

Il monitoraggio delle proprietà del suolo: un protocollo migliorato per l'uso di sensori prossimali

I progetti EJPSOIL PROBEFIELD e STEROPES

Dr. Carlos Lozano Fondón, CREA-AA Firenze
Convegno finale EJP SOIL 4 e 5 Dicembre 2024, Roma



EJP SOIL
European Joint Programme

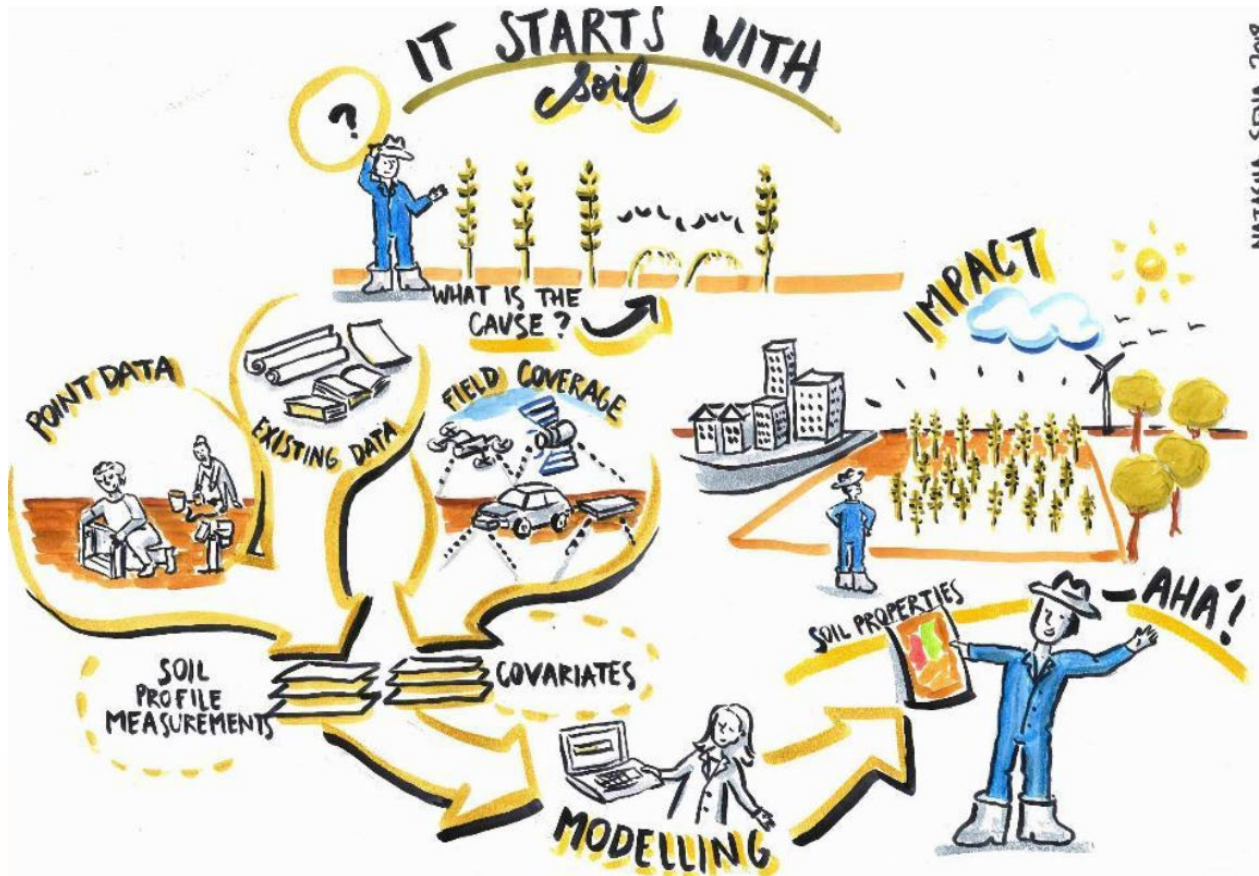
EJP SOIL has received
funding from the European
Union's Horizon 2020
research and innovation
programme: Grant
agreement No 862695



EJP SOIL
ProbeField
STEROPES

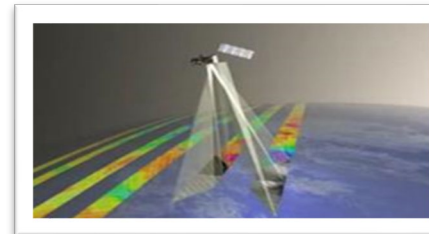
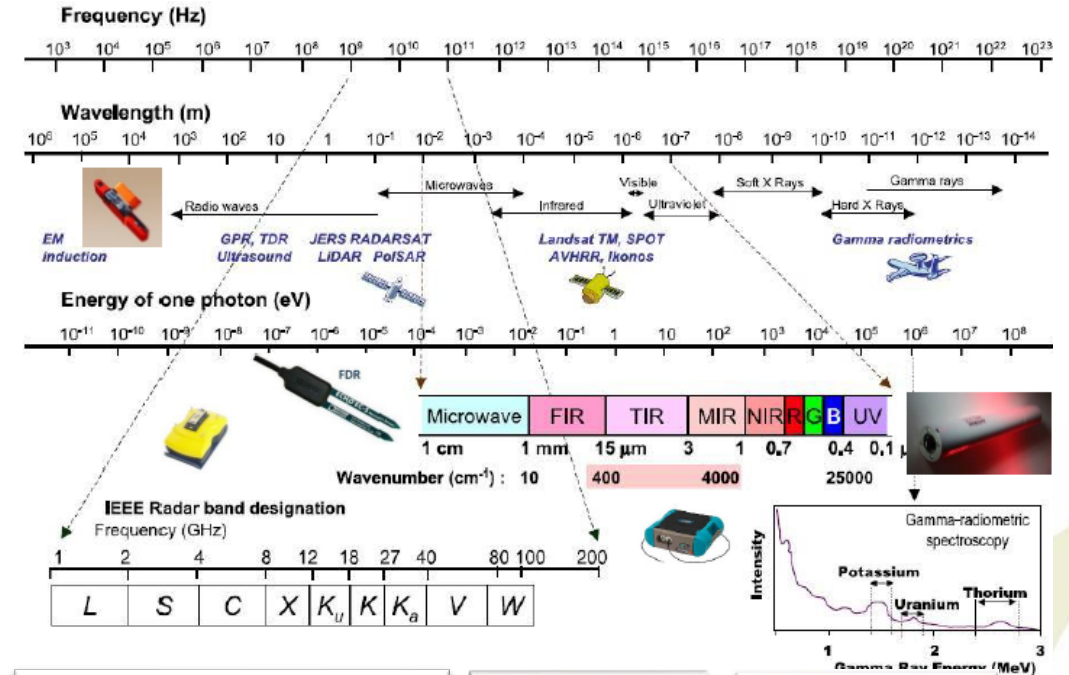
Il problema

- Mappe di suolo convenzionali basati su dati obsoleti
- Alti investimenti in risorse per realizzarne nuove
- Il monitoraggio del suolo richiede risultati in tempo reale
- Alto costo analisi di laboratorio
- Necessità di tecniche cost-efficient
- Interesse diretto da autorità e produttori



La proposta

Le proprietà del suolo hanno caratteristiche chimico-fisiche rilevabili nello spettro elettromagnetico



Remoti: satelliti,
UAVs, aerei

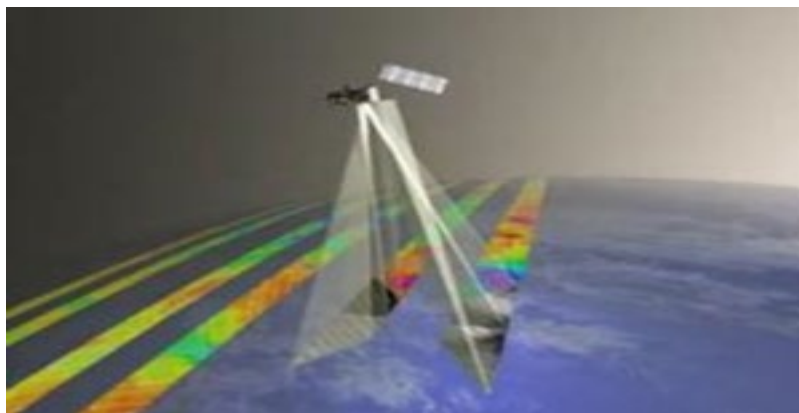


Prossimali: contatto
con suolo (<2 m)
Puntuali
On-the-go



Immagini utilizzate

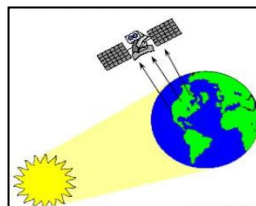
Dati Copernicus: la componente di osservazione della Terra del programma spaziale dell'Unione Europea



Dati ottici

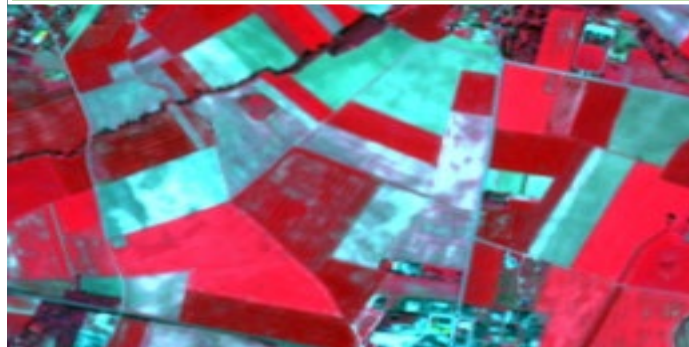
Dati radar

 **STEROPES**



Sensori ottici passivi: misurano la radiazione naturalmente disponibile, emessa o riflessa dagli oggetti sul terreno a seconda della loro riflettività o **riflettanza**, operano dalle lunghezze d'onda del visibile fino a quelle dell'infrarosso. **Segnale fortemente influenzato dalla copertura nuvolosa**

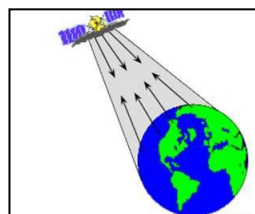
Derivazione Modelli spettrali per la stima del SOC
+ parametri sviluppo della vegetazione



13 bande spettrali
Risoluzione
geometrica: 10-20-60
m
Acquisizione ~ Ogni 5
giorni

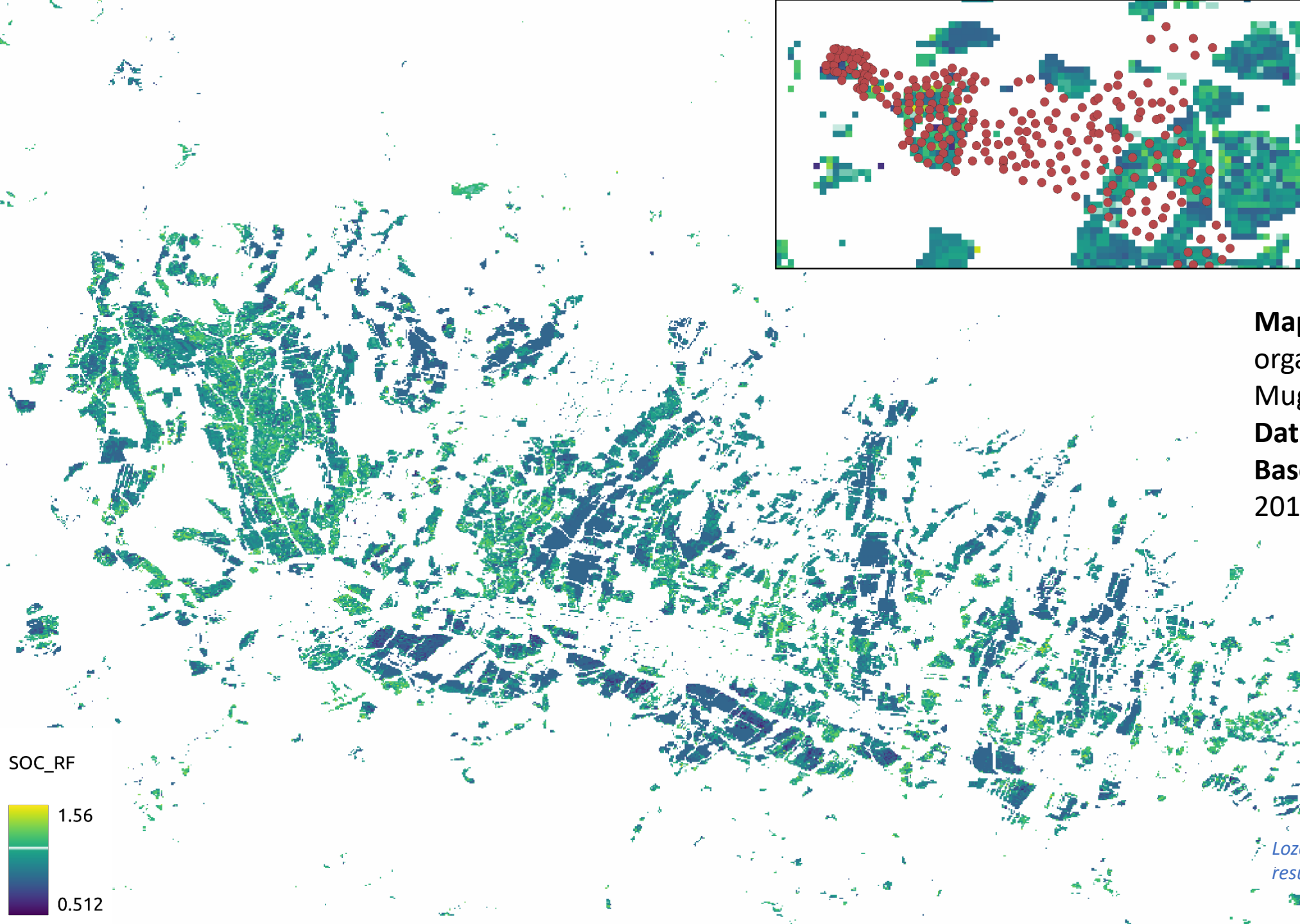


4 bande spettrali
Risoluzione geometrica:
10 m
Acquisizione ~ Ogni 5
giorni



Sensori radar attivi : emettono un'onda elettromagnetica, diretta verso l'oggetto di indagine. La radiazione riflessa dall'oggetto viene registrata e misurata dal sensore, operano nella frequenza delle microonde. **Segnale indipendente dalla copertura nuvolosa**

Derivazione umidità superficiale del suolo

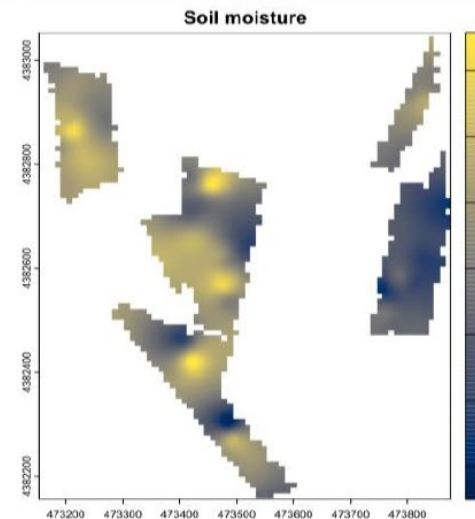
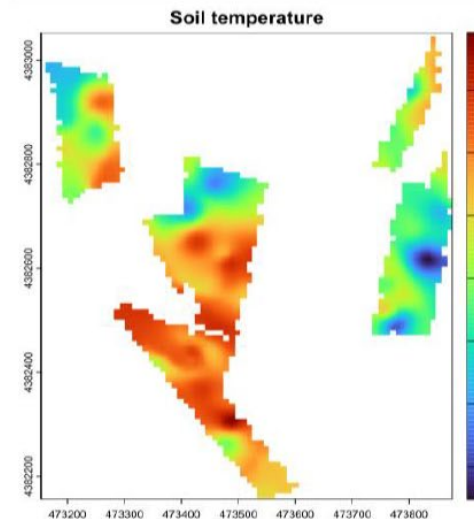
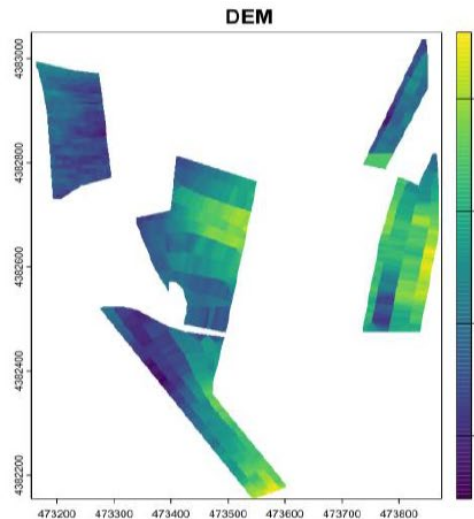


Mappa: Stima del carbonio organico del suolo del Mugello (FI)

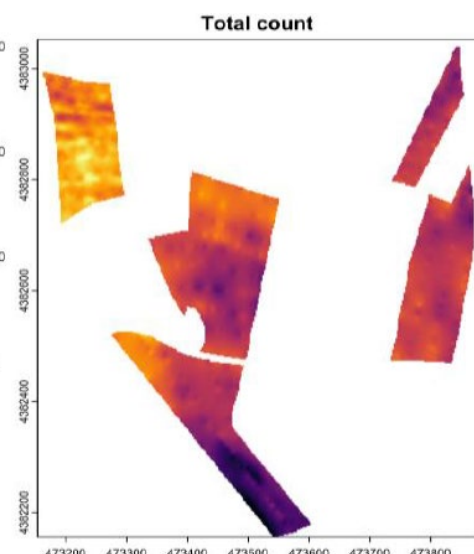
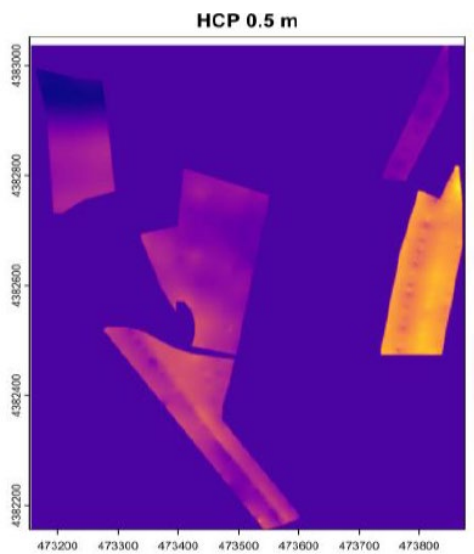
Dati: Bande VisNIR Sentinel-2

Base: Mosaico suolo nudo 2018-2023

Lozano Fondón et al., (2024). Unpublished results MRV4SOC project



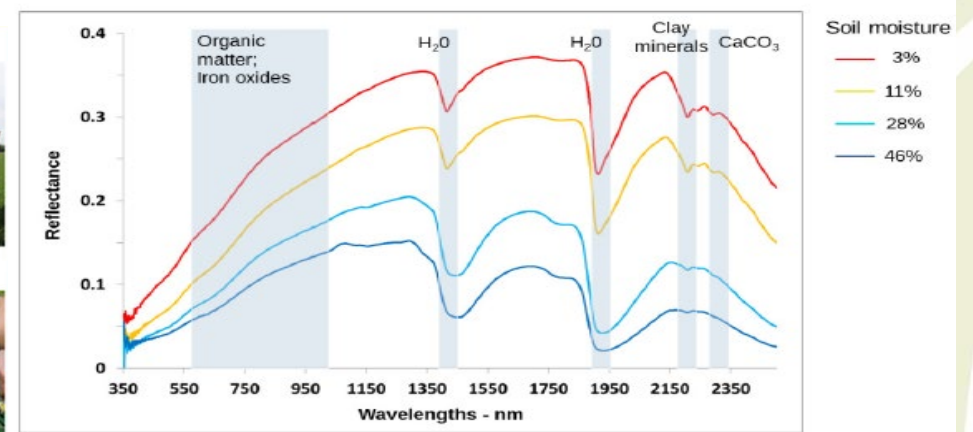
Lozano Fondón et al., (2024). A fieldwork protocol and procedures for cost-benefit estimation for using proximal soil sensing methods. DOI: 10.5281/zenodo.14265143



In Field - Vehicle based

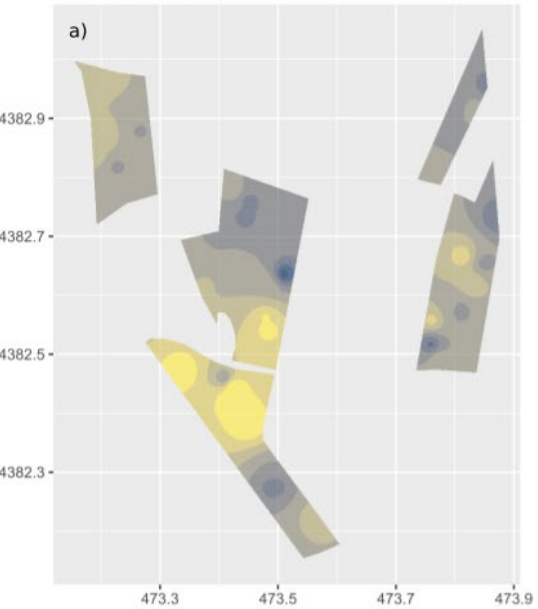


In Field - Handheld

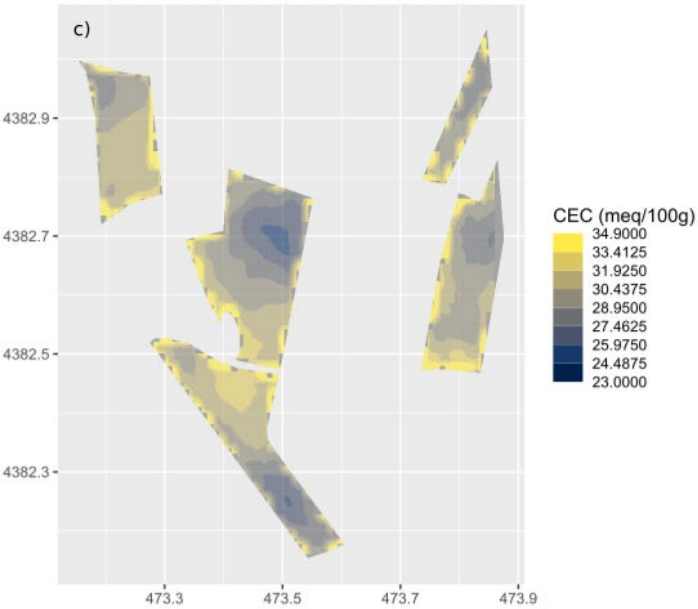


Castaldi et al., (2024). The ProbeField approach for estimating SOC by field vis-NIR spectra. GPSS-2024, Ghent, Belgium

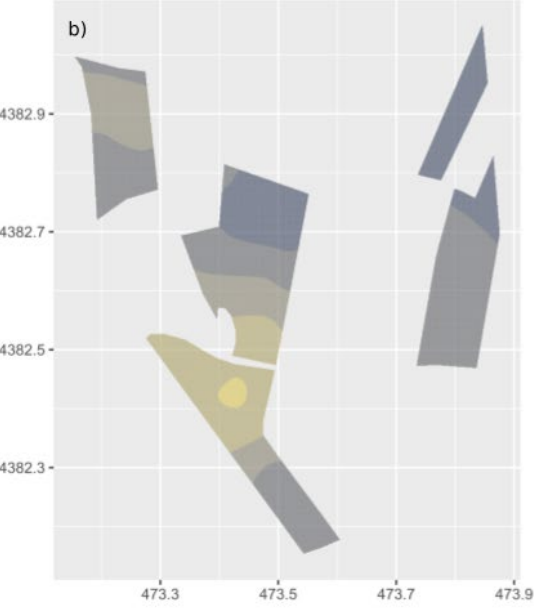
Baseline: Inverse distance weighted, power 2
Data: sample-based
Property: Cation Exchange Capacity (CEC) 0-30 cm



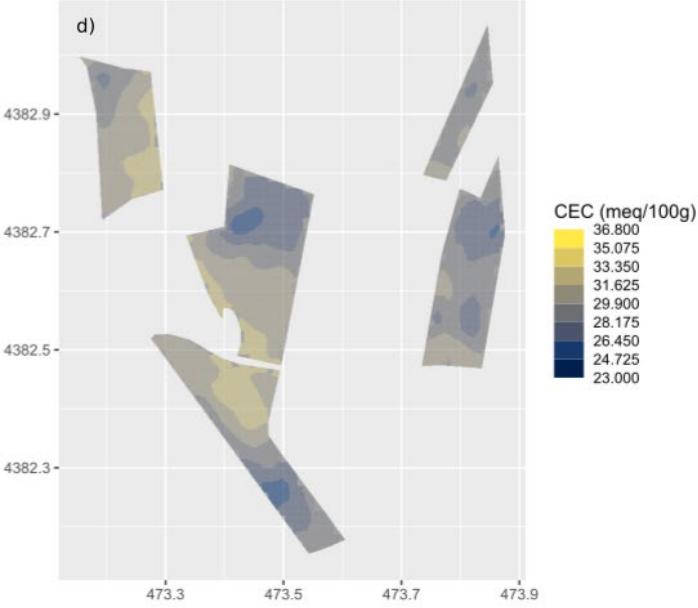
Modeling method: PLSR
Data: EMI+γ-ray+VNIR+TDR+XRF+S2+DEM
Property: Cation Exchange Capacity (CEC) 0-30 cm



Baseline: Ordinary Kriging
Data: sample-based
Property: Cation Exchange Capacity (CEC) 30-60 cm

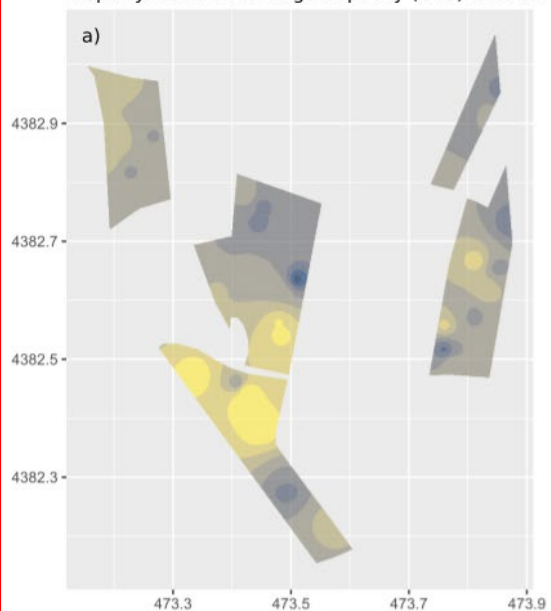


Modeling method: PLSR
Data: EMI+γ-ray+VNIR+TDR+XRF+DEM
Property: Cation Exchange Capacity (CEC) 30-60 cm



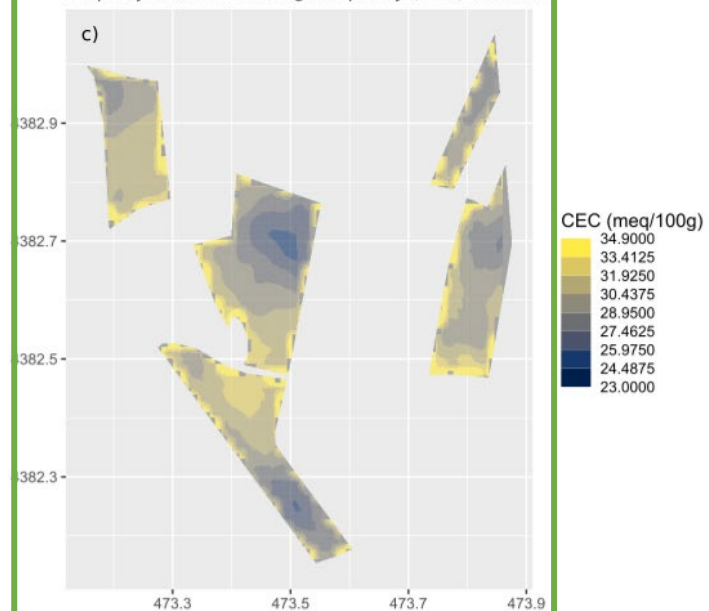
Baseline: Inverse distance weighted, power 2
Data: sample-based
Property: Cation Exchange Capacity (CEC) 0-30 cm

a)



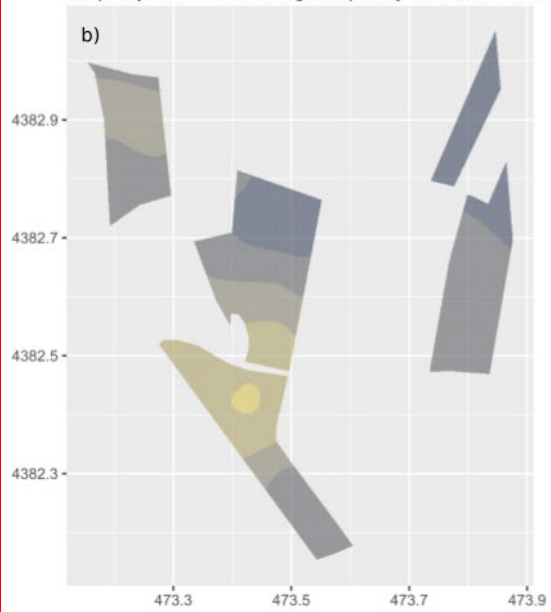
Modeling method: PLSR
Data: EMI+γ-ray+VNIR+TDR+XRF+S2+DEM
Property: Cation Exchange Capacity (CEC) 0-30 cm

c)



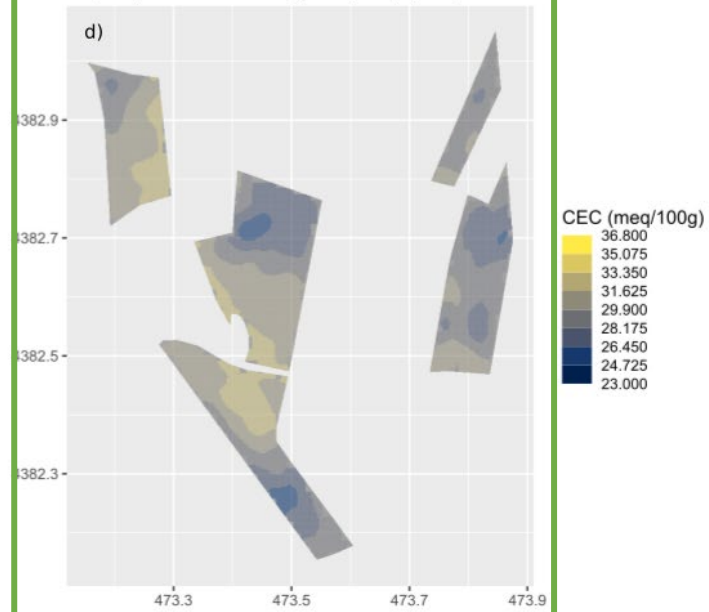
Baseline: Ordinary Kriging
Data: sample-based
Property: Cation Exchange Capacity (CEC) 30-60 cm

b)

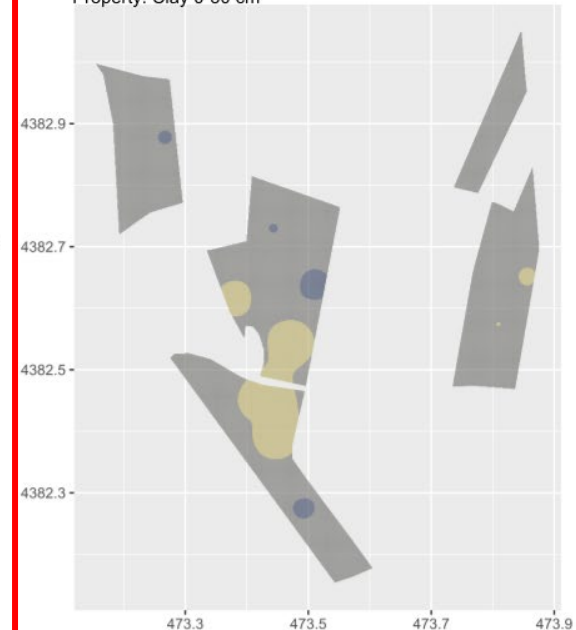


Modeling method: PLSR
Data: EMI+γ-ray+VNIR+TDR+XRF+DEM
Property: Cation Exchange Capacity (CEC) 30-60 cm

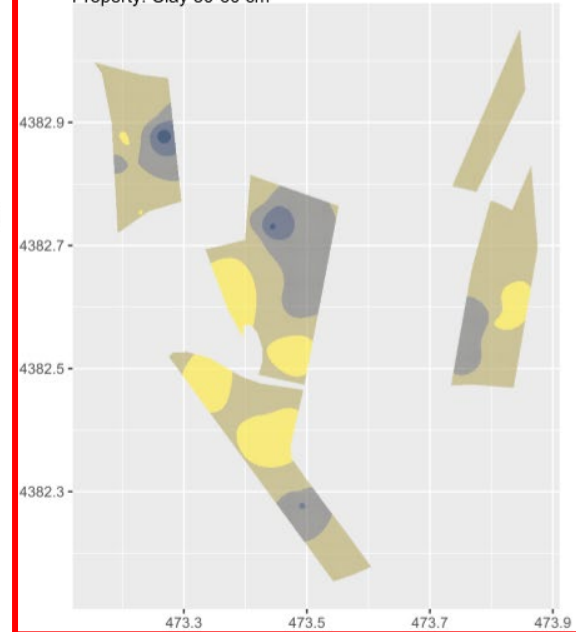
d)



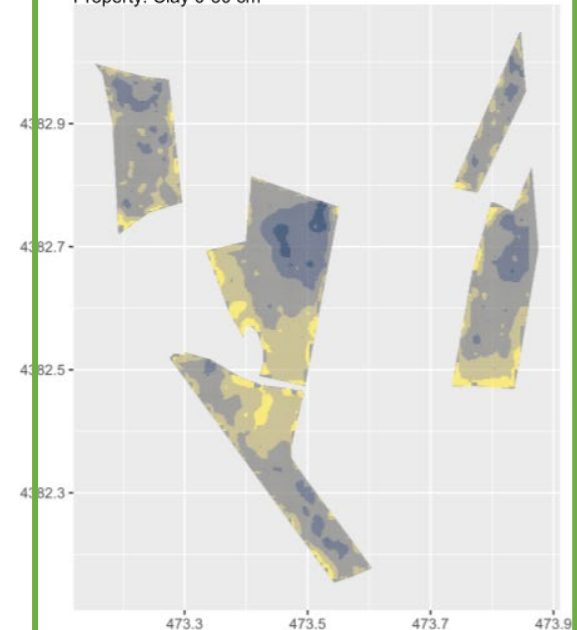
Baseline: Ordinary kriging
Data: sample-based
Property: Clay 0-30 cm



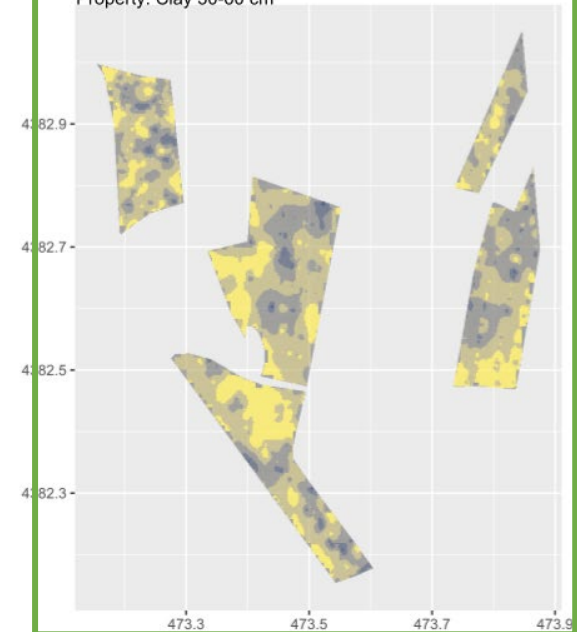
Baseline: Ordinary kriging
Data: sample-based
Property: Clay 30-60 cm



Modeling method: PLSR
Data: EMI+γ-ray+VNIR+XRF+TDR+S2+DEM
Property: Clay 0-30 cm



Modeling method: PLSR
Data: EMI+γ-ray+VNIR+XRF+TDR+DEM
Property: Clay 30-60 cm



Attività di monitoraggio di proprietà del suolo con sensori prossimali (PSS) e remoti (RS)



Vantaggi

- Economicamente conveniente (1/3 del prezzo analisi convenzionali)
- Rilievo di molte proprietà in una singola mandata (tessitura, carbonio, azoto, pH, fosforo ass., nutrienti, etc.)
- Rapido, non distruttivo, riproducibile
- In campo, in laboratorio, da remoto
- RS: grande copertura areale, risoluzione ragionevole, pattern spaziali, mappaggio, pattern temporali (vegetazione)
- PSS: copertura areale minore, alta risoluzione, pattern spaziali, pattern temporali
- Mappaggio, anche in 3D (PSS)
- Protocolli in sviluppo dalla comunità scientifica



Complicazioni

- RS: coperture vegetali e nuvolosità
- RS: limitato alla superficie del suolo
- PSS/RS: influenzano le stime
 - umidità del suolo
 - Rugosità
 - Salinità
 - residui colture
- RS/PSS: necessario uso di modelli predizione
- RS/PSS: accuratezza dipende di
 - Ambito di applicazione
 - Proprietà target
 - Ground-truth data (calibrazione)



Attività di monitoraggio di proprietà del suolo con sensori prossimali (PSS) e remoti (RS)



Mappaggio del SOC usando prodotti RS in sistemi di coltivazione e condizioni pedoclimatiche diverse

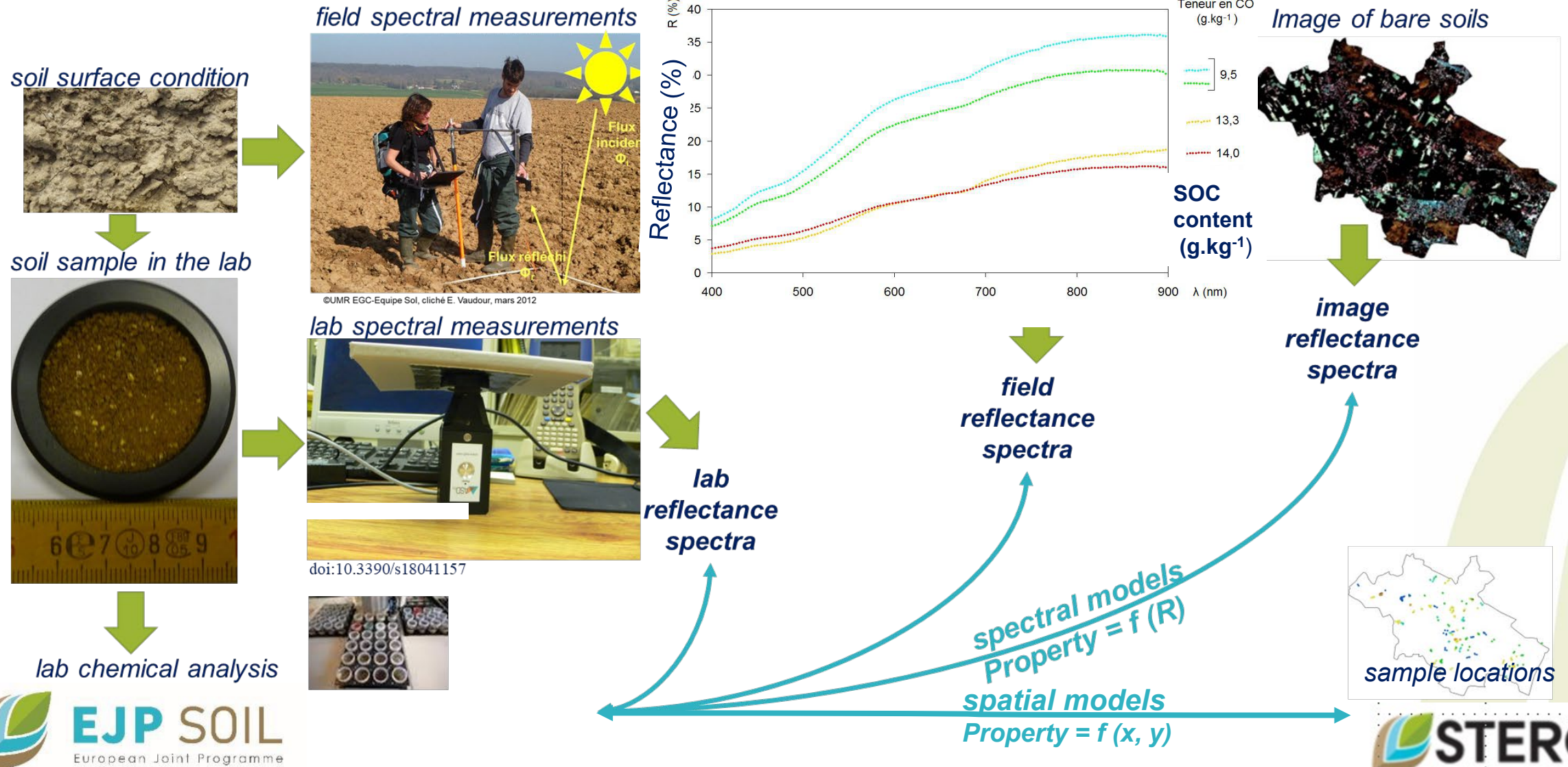
- valutare la robustezza dei modelli spettrali in base agli agroecosistemi/tipi di suolo
- valutare/tenere conto dei fattori di disturbo/influenza (umidità del suolo, tessitura, vegetazione, salinità) della superficie del suolo
- incorporare risultati 1 e 2 in modelli spaziali



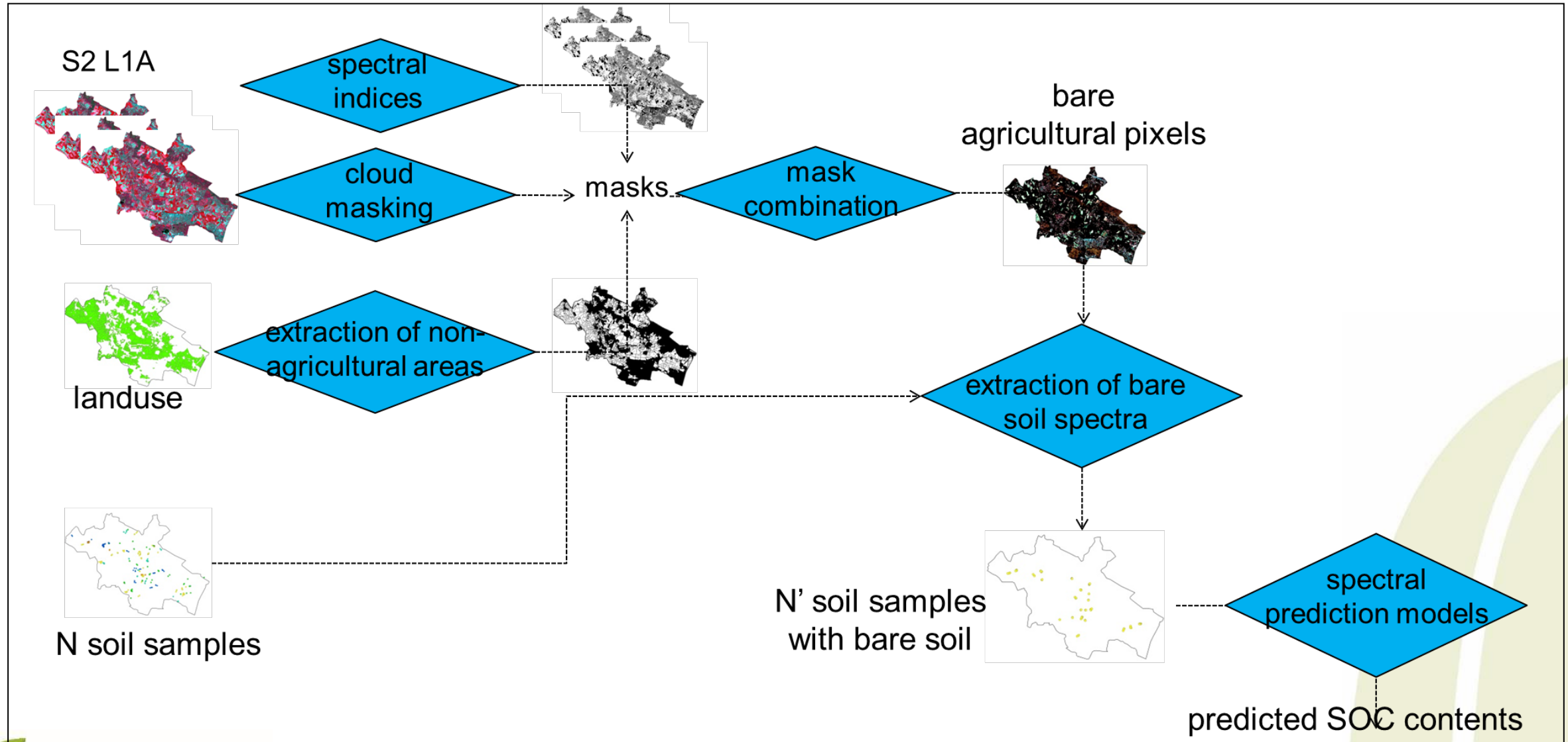
Fornire un marco procedurale in forma di protocollo per la stima accurate di proprietà del suolo in campo con sensori prossimali elettromagnetici

- Identificare fattori di disturbo nelle stime
- Indagare sulle procedure matematiche di processing e preprocessing per migliorare le stime
- Indagare sull'uso delle covariate per migliorare le stime
- Fornire conoscenza sui costi ed accuratezza di stimare proprietà del suolo multipli con sensori prossimali rispetto ai metodi di laboratorio convenzionali
- Indagare sulle tecniche di mappaggio delle proprietà di suolo nel sottosuolo (3D mapping)

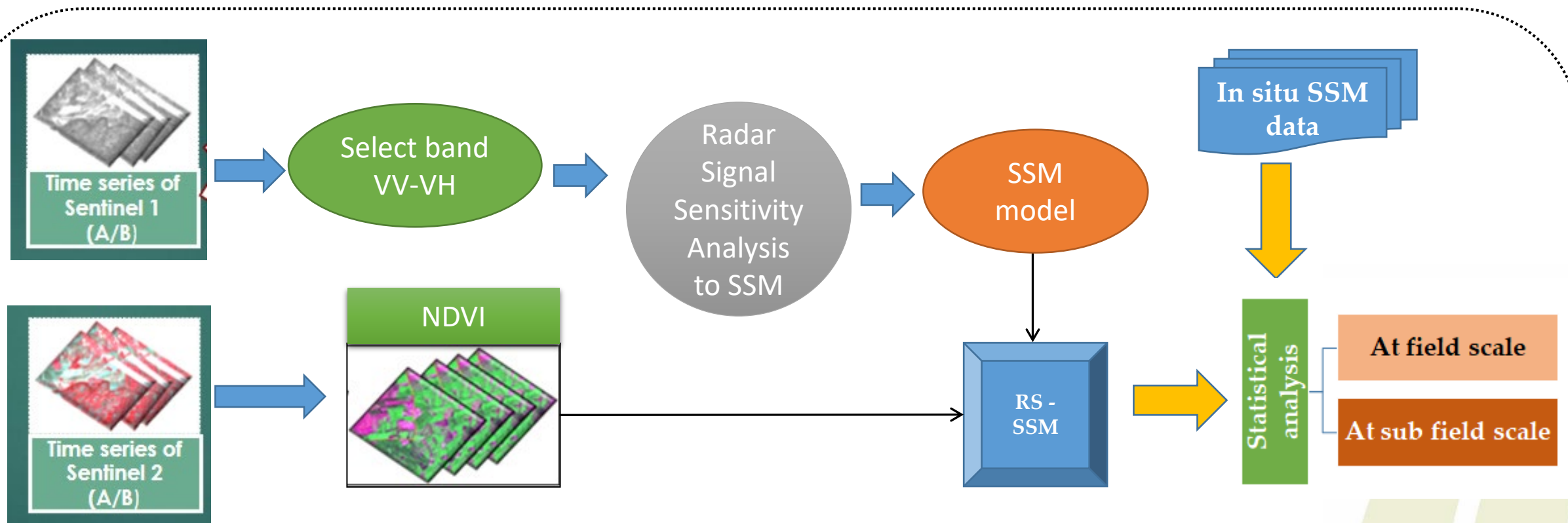
Contesto generale: le proprietà del suolo hanno caratteristiche spettrali (e spaziali) che consentono di costruire modelli spettrali basati sulle informazioni provenienti da sensori remoti (> contenuto di SOC < riflettanza), calibrati con dati di misure a terra ed in laboratorio.



Approccio globale per modelli spettrali per la stima del SOC da sensori ottici (STEROPES-WP1)



Approccio globale per modelli di stima umidità superficiale del suolo da dati radar in sinergia con dati ottici (STEROPES-WP2)



VV= polarizzazione verticale

VH= polarizzazione orizzontale

NDVI= indice di vegetazione normalizzato

SSM= Umidità superficiale del suolo

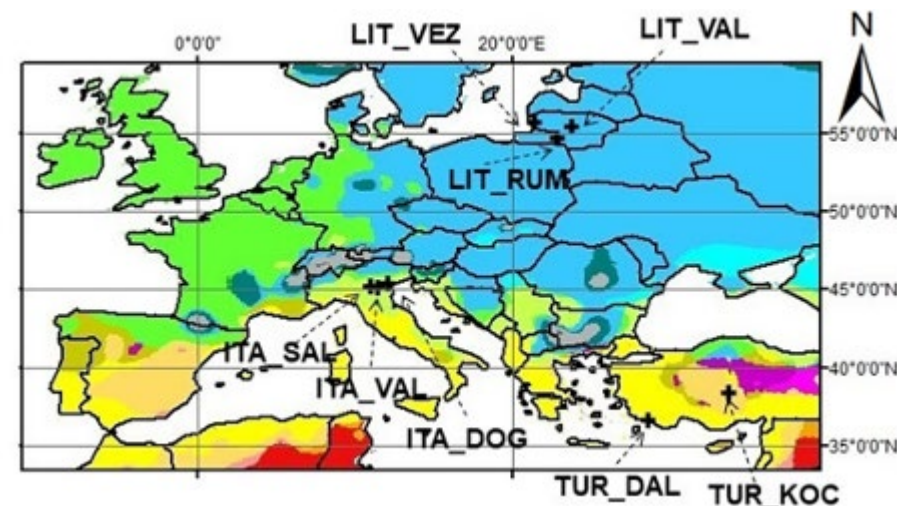
RS-SSM= Umidità superficiale del suolo stimata da dati satellitari

In situ SSM data= Umidità superficiale del suolo misurata in campo

Alcuni risultati

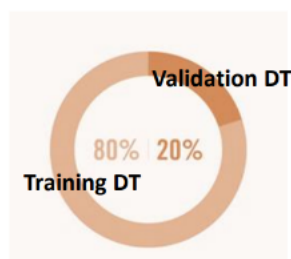
I) Mappatura Carbonio Organico da dati ottici

Aree di studio



Soil datasets

	N° samples	Area (ha)	SOC (%)			
			Min	Max	Mean	Std
TUR_KOC	131	425	0.65	1.97	1.08	0.22
TUR_DAL	82	102	0.52	1.25	0.80	0.18
ITA_SAL	54	26	0.51	0.81	0.66	0.07
ITA_DOG	54	27.5	0.99	2.1	1.51	0.24
ITA_VAL	53	30.3	1	1.99	1.46	0.2
LIT_RUM	70	2.8	1	2.78	1.77	0.43
LIT_VAL	53	2.2	1.23	2.53	1.58	0.28
LIT_VEZ	57	2.3	1.3	2.22	1.78	0.23



Validation results

Site	SBSI	Model	R2	RMSE	RPD	RPIQ
TUR_KOC	Median	LMEM	0.61	0.15	1.63	1.94
TUR_DAL	minS2WI	LMEM	0.75	0.09	2.07	2.72
ITA_SAL	Median	LMEM	0.52	0.05	1.44	1.87
ITA_DOG	Median	LMEM	0.57	0.16	1.5	1.88
ITA_VAL	Median	QRF_XY	0.53	0.13	1.48	1.69
LIT_RUM	R90	QRF	0.77	0.21	2.11	2.95
LIT_VAL	R90	LMEM	0.76	0.15	2.04	1.91
LIT_VEZ	minS2WI	QRF	0.19	0.21	1.16	1.45

LMEM = Linear Mixed Effect Mode

QRF = Quantile Regression Forest

L'accuratezza dei modelli è stata valutata calcolando il coefficiente di regressione (R^2), l'errore quadratico medio (RMSE), la distanza percentuale relativa (RPD), e il rapporto tra prestazioni e distanza interquartile (RPIQ).

II) Mappatura umidità superficiale del suolo da dati radar in sinergia con dati ottici

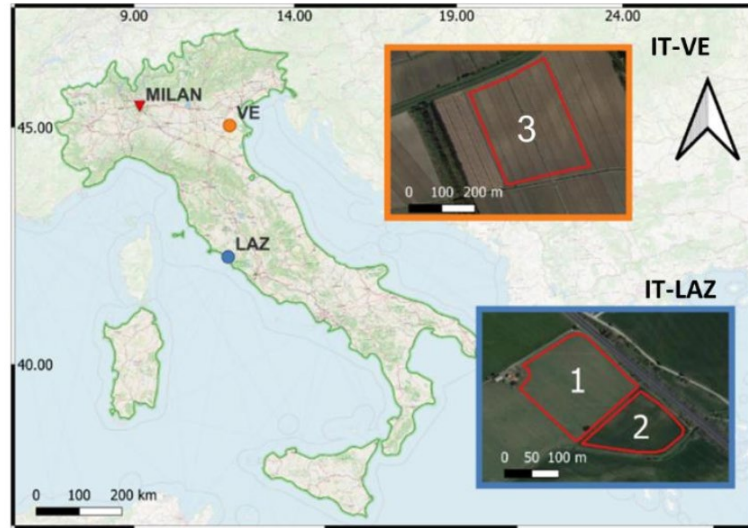
Dati utilizzati per la stima dell'umidità del suolo da immagini satellitari

Tipo di dato	Utilizzo	Fonte
Immagini Radar	Estrarre informazioni sull'umidità superficiale del suolo	Copernicus Sentinel 1 data
Immagini ottiche	Calcolo l'NDVI considerato come parametro rappresentativo delle caratteristiche della superficie	Copernicus Sentinel 2 data
Misure In situ	Utilizzato per confrontare l'umidità stimata da satellite con l'umidità reale misurata	Dataset esistenti - campagne di misura

II) Mappatura umidità superficiale del suolo

Analisi di sensitività (calibrazione modello)

Aree di studio



Soia - 2021

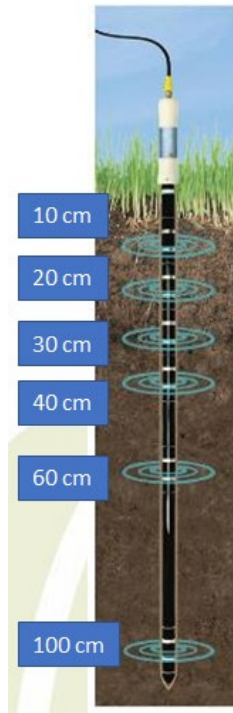


Le misurazioni dell'umidità del suolo in situ sono state acquisite in modo continuo (frequenza di campionamento di 1 ora), tramite una sonda CRNS (rilevamento di neutroni a raggi cosmici)

IT-LAZ: Rotazione biennale Grano Duro-cover crop (Favino)-Pomodoro 2016-2017



European Joint Programme



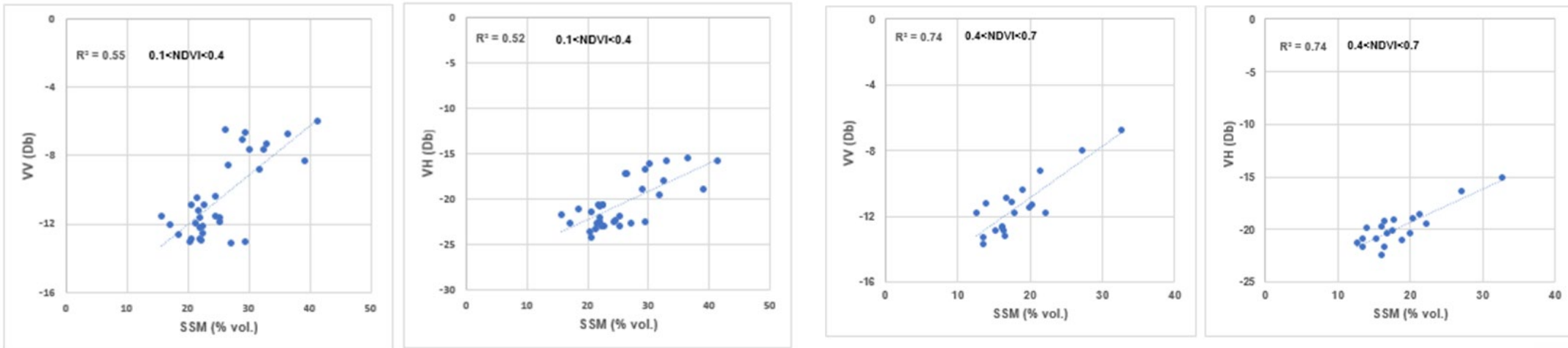
Le misurazioni dell'umidità del suolo in situ sono state acquisite in modo continuo (frequenza di campionamento di 30 minuti), tramite una sonda FDR.

il set di dati di calibrazione è composto da 101 immagini radar (nelle polarizzazioni VV e VH), 29 valori NDVI e misurazioni in situ di SSM, che vanno dal 9% (SSMmin) al 39,7% (SSMmax).

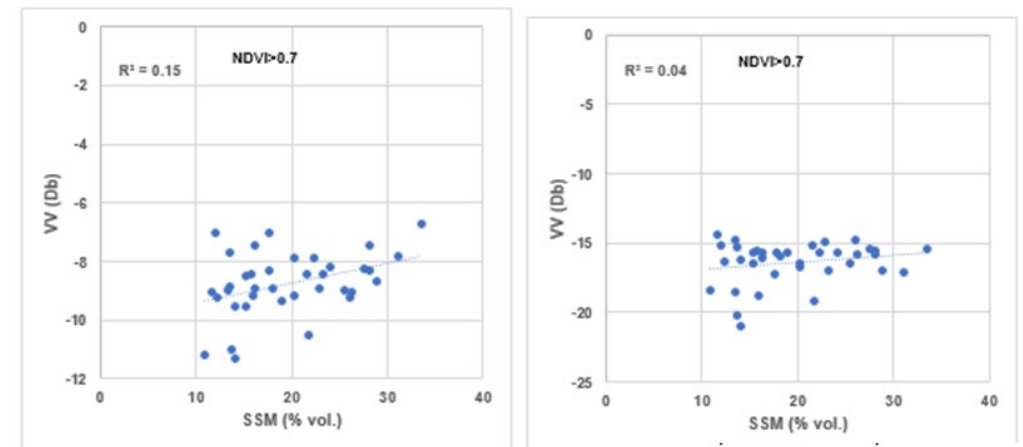
II) Mappatura umidità superficiale del suolo da dati radar in sinergia con dati ottici

Analisi di sensitività

Per un NDVI compreso tra 0,1 e 0,7, il segnale radar in entrambe le polarizzazioni VV e VH aumenta all'aumentare dell'umidità del suolo (SSM tra 9 e 40 vol %).



Quando l'NDVI aumenta (>0,7) si verifica una diminuzione della sensibilità del segnale radar all'umidità del suolo dovuta a una saturazione del segnale VV e VH, correlata all'elevata attenuazione del segnale radar da parte della copertura vegetale ben sviluppata, poiché la penetrazione del segnale radar è molto debole per valori NDVI superiori a 0,7.



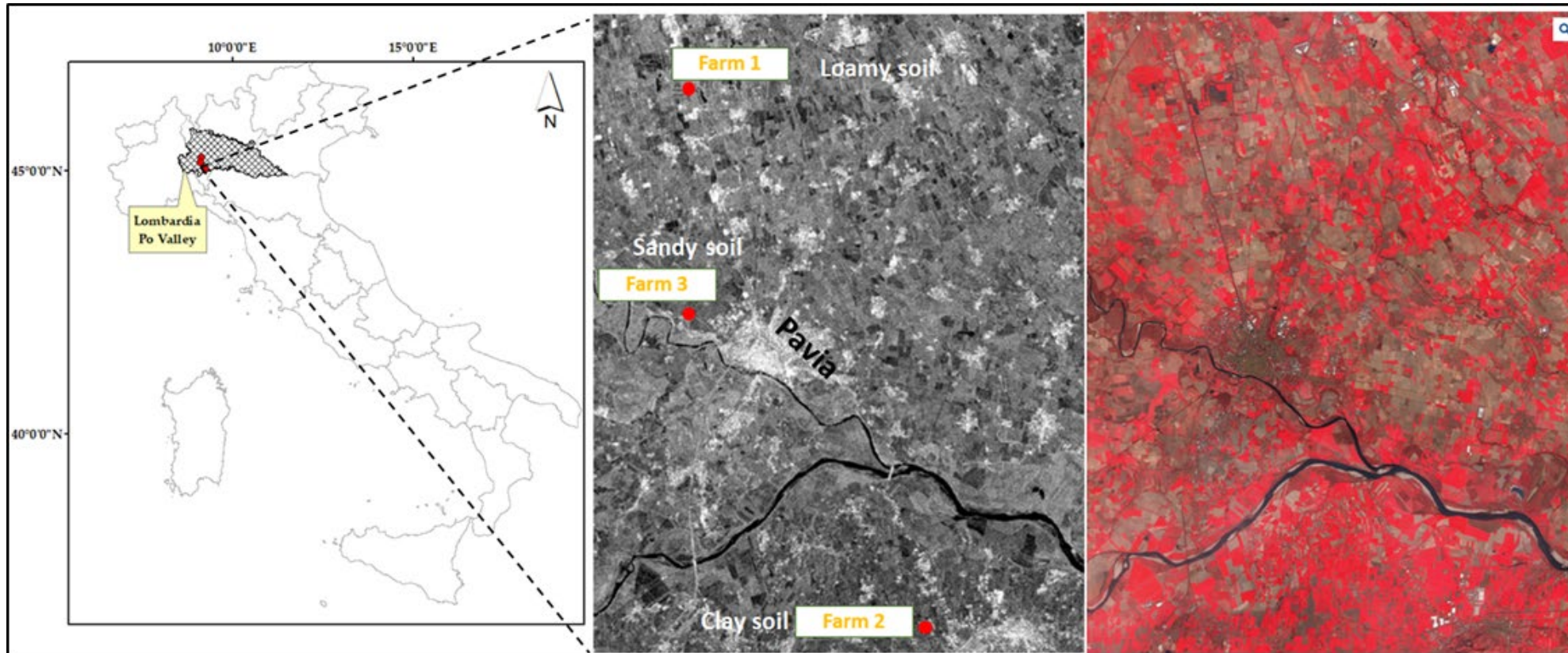
II) Mappatura umidità superficiale del suolo da dati radar in sinergia con dati ottici

L'accuratezza del modello è stata valutata calcolando la Radice dell'errore quadratico medio (RMSE), Errore di distorsione media (MBE) e coefficiente di regressione (R^2) calcolati per le polarizzazione VV e VH e per tre classi NDVI (copertura vegetale bassa, moderata e sviluppata).

1) Low Vegetation Cover (0.1>NDVI< 0.4)			2) Moderate Vegetation Cover (0.4>NDVI< 0.7)			3) Developed Vegetation Cover (NDVI ≥ 0.7)		
RMSE (vol.%)	MBE (vol.%)	R^2	RMSE (vol.%)	MBE (vol.%)	R^2	RMSE (vol.%)	MBE (vol.%)	R^2
VV polarization								
4.1	-0.5	0.54	5.3	4.64	0.7	9.06	8.91	0.18
VH polarization								
4.25	-0.78	0.51	8.17	7.7	0.74	13.45	12	0.03

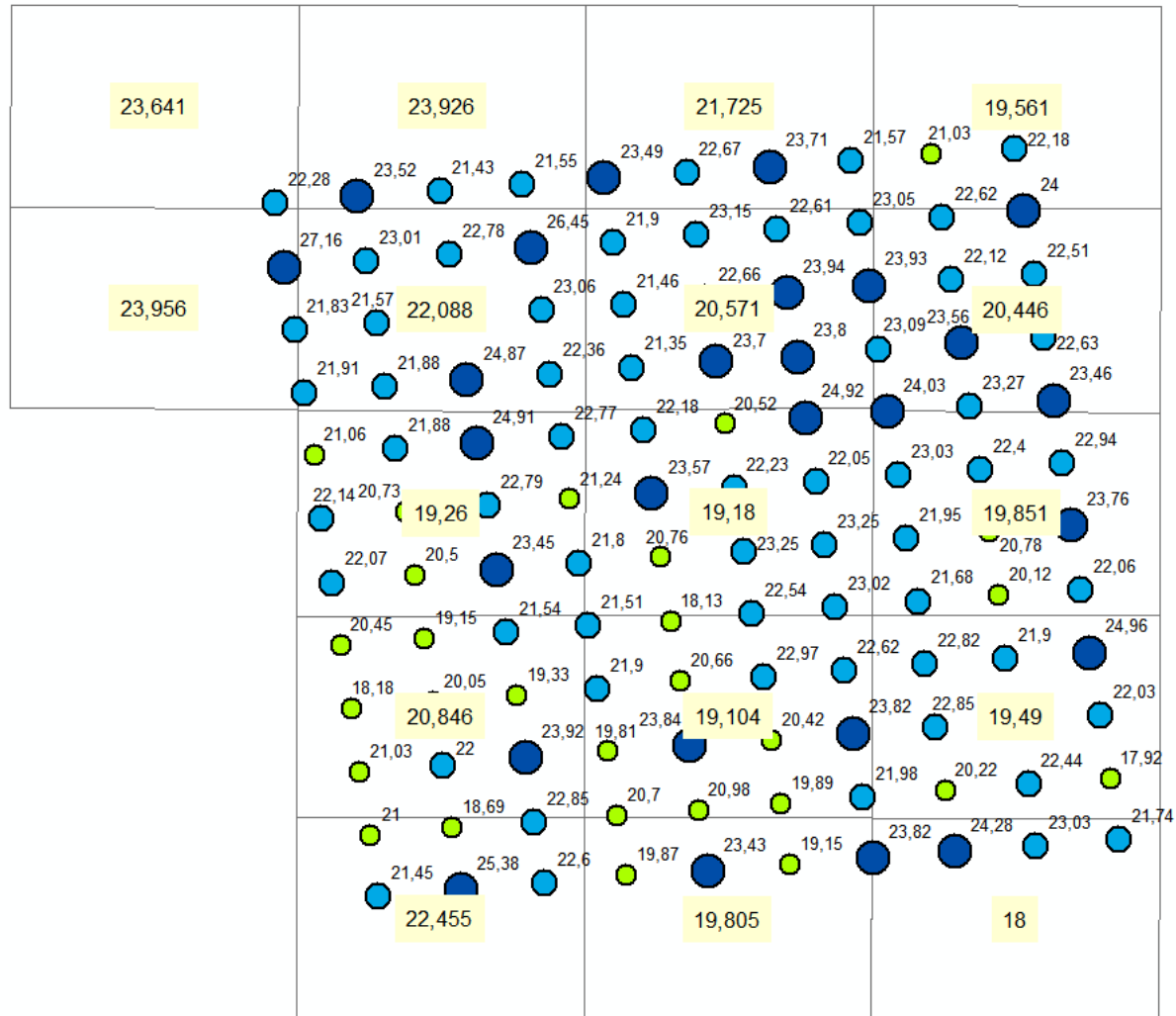
II) Mappatura umidità superficiale del suolo da dati radar in sinergia con dati ottici

Applicazione del modello di stima dell'umidità all'interno di tre campi agricoli con diverse colture e tipologie di terreno: 1) riso - limoso, 2) sorgo - sabbioso e 3) mais - argilloso.



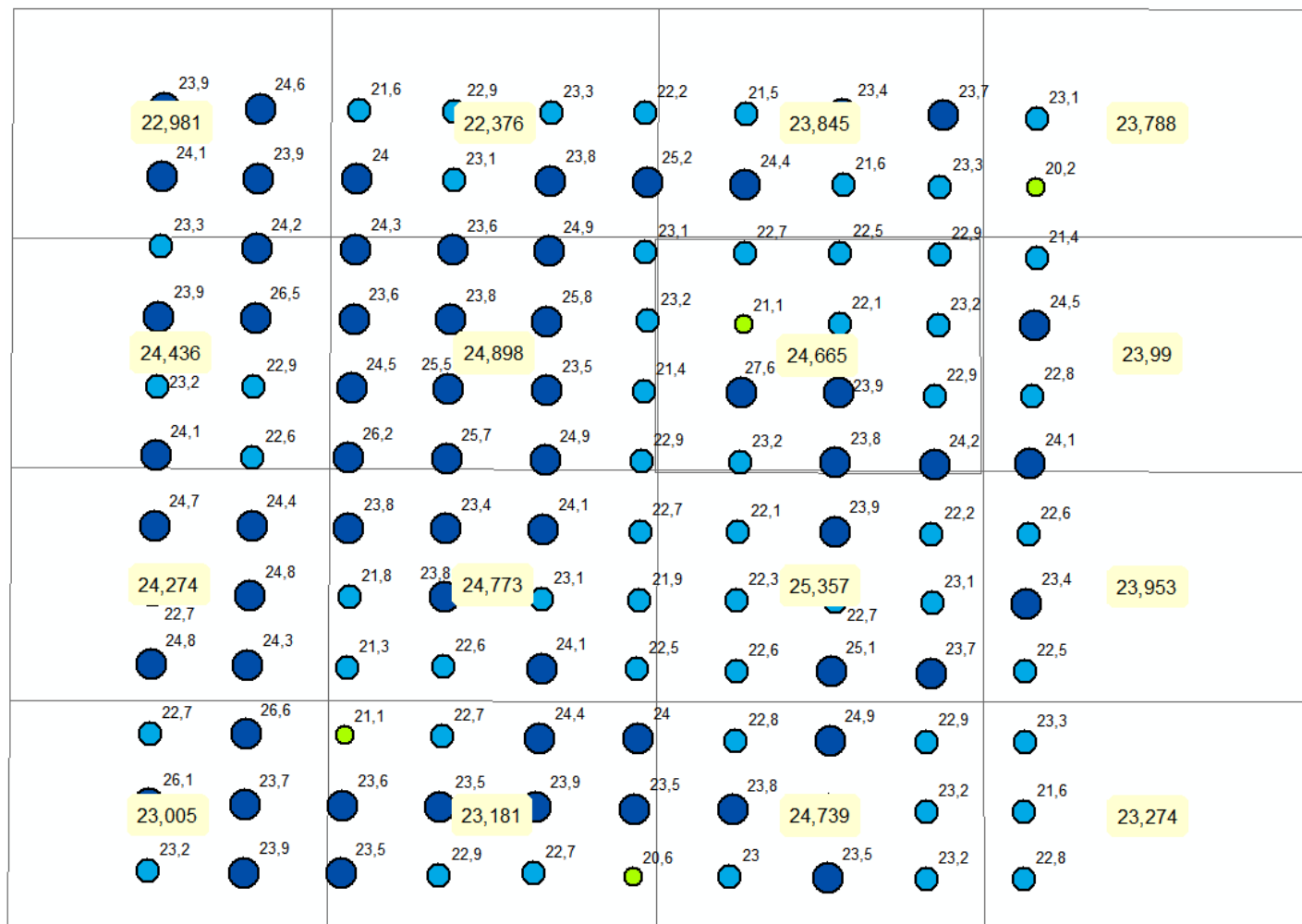
Il set di dati di convalida è composto da 2 immagini radar (nelle polarizzazioni VV e VH) più vicini alla data del campione in situ e 360 punti di misurazione in situ (120 punti per ciascuna azienda agricola) di SSM, che vanno dal 5,6% al 27,6%, raccolti a profondità superficiale (5 - 10 cm), comparabile alla profondità di penetrazione della banda C S1, in un periodo (metà marzo) con vegetazione rada o assente

Farm 1

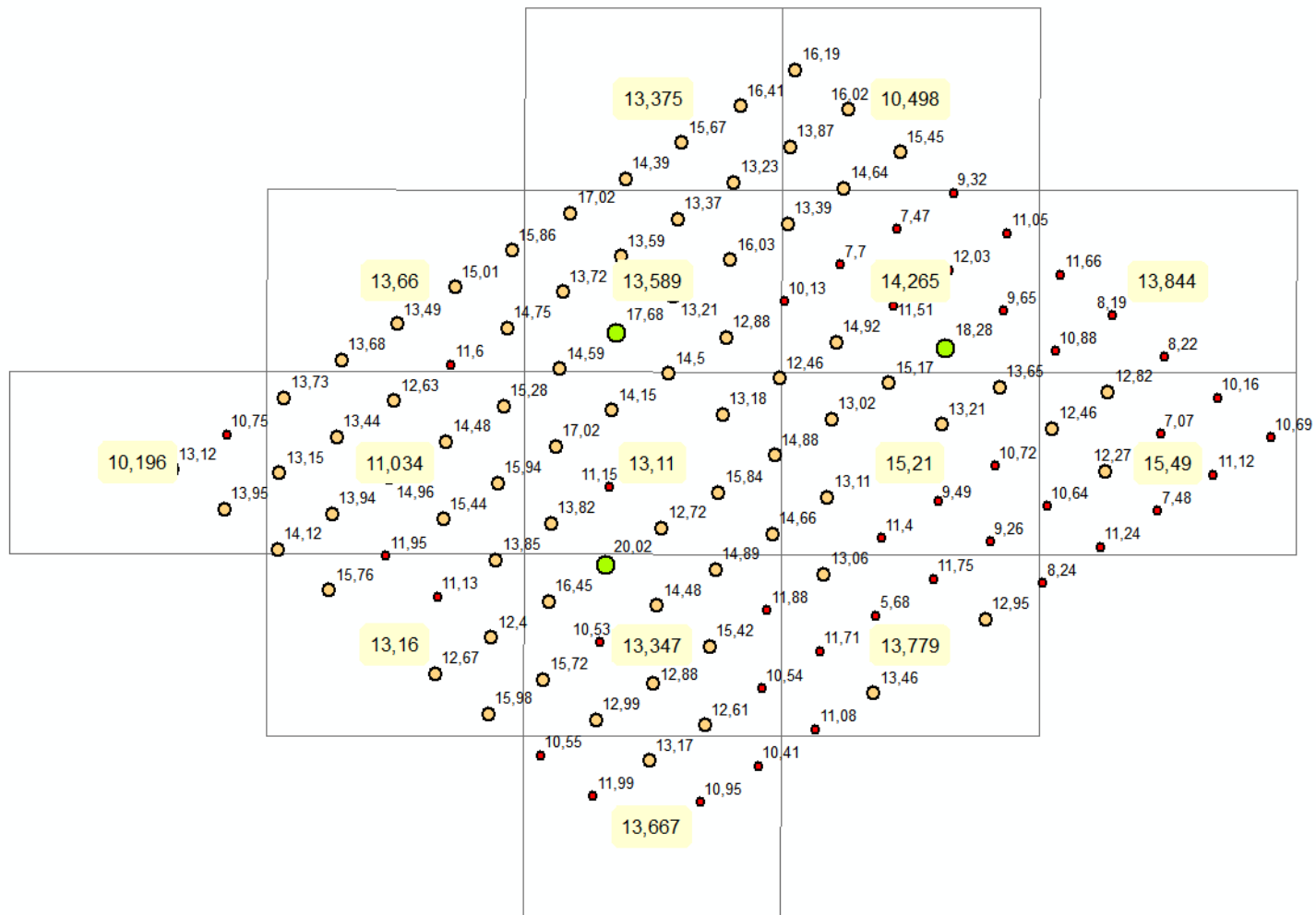


I cerchi rappresentano le misurazioni di SM (valore in numeri neri), i poligoni quadrati sono i pixel S1 con il valore stimato da satellite di SM evidenziato in giallo.

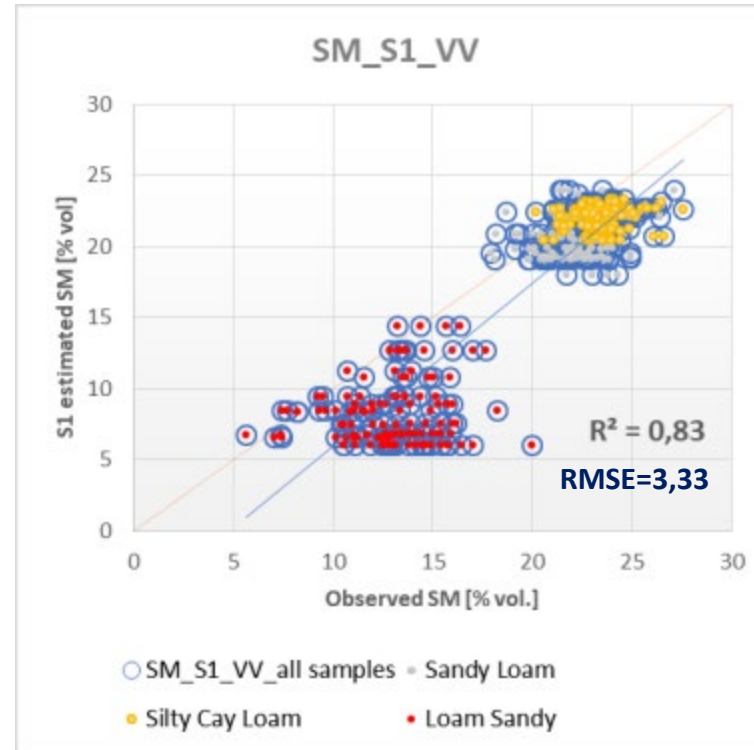
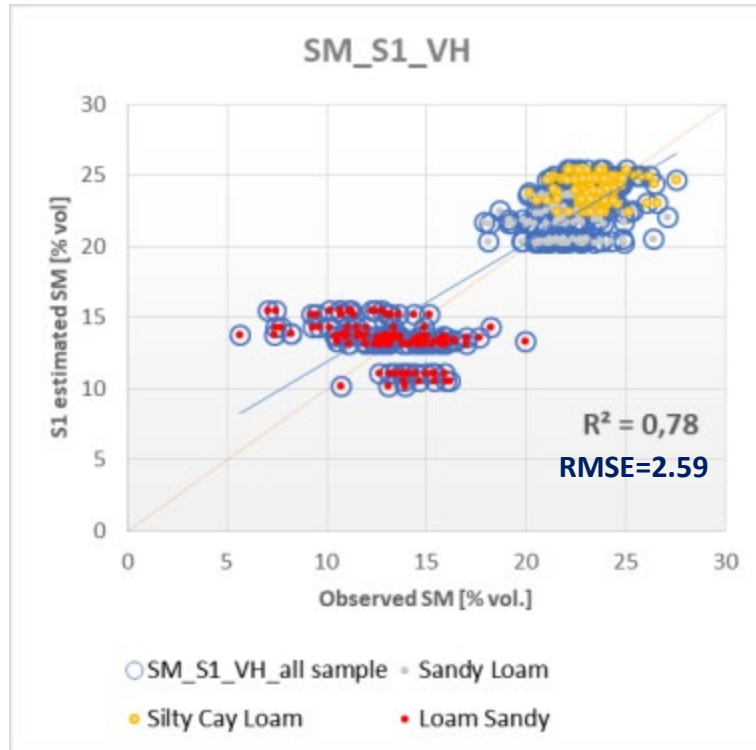
Farm 2



Farm 3



In generale, la stima di RS-SSM produce prestazioni più elevate (RMSE 2,59 vol.% e 3,33 vol.% per polarizzazione VH e VV, rispettivamente) rispetto al sito di calibrazione, probabilmente poiché il campione è stato raccolto a profondità superficiale (fino a 5 cm), paragonabile alla profondità di penetrazione della banda C S1. Inoltre, il segnale radar sembra interpretare correttamente la variazione spaziale di umidità in diversi contesti di tessitura del suolo (ad es., basso contenuto di umidità in suoli a tessitura grossolana e contenuto di umidità più elevato in suoli tessitura più fine).



ProbeField's Soil Spectral Library per la stima di proprietà del suolo

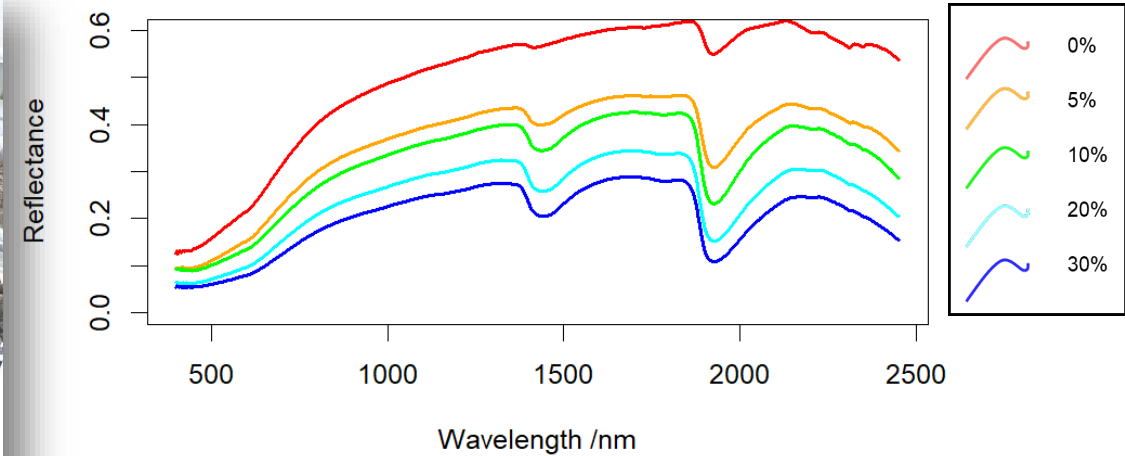
181 samples

5 SM classes

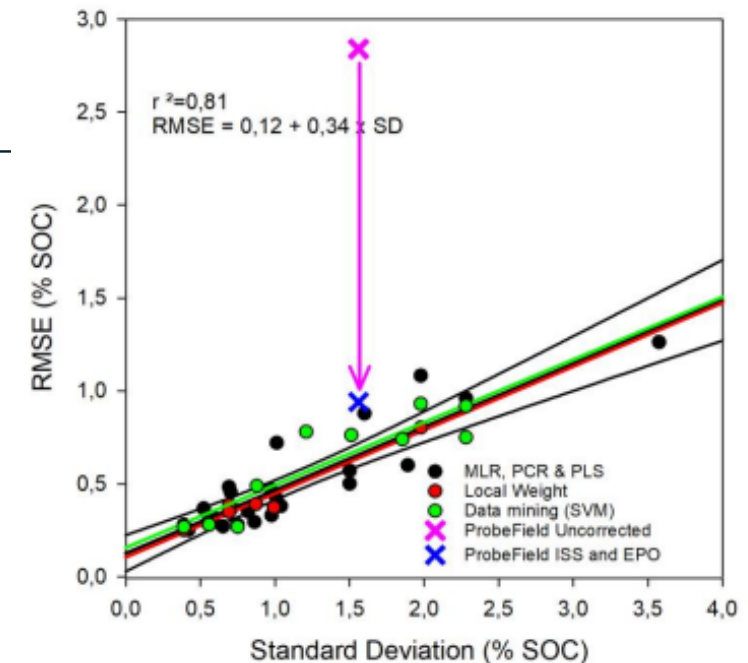
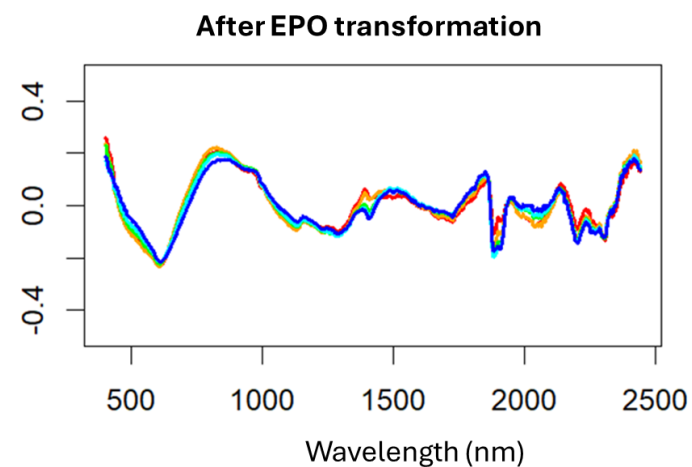
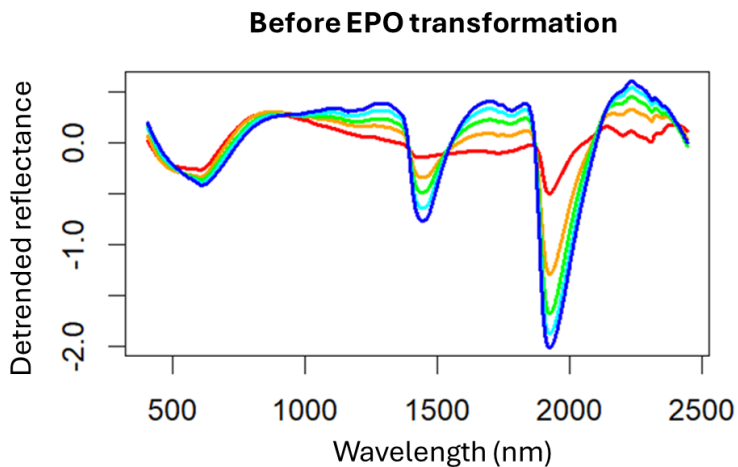
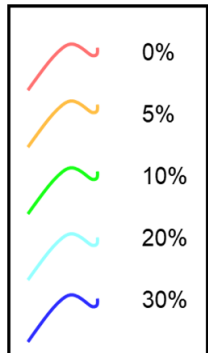
7 Instruments

7 Countries

- Switzerland
- France
- Italy
- Sweden
- Poland
- Austria
- Slovenia



Soil moisture



Accuratezza della soil spectroscopy in campo

Accuratezza e costi di mappaggio e predizioni con PSS (in progress)

Received: 31 October 2023 | Revised: 6 February 2024 | Accepted: 11 March 2024

DOI: 10.1111/ejss.13481

REVIEW ARTICLE

European Journal of
Soil Science WILEY

In-field soil spectroscopy in Vis–NIR range for fast and reliable soil analysis: A review

Chiara Piccini¹ | Konrad Metzger^{2,3} | Guillaume Debaene⁴ |
Bo Stenberg⁵ | Sophia Götzinger⁶ | Luboš Borůvka⁷ | Taru Sandén⁶ |
Luca Bragazza² | Frank Liebisch³

¹CREA, Council for Agricultural Research and Economics, Research Centre for Agriculture and Environment, Rome, Italy

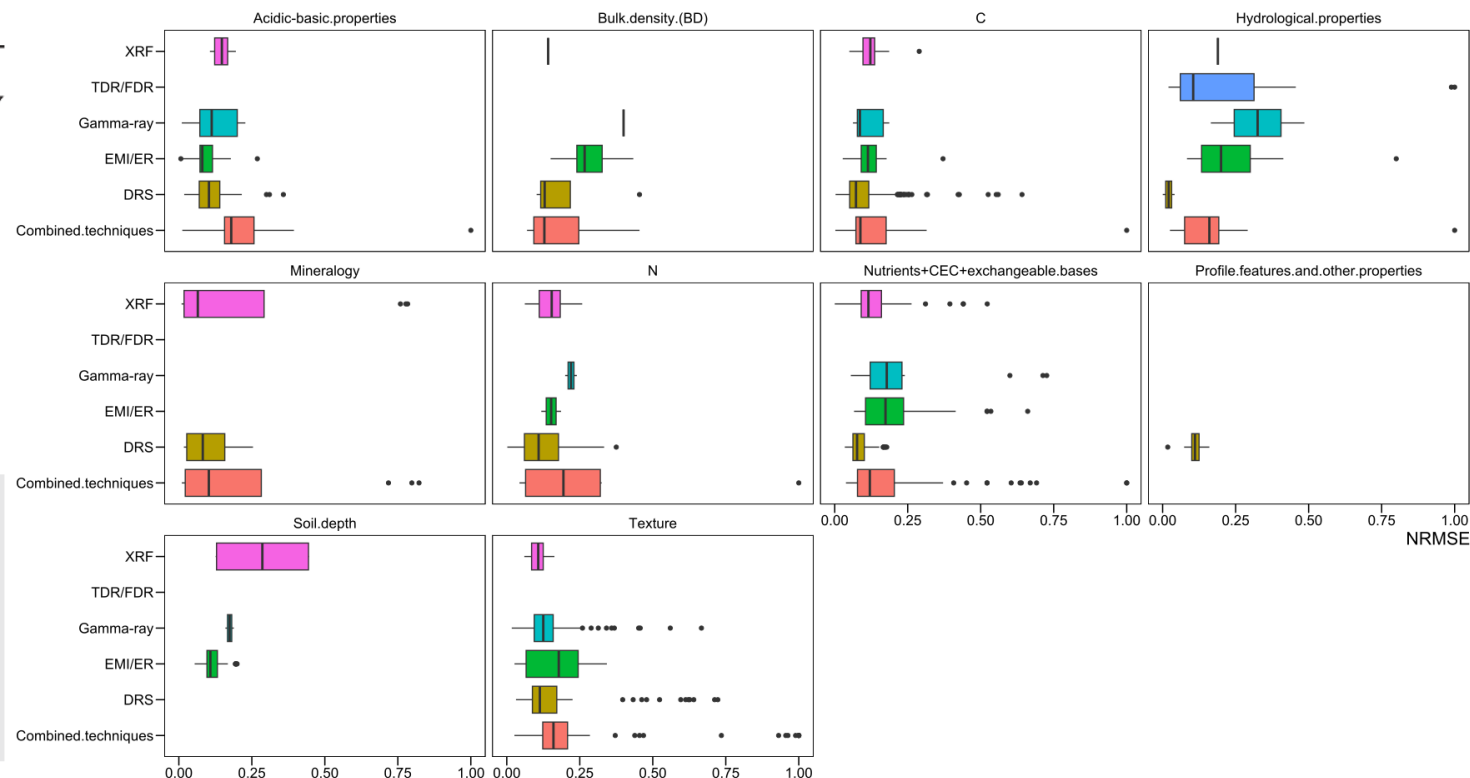
²Agroscope, Field-Crop Systems and Plant Nutrition, Nyon, Switzerland

³Agroscope, Research Division Agroecology and Environment, Zürich, Switzerland

⁴IUNG-PIB, Institute of Soil Science and Plant Cultivation—State Research Institute, Puławy, Poland

Abstract

In-field soil spectroscopy represents a promising opportunity for fast soil analysis, allowing the prediction of several soil properties from one spectral reading representing one soil sample. This facilitates data acquisition from large amounts of samples through its rapidity and the absence of required chemical processing. This is of particular interest in agriculture, where the chance to retrieve information from soils directly in the field is very appealing. This review is focused on in-field visible to near infrared (Vis–NIR) spectroscopy (350–2500 nm), aimed at analysing soils directly in the field through proximal sensing. The main scope was to



Lozano Fondón et al., Accuracies and cost of prediction and mapping of soil properties using proximal electromagnetic sensors. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14035521>

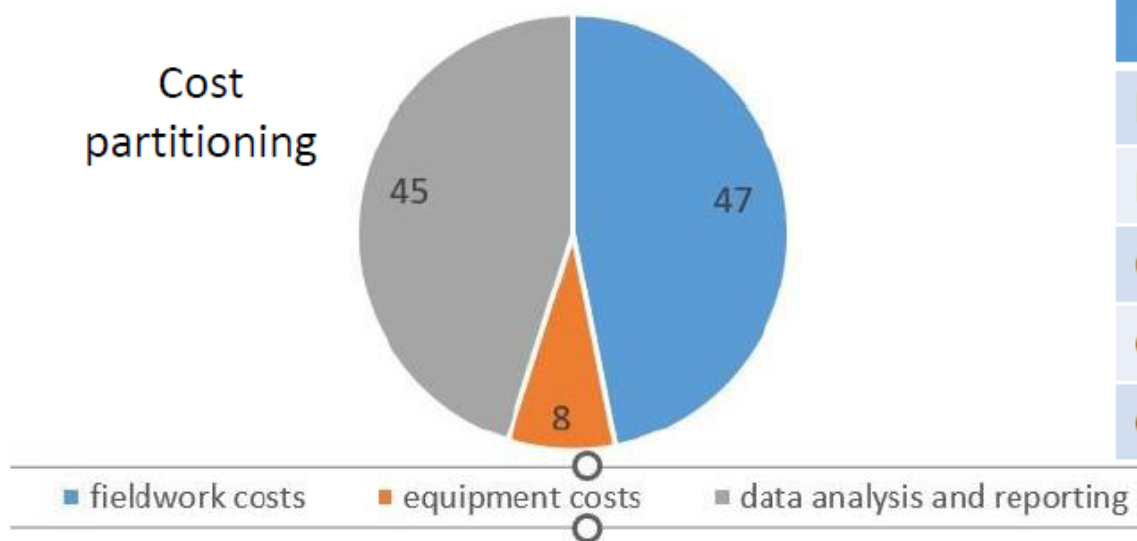
Indagine PSS companies (in progress)

11 Countries: Austria, Canada, Denmark, France, Italy, Netherlands, Spain, Sweden, Switzerland, Turkey and USA

24 companies invested in multiple types of sensors

Texture mapping was the most requested service

The most frequent technique was **EMI followed by DRS** (on-the-go, VERIS tech.)



Report	Min	Q1	Median	Q3	Max
Ha/day	1	15	30	100	300
Interline space	5	13	20	125	250
Cost/Ha	100	120	142	362	1,300
Cost/day	400	2,575	4,510	7,025	10,070
Cost renting	60	300	300	600	800

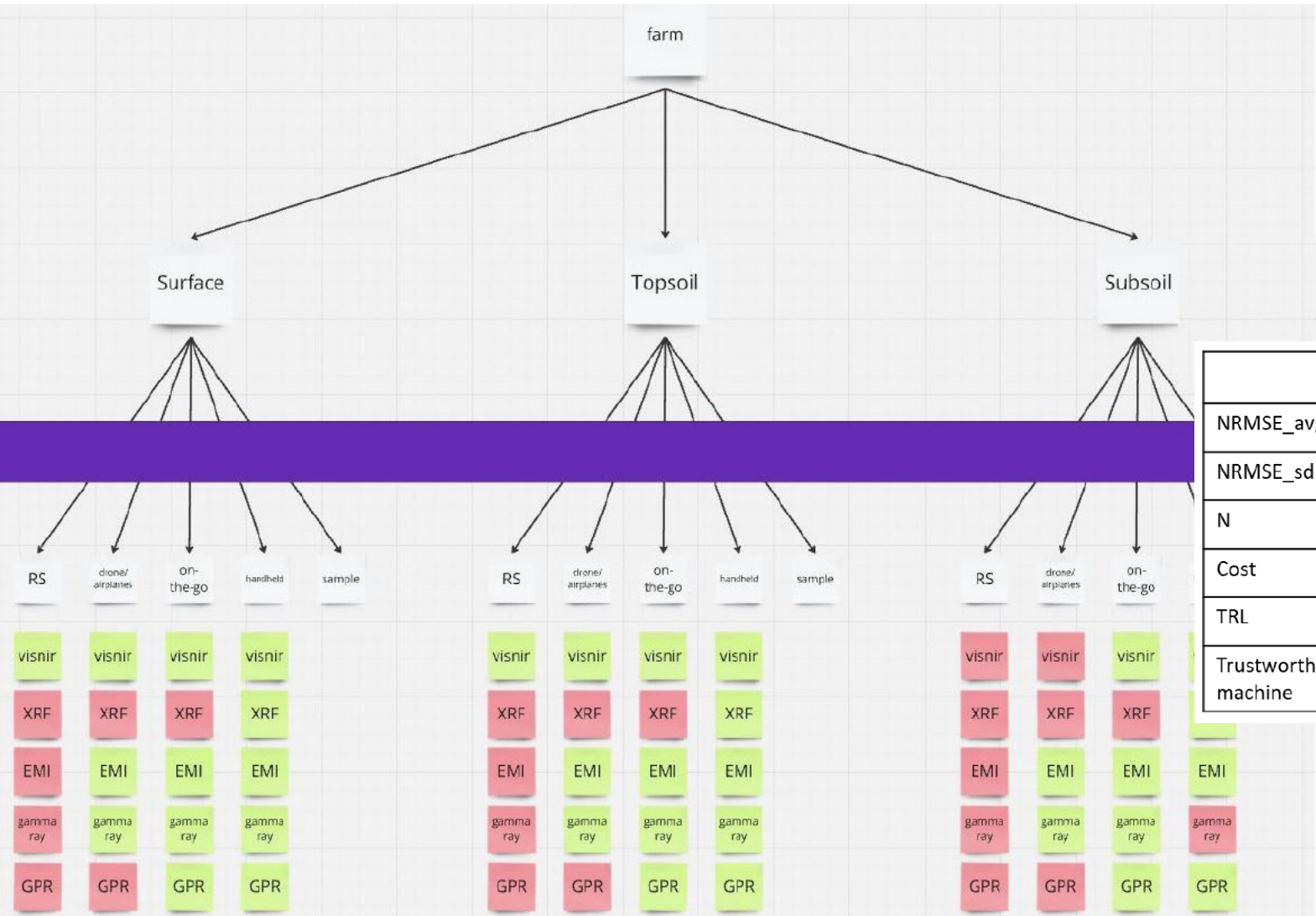
*Lozano Fondón et al., Accuracies and cost of prediction and mapping of soil properties using proximal electromagnetic sensors.
Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14035521>*

Companies declared

No extra charged costs depending on the technique used

No extra charged costs due to difficulties (e.g. accessibility, field conditions)

Albero decisionale (in progress)



SOC - VNIR	
NRMSE_avg	0.107
NRMSE_sd	0.094
N	219
Cost	\$\$\$ per unit
TRL	x/y
Trustworthiness of machine	v/w

Other parameters	
Clay	0.151(0.140), n = 44
...	...
protocol	link

Due protocolli:

1. Guida al lavoro di campo
2. Guida alla gestione dei dati
3. Guida alla stima di proprietà del suolo
 1. Con le misure in campo/laboratorio
 2. Con librerie spettrali



Towards climate-smart sustainable management of agricultural soils

ProbeField

A novel protocol for robust in field monitoring of carbon stock and soil fertility based on proximal sensors and existing soil spectral libraries

Deliverable D5.1

Best Practice Protocol for Field Spectroscopy and Assessment by Soil Spectral Library Based Calibrations

Stenberg et al., (2024). D5.1 ProbeField: Best Practice Protocol for Field Spectroscopy and Assessment by Soil Spectral Library Based Calibrations. DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.14150972>

Deliverable 4.3 A fieldwork protocol and procedures for cost-benefit estimation for using proximal soil sensing methods



Towards climate-smart sustainable management of agricultural soils

PROBEFIELD

A novel protocol for robust in-field monitoring of carbon stock and soil fertility based on proximal sensors and existing soil spectral libraries

Deliverable 4.3

A fieldwork protocol and procedures for cost-benefit estimation for using proximal soil sensing methods

Due date of deliverable: 57
Actual submission date: 15.11.2024



This project has received funding from the European Union's Horizon 2020 research and innovation program under grant agreement N° 862695, and from the Tillämpningsklivet Precisionsodling RUN 2021-00020 Region Västra Götaland

1. Guida alla raccolta dati (covariate, multipli sensori)
2. Guida al disegno sperimentale considerando covariate e PSS
3. Analisi passo per passo incrementando la complessità per determinare accuratezze
4. Effetto delle covariate nella modellistica
5. Analisi cost-benefit dell'uso di PSS
6. Suggerimenti per 3D mapping

Lozano Fondón et al., (2024). A fieldwork protocol and procedures for cost-benefit estimation for using proximal soil sensing methods. DOI: [10.5281/zenodo.14265143](https://doi.org/10.5281/zenodo.14265143)

Qualche risultato

Turkey			CEC			Clay			N			SOC		
Method	Data	Layer	R ²	RMSE	RI%	R ²	RMSE	RI%	R ²	RMSE	RI%	R ²	RMSE	RI%
Global mean	Samples	Topsoil	1.000	2.878		1.000	5.591		1.000	0.219		1.000	0.154	
Global mean	Samples	Subsoil	1.000	3.075		1.000	6.654		1.000	0.234		1.000	0.226	
Voronoi polygons	Samples	Topsoil	0.195	2.858		0.001	8.206		0.011	0.298		0.009	0.217	
Voronoi polygons	Samples	Subsoil	0.242	3.148		0.052	8.282		0.145	0.266		0.001	0.326	
IDW	Samples	Topsoil	0.197	2.534	BS	0.000	6.232		0.043	0.246		0.017	0.170	
IDW	Samples	Subsoil	0.283	2.562		0.030	6.666		0.120	0.223		0.000	0.251	
OK	Samples	Topsoil	0.169	2.568		0.000	5.656	BS	0.034	0.227	BS	0.009	0.152	BS
OK	Samples	Subsoil	0.260	2.581	BS	0.064	6.410	BS	0.215	0.202	BS	0.010	0.222	BS
LinReg	EMI	Topsoil	0.042	2.812	-9.91	0.010	5.573	1.49	1.000	0.219	3.84	0.006	0.152	-0.11
LinReg	EMI	Subsoil	0.043	3.001	-14.01	1.000	6.654	-3.66	0.003	0.236	-14.43	1.000	0.226	-1.87
LinReg	γ-ray	Topsoil	1.000	2.842	-10.85	0.041	5.504	2.76	1.000	0.220	3.08	1.000	0.156	-2.62
LinReg	γ-ray	Subsoil	1.000	3.058	-15.60	0.032	6.609	-3.00	1.000	0.237	-14.75	0.030	0.223	-0.47
LinReg	VisNIR+XRF+TDR	Topsoil	0.130	2.606	-2.78	0.045	5.470	3.40	0.004	0.218	4.17	0.004	0.155	-2.03
LinReg	VisNIR+XRF+TDR	Subsoil	0.232	2.638	-2.17	0.008	6.685	-4.12	0.001	0.237	-14.62	1.000	0.229	-2.96
LinReg	Sentinel-2 + DEM covariates	Topsoil	0.307	2.383	6.34	0.047	5.689	-0.58	0.210	0.193	17.68	0.177	0.152	-0.34
LinReg	DEM covariates	Subsoil	0.017	3.005	-14.13	1.000	6.744	-4.96	1.000	0.237	-14.75	1.000	0.229	-2.96
LinReg	EMI + γ-ray + Sentinel-2 + DEM covariates	Topsoil	0.123	2.713	-6.63	0.076	5.493	2.97	0.073	0.224	1.28	0.186	0.157	-3.47
LinReg	EMI + γ-ray + DEM covariates	Subsoil	0.131	2.858	-9.70	0.032	6.609	-3.00	0.024	2.283	-91.15	0.058	0.221	0.35
LinReg	EMI + γ-ray + VisNIR+XRF+TDR + Sentinel-2 + DEM covariates	Topsoil	0.160	2.689	-5.76	0.156	5.140	10.03	0.078	0.209	8.49	0.130	0.169	-10.08
LinReg	EMI + γ-ray + VisNIR+XRF+TDR + DEM covariates	Subsoil	0.232	2.638	-2.17	0.099	6.454	-0.68	0.025	1.841	-89.02	0.058	0.221	0.35
PLSR	EMI	Topsoil	0.134	2.575	-1.60	0.108	5.212	8.50	0.015	0.213	6.66	0.108	0.143	5.92
PLSR	EMI	Subsoil	0.139	2.762	-6.56	0.083	6.287	1.95	0.094	0.220	-8.01	0.080	0.213	3.89
PLSR	γ-ray	Topsoil	0.076	2.659	-4.73	0.194	4.953	14.19	0.111	0.202	12.30	0.093	0.145	5.02
PLSR	γ-ray	Subsoil	0.086	2.846	-9.31	0.192	5.902	8.60	0.139	0.214	-5.66	0.187	0.201	10.51
PLSR	VisNIR+XRF+TDR	Topsoil	0.262	2.377	6.57	0.186	4.977	13.63	0.087	0.205	10.82	0.079	0.146	4.24
PLSR	VisNIR+XRF+TDR	Subsoil	0.366	2.370	8.89	0.125	6.142	4.36	0.071	0.222	-9.14	0.046	0.217	2.02
PLSR	EMI + γ-ray + Sentinel-2 + DEM covariates	Topsoil	0.306	2.305	9.93	0.311	4.580	23.49	0.283	0.182	25.04	0.304	0.127	19.84
PLSR	EMI + γ-ray + DEM covariates	Subsoil	0.368	2.367	9.05	0.246	5.701	12.43	0.253	0.200	1.28	0.282	0.189	17.58
PLSR	EMI + γ-ray + VisNIR+XRF+TDR + Sentinel-2 + DEM covariates	Topsoil	0.404	2.136	18.62	0.349	4.451	27.08	0.332	0.175	29.52	0.443	0.113	33.96
PLSR	EMI + γ-ray + VisNIR+XRF+TDR + DEM covariates	Subsoil	0.406	2.295	12.44	0.361	5.247	22.15	0.336	0.188	7.44	0.292	0.187	18.48
LinReg_RF	EMI + γ-ray + VisNIR+XRF+TDR + Sentinel-2 + DEM covariates	Topsoil	0.203	2.499	1.38	0.045	5.470	3.40	0.070	0.209	8.70	0.020	0.168	-9.43
PLSR_RF	EMI + γ-ray + VisNIR+XRF+TDR + Sentinel-2 + DEM covariates	Topsoil	0.345	2.239	13.13	0.218	4.880	15.89	0.178	0.194	16.79	0.178	0.138	10.30
LinReg_RF	EMI + γ-ray + VisNIR+XRF+TDR + DEM covariates	Subsoil	0.232	2.638	-2.17	0.080	6.471	-0.94	0.023	1.611	-87.46	0.058	0.221	0.35
PLSR_RF	EMI + γ-ray + VisNIR+XRF+TDR + DEM covariates	Subsoil	0.387	2.332	10.66	0.264	5.633	13.80	0.177	0.209	-3.48	0.226	0.196	13.26

E Table 10: Model parameters and RI index for the CEC, clay, N, and SOC top and subsoil spatializations using sample-based, PSS covariates, DEM, and Sentinel-2 ancillary data. The modeling method is defined in the "Method" column, where IDW is inverse distance weighted, OK is ordinary kriging, and LinReg_RF and PLSR_RF stand for the modeling method using random forest for variables selection. BS indicates what modeling method for the sample-based group of data represents the baseline from which the RI index (increase in accuracy) is calculated.



Qualche risultato

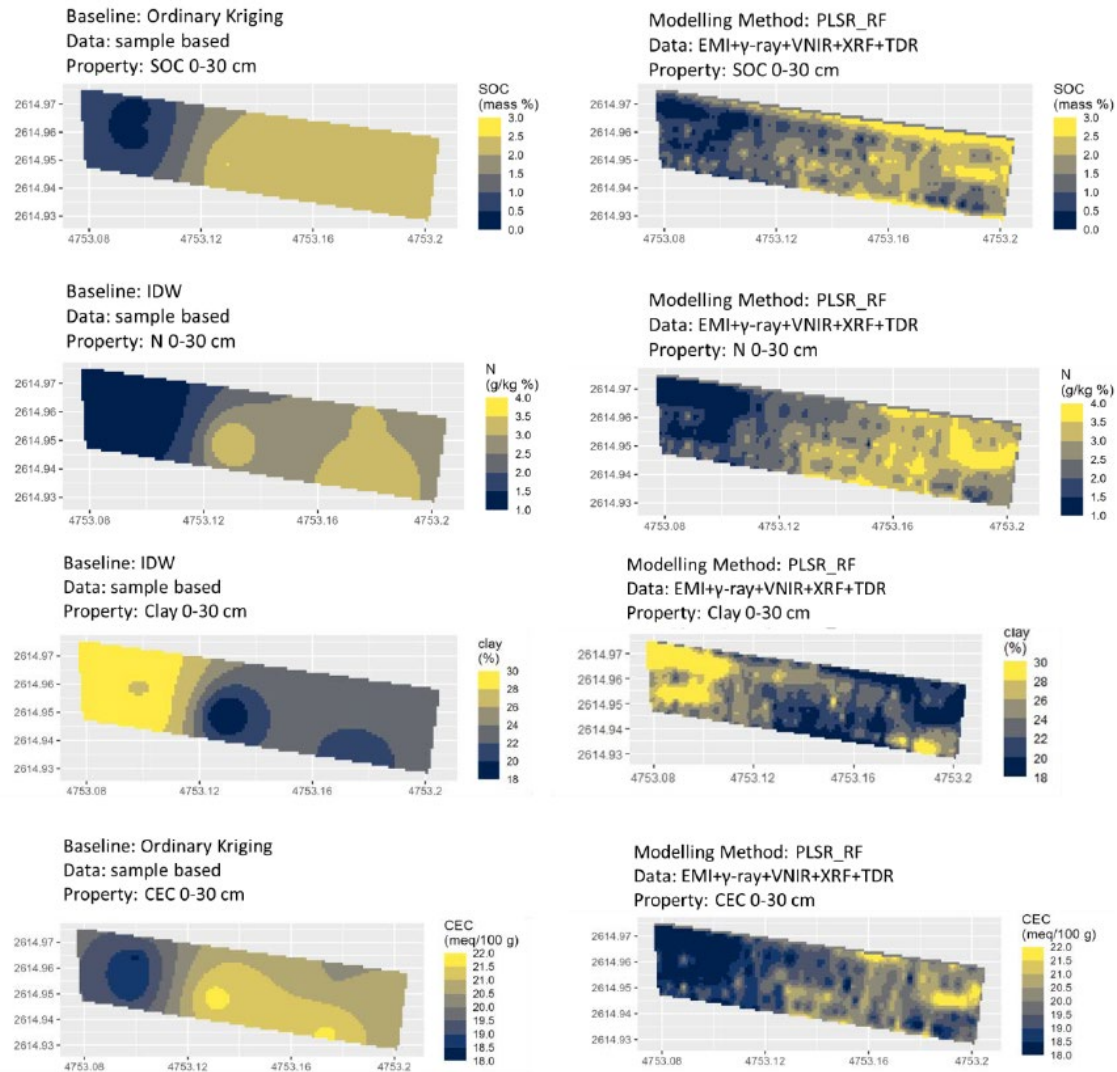


Figure 7: Baselines and best-model-spatializations of CEC, clay, N, and SOC in Maribor University's LTE field in Pivola, Slovenia.

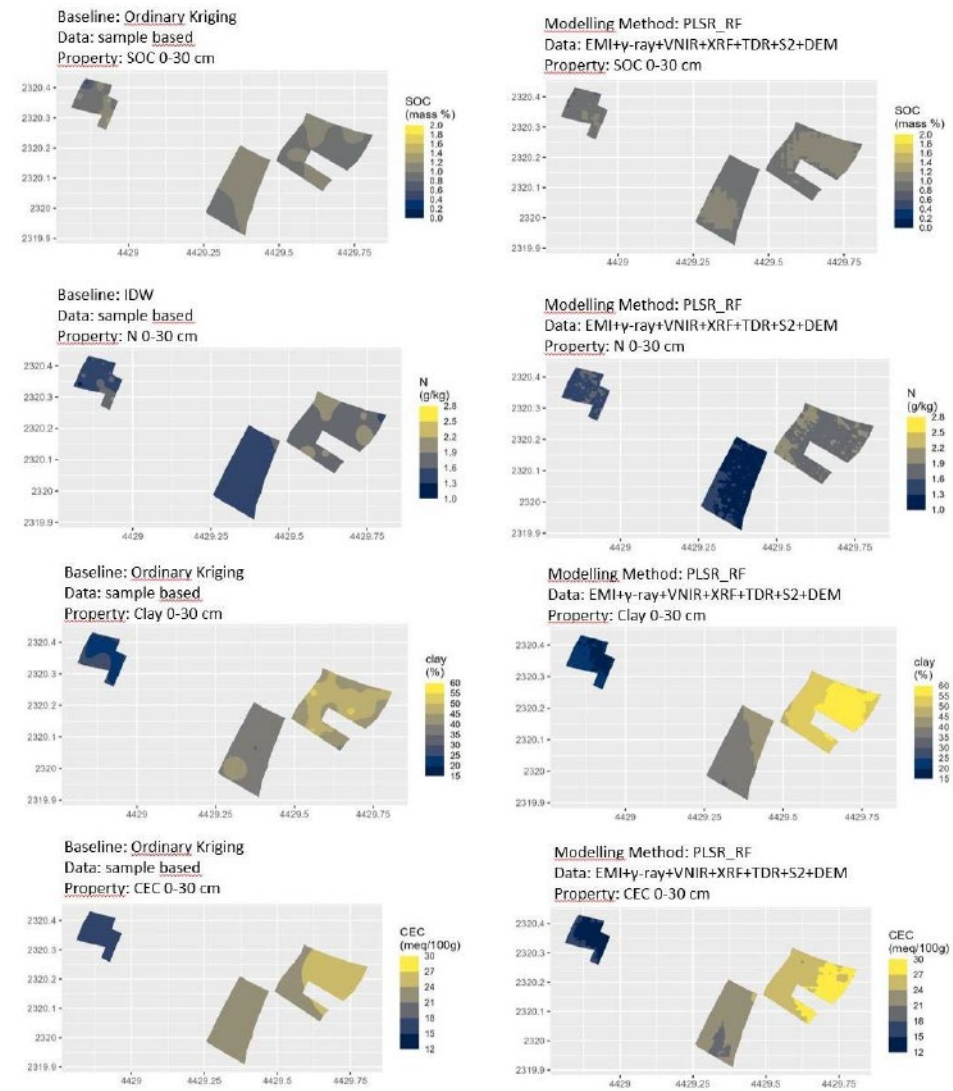


Figure 10: Baselines and best-model predictions of CEC, clay, N, and SOC in Fagna, the Fagna LTE field in Scarperia, Italy.

Take-Home messages to stakeholders



- Buona precisione dei modelli spaziali
- Sensibili a soil management practices e land cover (usi del suolo)
- Poco sensibili a cambiamenti nel breve termine dovuti alla qualità dei prodotti RS.
- Uso di mosaici da serie temporali: ottimi per aumentare l'area di analisi con condizioni di suolo nudo. Individuazione di indici di riflettanza più stabili. Ottimo per creazione di SSL. Inconveniente: perdita della componente temporale
- Uso di covariate migliora la capacità predittiva dei modelli
- Le bande S2 possono essere anche usate come covariate nella stratificazione dei campionamenti di suolo



- Accuratezza dei modelli spaziali molto buona
- Sensibili allo stato del suolo (umidità, crusts, rugosità)
- Sensibili alla eterogeneità spaziale e temporale
- Uso di covariate migliora la capacità predittiva dei modelli
- Tra le tecniche PSS sotto indagine, misure puntuali più accurate rispetto ai modelli spaziali
- Il costo di rilievo di un'ettaro di terreno con PSS gira in torno ai 250€ (prodotto finale)
- Data fusion e combinazione di tecniche PSS migliora le predizioni anche se l'uso di tanti sensori può avere dei costi alti
- L'acquisizione di spettri in campo è soggetta ad armonizzazione (spettri di riferimento come Lucky Bay sands) e riduzione di fattori di disturbo.