYSAN”: Calibration and validation using SAR moisture products and continuous thetaprobe network measurements over bare agricultural soils (Tunisia). *Journal of Arid Environments*. 139, 11–25. doi: 10.1016/j.jaridenv.2016.12.005.
- Holah, N., Baghdadi, N., Zribi, M., Bruand, A. and King, C. (2005). Potential of ASAR / ENVISAT for the characterization of soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote Sensing of Environment*, 96, 78–86. doi: 10.1016/j.rse.2005.01.008.
- Jackson, T. J., Kostov, k. G. and Saatchi, S. S. (1992). Rock Fraction Effect on the Interpretation of microwave emission from soils. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(4), 757–760. doi: 10.1109/36.158870.
- Lechi, G., Zilioli, E. e Brivio, P. A., *Principi e Metodi di telerilevamento*. Città Studi, 2006.
- Lievens, H., Vernieuwe, H., Alvarez-Mozos, J., De Baets, B. and Verhoest, N. E. C. (2009). Error in radar-derived soil moisture due to roughness parameterization: An analysis based on synthetic surface profiles. *Sensors*, 9(2), 1067–1093. doi: 10.3390/s90201067.
- Mancini, M., Hoeben, R. and Troch, P. A. (1999). Multifrequency radar observations of bare surface soil moisture content: A laboratory experiment. *Water Resources Research*, 35(6), 1827–1838.
- Martcorena, B., Bergametti, G., Aumont, B., Callot, Y., N'Doumé, C. and Legrand, M. (1997). Modeling the atmospheric dust cycle 2. Simulation of Saharan dust sources. *Journal of Geophysical Research*, 102, 4387–4404.
- Marzahn, P., Krüger, K. and Ludwig, R. (2007), ‘Derivation of soil surface dynamics from multi-temporal airborne POLSAR data, International Workshop on the Analysis of Multi-temporal Remote Sensing Images, pp. 2–9, doi: 10.1109/MULTITEMP.2007.4293082.
- Mattia, F., Le Toan, T., Souyris, J. C., De Carolis, G., Floury, N., Posa, F. and Pasquariello, G. (1997). The effect of surface roughness on multifrequency polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4), 954–966. doi: 10.1109/36.602537.
- Montaldo, N. and Albertson, J. D. (2001). On the Use of the Force–Restore SVAT Model Formulation for Stratified Soils, *Journal of Hydrometeorology*, 2(6), 571–578.

- Montaldo, N. and Albertson, J. D. (2003). Multi-scale assimilation of surface soil moisture data for robust root zone moisture predictions. *Advances in Water Resources*, 26(1), 33–34. doi: 10.1016/S0309-1708(02)00103-3.
- Montaldo, N., Rondena, R., Albertson, J. D. and Mancini, M. (2005). Parsimonious modeling of vegetation dynamics for ecohydrologic studies of water-limited ecosystems. *Water Resources Research*, 41(10), 1–16. doi: 10.1029/2005WR004094.
- Montaldo, N., Albertson, J. D. and Mancini, M. (2008). Vegetation dynamics and soil water balance in a water-limited Mediterranean ecosystem on Sardinia, Italy. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 5(1), 219–255. doi: 10.5194/hessd-5-219-2008.
- Montaldo, N., Corona, R. and Albertson, J. D. (2013). On the separate effects of soil and land cover on Mediterranean ecohydrology: Two contrasting case studies in Sardinia, Italy. *Water Resources Research*, 49(2), 1123–1136. doi: 10.1029/2012WR012171.
- Nguyen, D. B., Clauss, K., Cao, S., Naemi, V., Kuenzer, C. and Wagner, W. (2015). Mapping Rice Seasonality in the Mekong Delta with multi-year envisat ASAR WSM Data. *Remote Sensing*, 7(12), 15868–15893. doi: 10.3390/rs71215808.
- Nguyen, D. B., Gruber, A. and Wagner, W. (2016). Mapping rice extent and cropping scheme in the Mekong Delta using Sentinel-1A data. *Remote Sensing Letters*, 7(12), 1209–1218. doi: 10.1080/2150704X.2016.1225172.
- Njoku, E. G. and Chan, S. K. (2006). Vegetation and surface roughness effects on AMSR-E land observations. *Remote Sensing of Environment*, 100(2), 190–199. doi: 10.1016/j.rse.2005.10.017.
- Noilhan, J. and Planton, S. (1989). A Simple Parameterization of Land Surface Processes for Meteorological Models. *Monthly Weather Review*, 536–549.
- Oh, Y., Sarabandi, K. and Ulaby, F. T. (1992). An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2), 370–381.
- Oh, Y. and Kay, Y. C. (1998). Condition for precise measurement of soil surface roughness. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(2), pp. 691–695. doi: 10.1109/36.662751.
- Paloscia, S., Pampaloni, P., Pettinato, S. and Santi, E. (2008). A comparison of algorithms for retrieving soil moisture from ENVIS AT/AS AR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(10), 3274–3284. doi: 10.1109/TGRS.2008.920370.
- Pierre, C., Bergametti, G., Marticorena, B., Mougou, E., Bouet, C. and Schmechtig, C. (2012). Impact of vegetation and soil moisture seasonal dynamics on dust emissions over the Sahel. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 117(6), 1–21. doi: 10.1029/2011JD016950.
- Pulliainen, J., Hari, P., Hallikainen, M., Patrikainen, N., Perämäki, M. and Kolari, P. (2004). Monitoring of soil moisture and vegetation water content variations in boreal forest from C-band SAR data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGRASS)*, 2, 1013–1016. doi: 10.1109/IGARSS.2004.1368582.

Bibliografia

- Pulliainen, J. T., Kurvonen, L. and Hallikainen, M. T. (1999). Multitemporal behavior of L- and C-band SAR observations of boreal forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(2), 927–937. doi: 10.1109/36.752211.
- Quesney, A., Le Hégarat-Masclé, S., Taconet, O., Vidal-Madjar, D., Wigneron, J. P., Loumagne, C. and Normand, M. (2000). Estimation of watershed soil moisture index from ERS SAR data. *Remote Sensing of Environment*, 72, 290–303.
- Rahman, M. M., Moran, M.S., Thoma, D.P., Bryant, R., Holifield Collins, C.D., Jackson, T., Orr, B.J. and Tischler, M. (2008). Mapping surface roughness and soil moisture using multi-angle radar imagery without ancillary data. *Remote Sensing of Environment*, 112(2), 391–402. doi: 10.1016/j.rse.2006.10.026.
- Satalino, G., Mattia, F., Davidson, M. W. J., Le Toan, T., Pasquariello, G. and Borgeaud, B. (2002). On current limits of soil moisture retrieval from ERS-SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(11), 2438–2447. doi: 10.1109/TGRS.2002.803790.
- Sensor, S. M. (2000) 'ML3 ThetaProbe', pp. 2–3.
- Shi J., Wang, J., Hsu, A. Y., O'Neill, P. E. and Engman E. T. (1997). Estimation of bare surface soil moisture and surface roughness parameter using L-band SAR Image Data. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 35(5), 1254–1266, doi:10.1109/36.628792.
- Shuttleworth, W. J. (1993). Evaporation. In *Handbook of Hydrology*; Maidement, D. R., McGraw-Hill, New York, USA.
- Thomsen, L. M., Baartman, J. E. M., Barneveld, R. J., Starkloff, T. and Stolte, J. (2015). Soil surface roughness: comparing old and new measuring methods and application in a soil erosion model. *Soil*, 1(1), 399–410. doi: 10.5194/soil-1-399-2015.
- Topp, G. C., Davis, J. L. and Annan, A. P. (1980). Electromagnetic Determination of Soil Water Content: Measurements in Coaxial Transmission Lines. *Water Resources Research*, 16(3), 574–582. doi: 10.1029/WR016i003p00574.
- Turner, R., Panciera, R., Tanase, M. A., Lowell, K., Hacker, J. M. and Walker, L. P. (2014). Estimation of soil surface roughness of agricultural soils using airborne LiDAR. *Remote Sensing of Environment*, 140, 107–117. doi: 10.1016/j.rse.2013.08.030.
- Ulaby, F. T., Batliwala P. P. and Dobson, M. C. (1978). Microwave backscatter dependence on surface roughness, soil moisture and soil texture, Part-I: Bare soil. *IEEE Transaction on Geoscience Electronics*, 16, 286–295. Doi: 0018-9413/78/1000-0286\$00.75.
- Ulaby, F. T., Bradley, G. A. and Dobson, M. C. (1979). Microwave backscatter dependence on surface roughness, soil moisture and soil texture, Part-II: Vegetation covered soil. *IEEE Transaction on Geoscience Electronics*, 17, 33–40.
- Ulaby, F. T., Moore, R.K. and Fung A. k. (1986). *Microwave Remote Sensing Active and Passive* (Norwood, MA: Artech House).

- Ulaby, F. T. and El-Rayes, M. A. (1987). Microwave Dielectric Spectrum of Vegetation - Part II: Dual-Dispersion Model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 25(5), 550–557. doi: 10.1109/TGRS.1987.289833.
- Ulaby, F. T., Dubois, P. C. and Van Zyl, J. (1996). Radar mapping of surface soil moisture. *Journal of Hydrology*, 184(1–2), 57–84. doi: 10.1016/0022-1694(95)02968-0.
- Urban, M., Berger, C., Mudau, T. E., Heckel, k., Truckenbrodt, J., Onyango Odipo, V., Smit, I. P. J. and Schullius, C. (2018). Surface Moisture and Vegetation Cover Analysis for Drought Monitoring in the Southern Kruger National Park Using Sentinel-1, Sentinel-2, and Landsat-8. *Remote Sensing*, 10(9), 1482. doi: 10.3390/rs10091482.
- Verhoest, N. E. C., Lievens, H., Wagner, W., Alvarez-Mozos, J., Moran, M. S. and Mattia, F. (2008). On the Roughness Parameterization Problem in Soil Moisture Retrieval of Bare Surfaces from Synthetic Aperture Radar. *Sensors*, 8(8), 4213-4248. doi: 10.3390/s8074213.
- Wagner, W., Sabel, D., Doubkova, M., Bartsch, A. and Pathe, C. (2009). The Potential of Sentinel-1 for Monitoring Soil Moisture with a high Spatial Resolution at Global Scale. *ESA Special Publications SP-674*, p. 5.
- Wan, Z. and Dozier, J. (1996). A Generalized Split- Window Algorithm for Retrieving Land-Surface Temperature from Space. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(4), 892–905.
- Wang, J. R., & Choudhury, B. J. (1995). Passive microwave radiation from soil: Examples of emission models and observations. In B. Choudhury, Y. Kerr, E. Njoku, & P. Pampaloni (Eds.), *Passive microwave remote sensing of land-atmosphere interactions*. Utrecht, The Netherlands' VSP.
- Yu, F. and Zhao, Y. (2011). A new semi-empirical model for soil moisture content retrieval by ASAR and TM data in vegetation-covered areas. *Science China Earth Sciences*, 54(12), 1955–1964. doi: 10.1007/s11430-011-4204-3.
- Zobeck, T. M. and Onstad, C. A. (1987). Tillage and rainfall effects on random roughness: A review. *Soil and Tillage Research*, 9(1), 1–20. doi: 10.1016/0167-1987(87)90047-X.
- Zribi, M. and Dechambre, M. (2002). A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band radar data. *Remote Sensing of Environment*, 84(02), 42-52, doi: 10.1016/S0034-4257(02)00069-X.
- Zribi, M., Saux-Picart, S., Andrè, C., Descroix, L., Ottlè, C. and Kallel, A. (2007). Soil moisture mapping based on ASAR/ENVISAT radar data over a Sahelian region. *International Journal of Remote Sensing*, 28(16), 3547–3565. doi: 10.1080/01431160601009680.

Appendice 1

Appendice 1

Per avere un'idea di quali sono le immagini trattate nella tesi, si riportano di seguito le immagini radar del sensore Sentinel-1 nelle due polarizzazioni VV e VH, per i tre anni 2016, 2017 e 2018 in tre periodi in particolare: marzo, maggio e luglio.

Immagini Sentinel-1 MARZO:

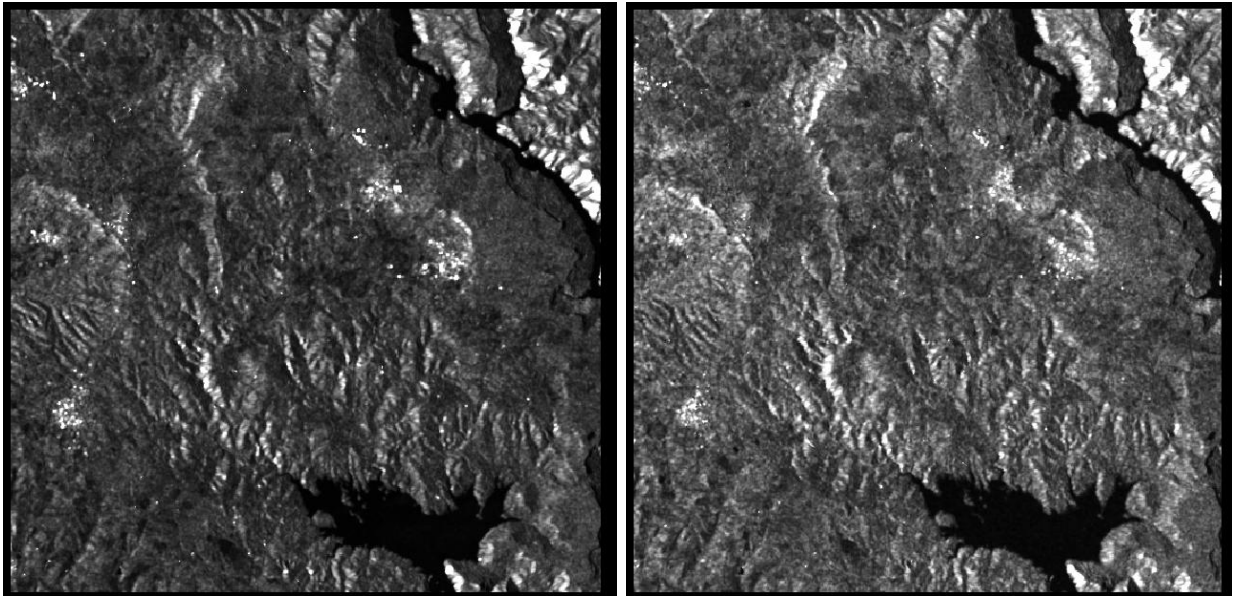


Figura 6.1. S-1A 22/03/2016: a sinistra VV e a destra VH

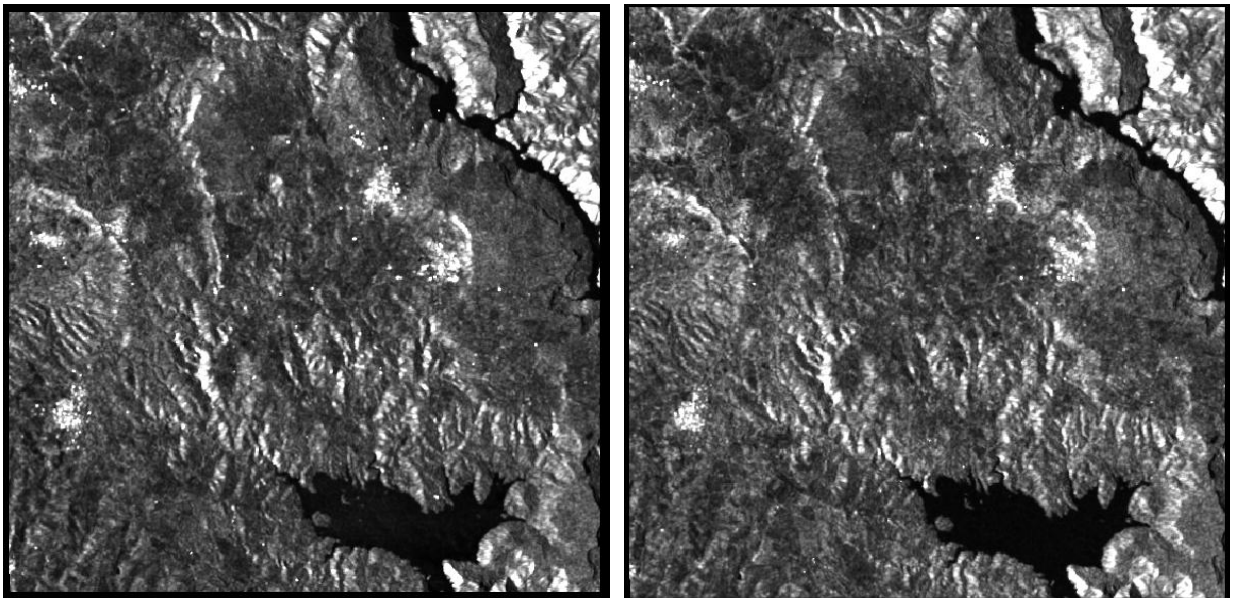
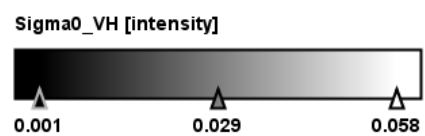
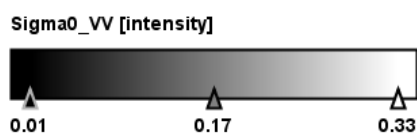


Figura 6.2. S-1B 23/03/2017: a sinistra VV e a destra VH



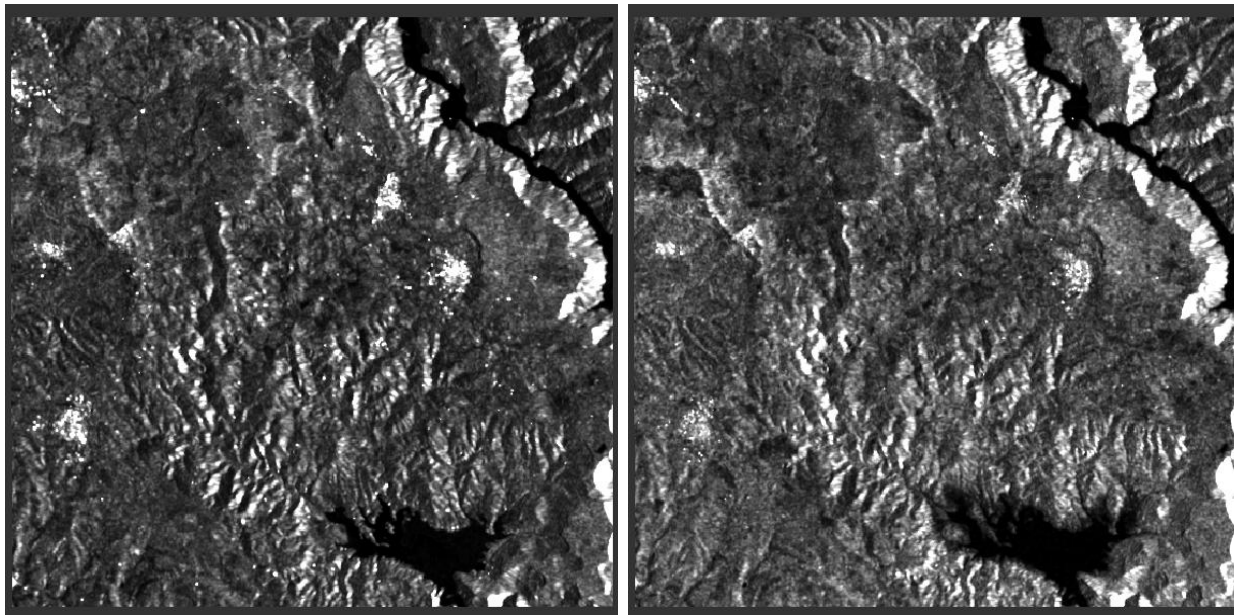
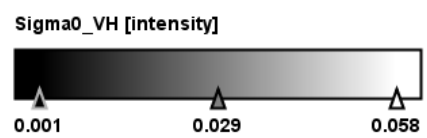
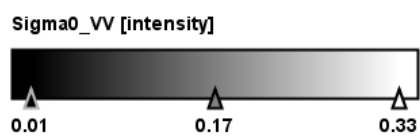


Figura 6.3. S-1B 24/03/2018: a sinistra VV e a destra VH



Appendice 1

Immagini Sentinel-1 MAGGIO:

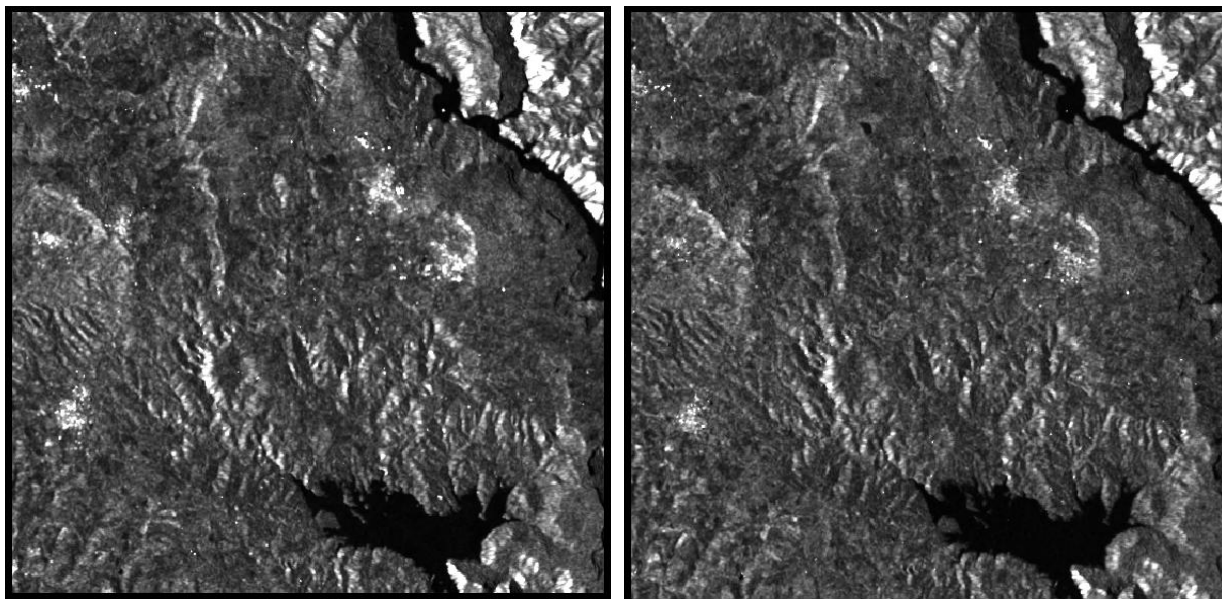


Figura 6.4. S-1A 21/05/2016: a sinistra VV e a destra VH

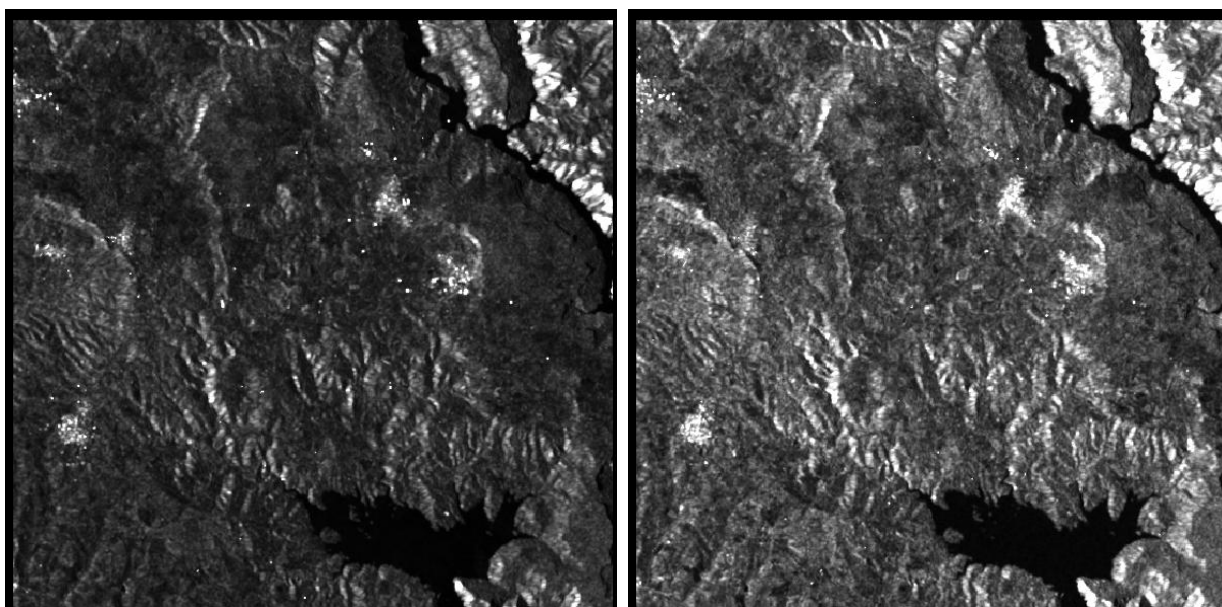
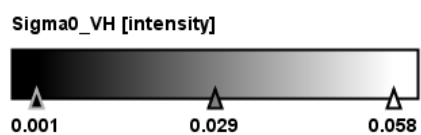
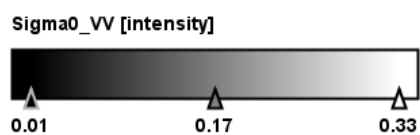


Figura 6.5.S-1B 22/05/2017: a sinistra VV e a destra VH



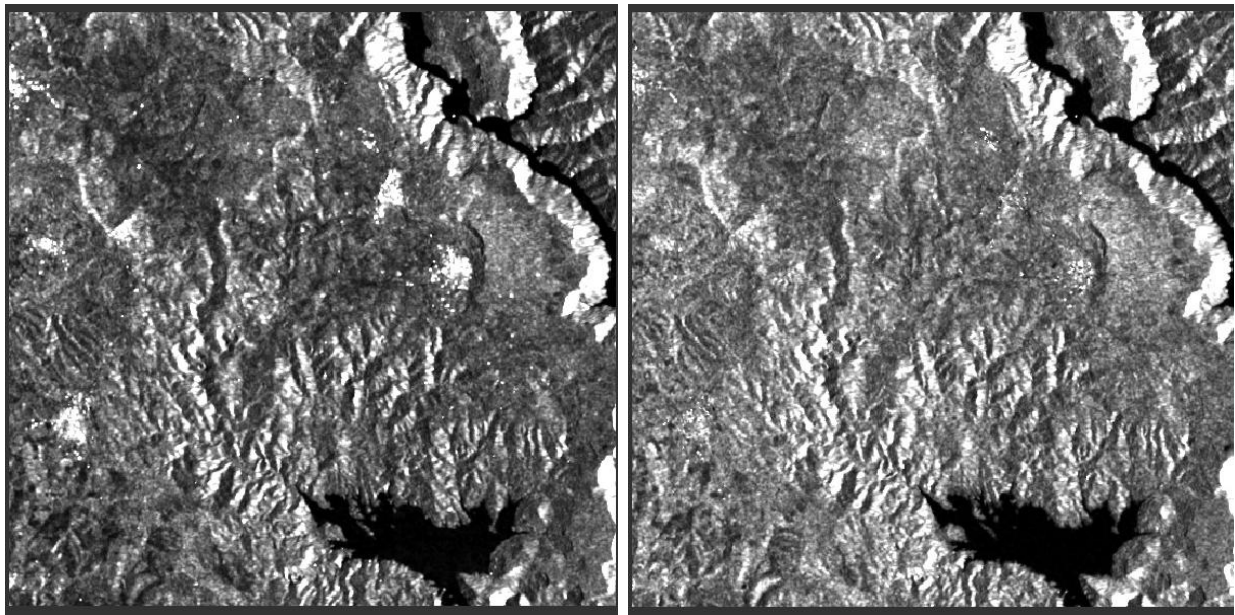
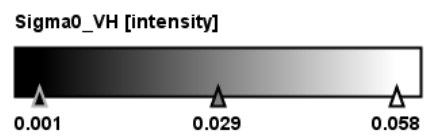
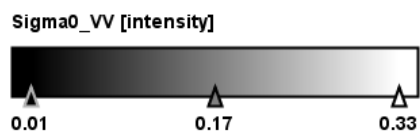


Figura 6.6.S-1B 23/05/2018: a sinistra VV e a destra VH



Appendice 1

Immagini Sentinel-1 LUGLIO:

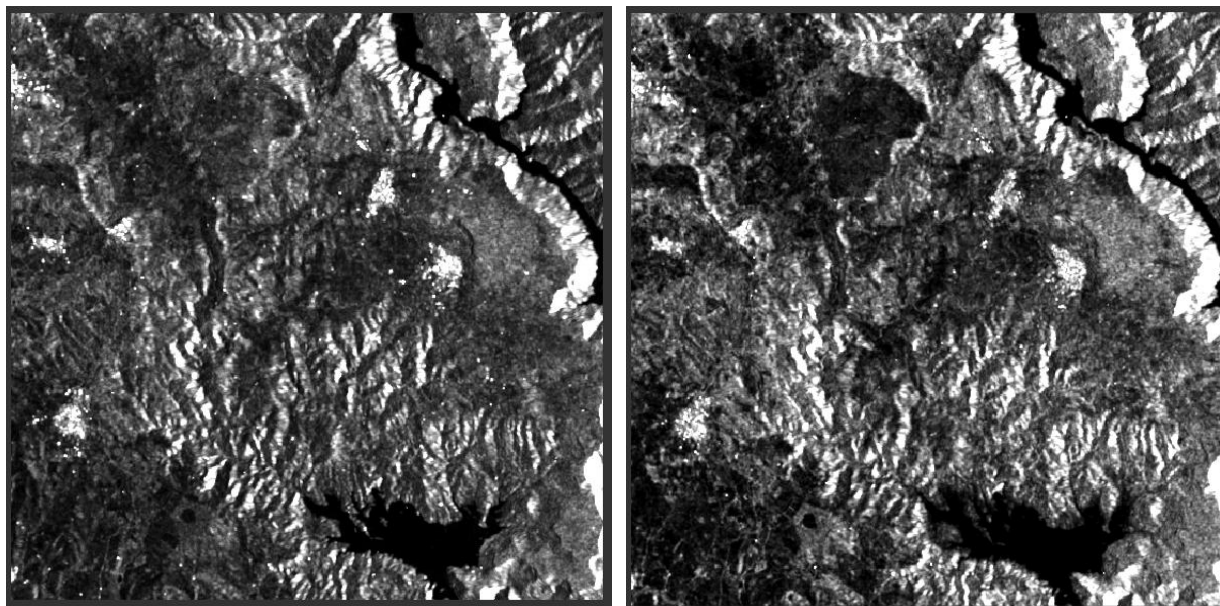


Figura 6.7.S-1A 26/07/2016: a sinistra VV e a destra VH

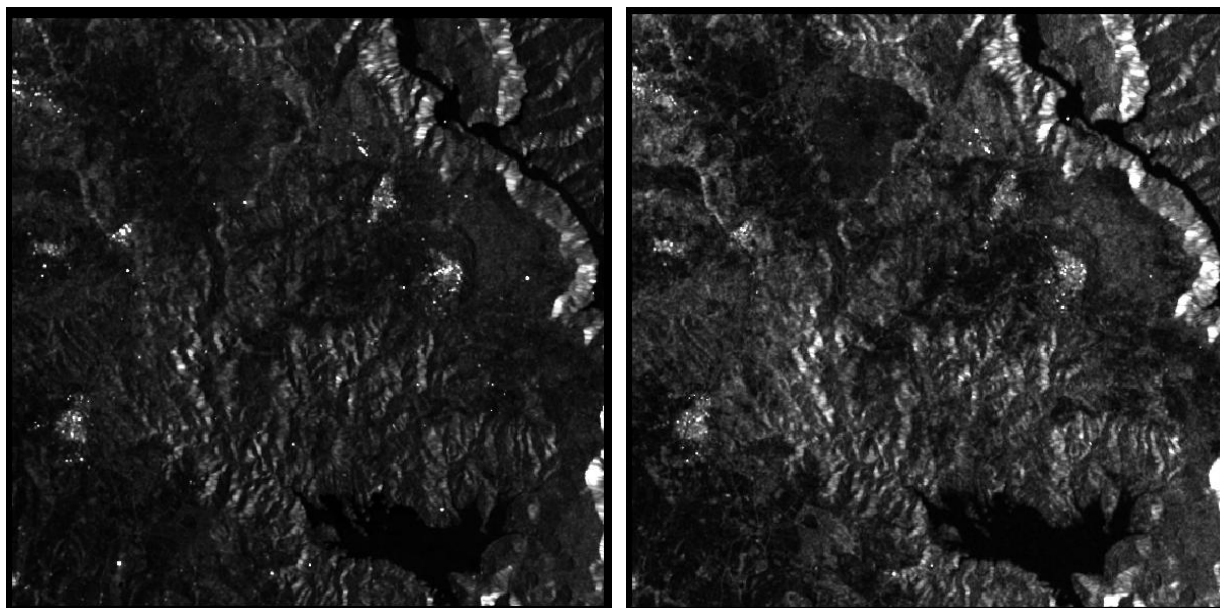
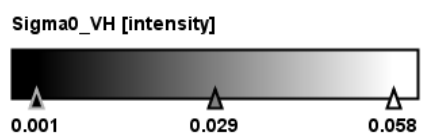
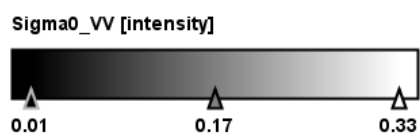


Figura 6.8.S-1B 27/07/2017: a sinistra VV e a destra VH



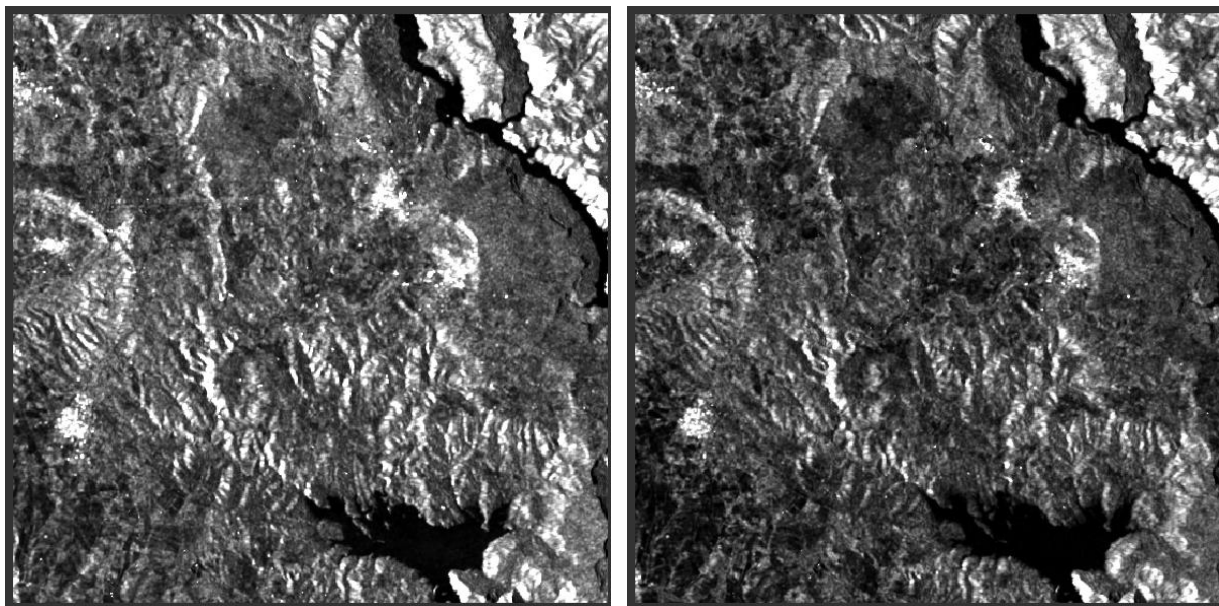
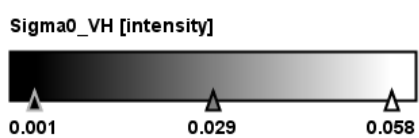
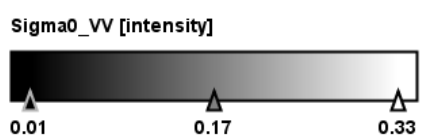


Figura 6.9.S-1B 28/07/2018: a sinistra VV e a destra VH



Appendice 2

Si riportano di seguito le immagini Sentinel 2 in RGB (colori reali)acquisite nelle stesse date,o quasi, delle Sentinel 1 negli anni 2016,2017 e 2018.

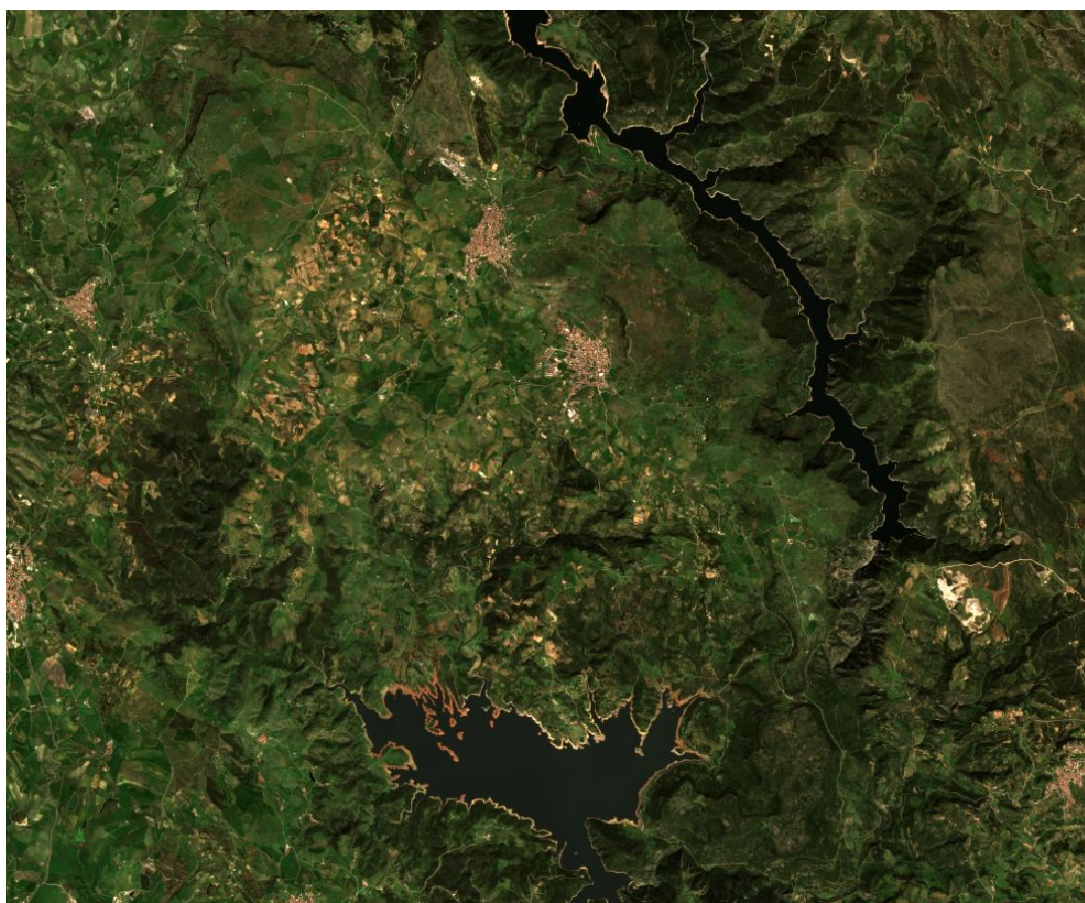
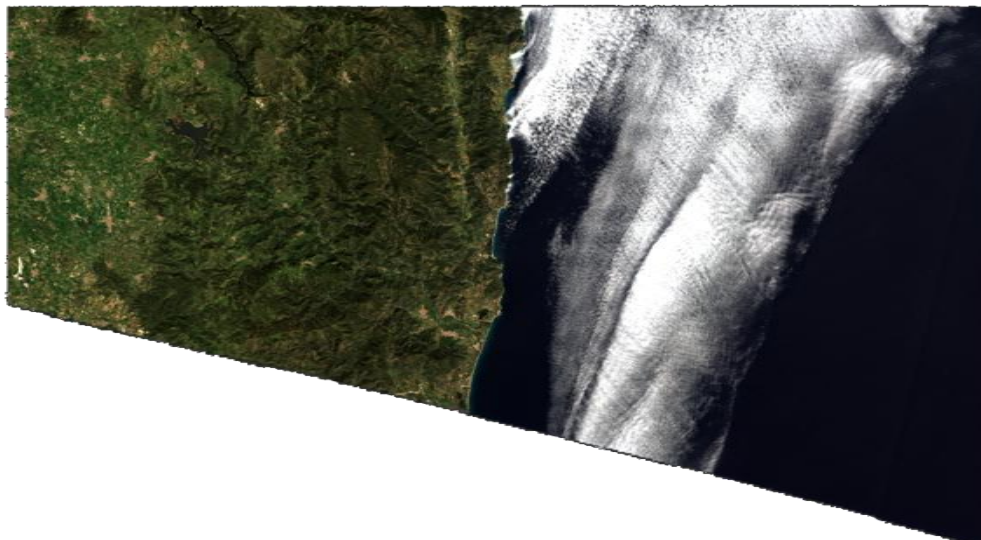


Figura 6.10. S-2A 30/03/2016: sopra immagine originale, sotto inquadramento del bacino del Mulargia



Figura 6.11.S-2A 29/05/2016: sopra immagine originale, sotto inquadramento del bacino del Mulargia

Appendice 2

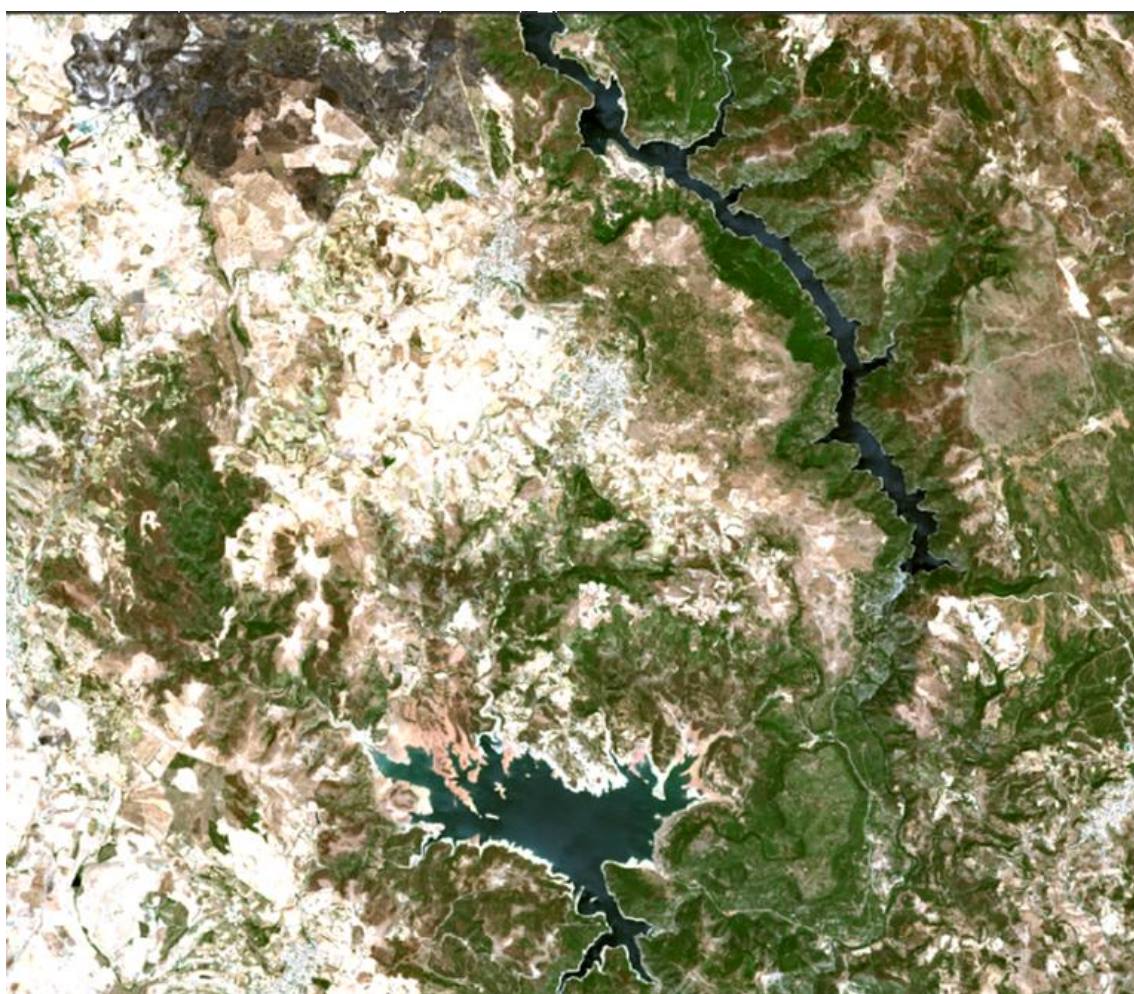


Figura 6.12.S-2A 28/07/2016: sopra immagine originale, sotto inquadramento del bacino del Mulargia



Figura 6.13.S-2A 15/03/2017: sopra immagine originale, sotto inquadramento del bacino del Mulargia

Appendice 2

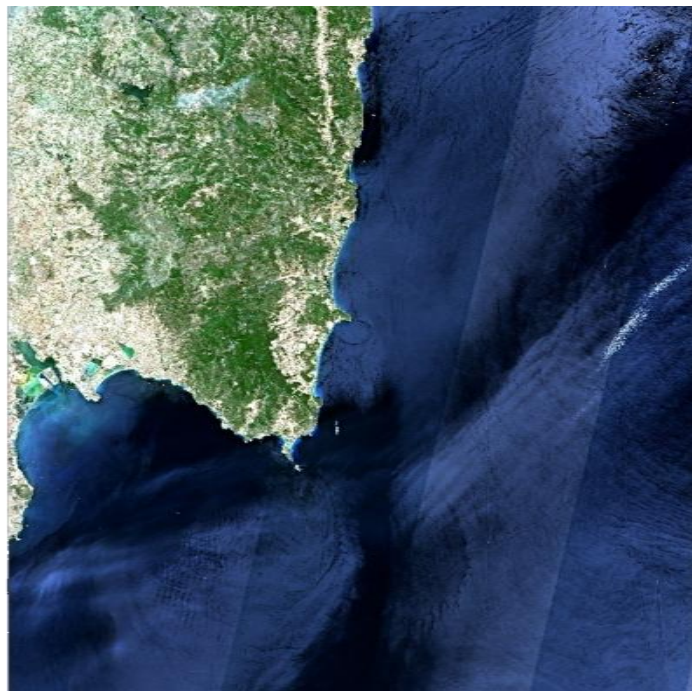


Figura 6.14.S-2A 14/05/2017: sopra immagine originale, sotto inquadramento del bacino del Mulargia

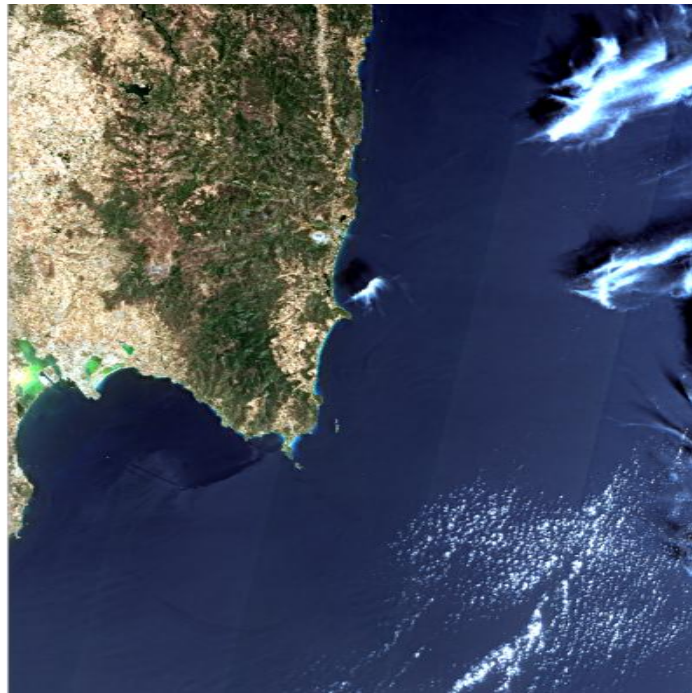


Figura 6.15.S-2A 23/07/2017: sopra immagine originale, sotto inquadramento del bacino del Mulargia

Appendice 2



Figura 6.16.S-2A 29/04/2018: sopra immagine originale, sotto inquadramento del bacino del Mulargia

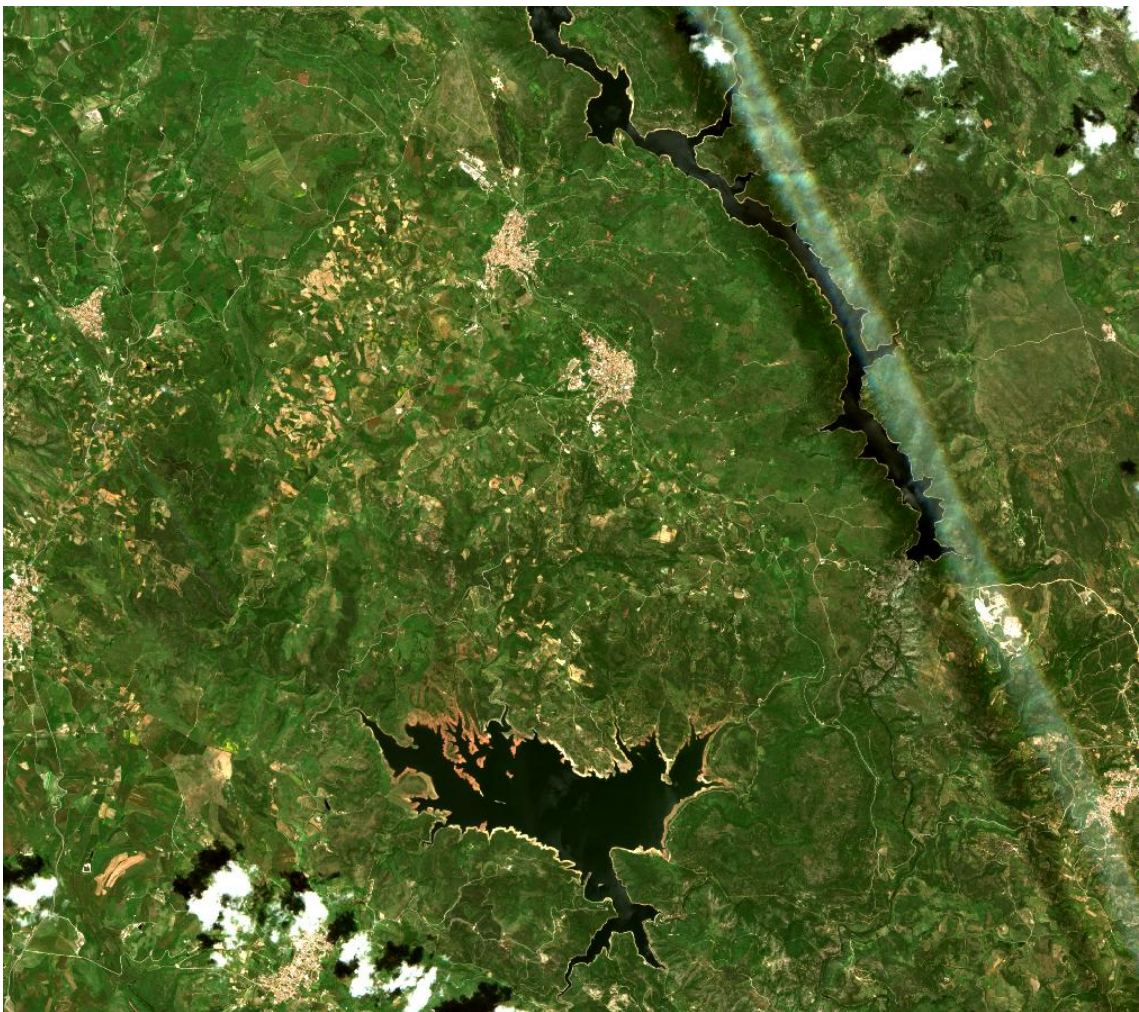
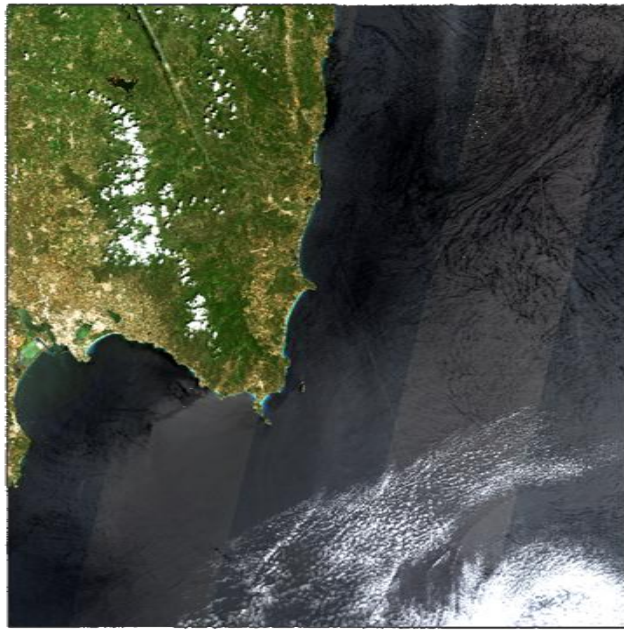


Figura 6.17.S-2A 24/05/2018: sopra immagine originale, sotto inquadramento del bacino del Mulargia

Appendice 2

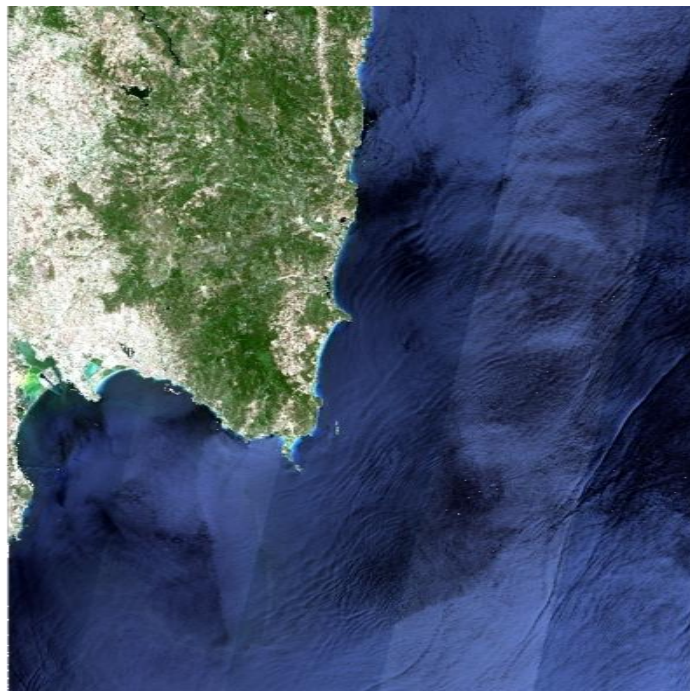


Figura 6.18.S-2A 18/07/2018: sopra immagine originale, sotto inquadramento del bacino del Mulargia

