

1222 · 2022
800
ANNI



**UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DI PADOVA**

Università degli Studi di Padova

Scuola di Agraria e Medicina Veterinaria

Dipartimento di Agronomia Animali Alimenti Risorse naturali e Ambiente

Corso di Laurea Magistrale in

Scienze e Tecnologie per l'Ambiente e il Territorio

Elaborato di Laurea

**APPLICAZIONE DI UN RILEVATORE DI RAGGI GAMMA PER LO
STUDIO DELLA VARIABILITÀ DEL SUOLO**

Relatore:

Prof. Morari Francesco

Laureanda:

Bozzini Aurora

Matricola 1207373

Anno accademico 2019/2020

"Now, here, you see, it takes all the running you can do, to keep in the same place.

If you want to get somewhere else, you must run at least twice as fast as that!"

L. Carroll

Indice

Riassunto.....	1
Abstract.....	3
1. Introduzione.....	5
1.1 Introduzione all'agricoltura di precisione.....	6
1.2 Inidoneità dei metodi tradizionali di analisi del suolo	7
1.3 Metodi non invasivi di indagine: <i>remote sensing</i> e <i>proximal sensing</i>	7
1.3.1 Accenni sul remote sensing.....	8
1.3.2 <i>Proximal sensing</i> : vantaggi e metodi.....	9
1.3.3 Accenni sulle misure spettrali (VIS-NIR e MIR).....	11
1.3.4 Introduzione ai metodi geofisici: l'induzione elettromagnetica	12
1.3.5 La spettrometria gamma	14
1.3.5.1 Calcolo delle concentrazioni dei radionuclidi con il metodo FSA.....	17
1.4 Uso della spettroscopia gamma nelle indagini agronomiche	18
1.5 Importanza delle indagini sul SOC in un'ottica di mitigazione degli effetti dell'agricoltura sul clima	19
1.6 Scopo dell'elaborato.....	21
2. Materiali e metodi.....	23
2.1 Aree oggetto di studio	23
2.2 Analisi di laboratorio sui campioni di suolo	25
2.3 Misure geofisiche e radiometriche.....	27
2.4 Analisi statistiche e geostatistiche	35
3. Risultati	37
3.1 Dati dai campioni di suolo	37
3.2 ECa, umidità e dati radiometrici	39
3.3 Correlazioni statistiche e spaziali.....	42
3.4 Regressione multipla e PCA.....	47
4. Discussione	49

4.1. Caratteristiche del suolo.....	49
4.2. Correlazioni statistiche e spaziali.....	50
4.3. Regressione multipla e PCA.....	53
5. Conclusione.....	57
Ringraziamenti.....	59
Bibliografia.....	61
Indice delle figure.....	71
Indice delle tabelle.....	77
Appendici.....	79
A. Campo IS.....	81
B. Campo Rot.....	87
C. Campo CaB.....	93
D. Campo CaTm.....	101
E. Campo CaTs.....	105
F. Correlazione di Spearman e regressione multipla.....	109

Riassunto

La variabilità spaziale delle proprietà dei suoli è uno dei fattori determinanti per la resa agricola. Rappresenta anche una delle basi dell'agricoltura di precisione che, a partire da informazioni sulla variabilità del suolo a piccola scala, prevede l'applicazione di strategie gestionali mirate ad ottimizzare l'uso delle risorse e massimizzare la produzione, preservando al contempo il sistema agro-ecologico. Questo è particolarmente importante per affrontare gli effetti dei cambiamenti climatici e dell'aumento demografico a livello globale. È perciò necessario individuare tecniche che consentano di descrivere efficacemente la variabilità spaziale delle proprietà del suolo che più influenzano la produzione agricola. Tecniche di *remote* e *proximal sensing* sono utili per il rilevamento dei dati spaziali, unite a tecniche geostatistiche per l'elaborazione e l'interpretazione dei dati raccolti. Grazie a questi metodi è possibile ricavare mappe che descrivano la variabilità del suolo e che possono poi essere usate per formulare migliori pratiche e strategie gestionali. La spettrometria gamma si è rivelata una tecnica efficace per l'analisi non invasiva del suolo in ambito agricolo. È stata spesso utilizzata in *proximal sensing*, insieme all'induzione elettromagnetica, per individuare la variabilità di proprietà quali tessitura, litologia, contenuto idrico, nutrienti e *soil organic carbon* (SOC) negli strati di suolo superficiali. Per il lavoro di tesi è stata svolta una serie di indagini utilizzando un rilevatore di raggi γ e un conduttivimetro elettromagnetico, su cinque siti agricoli distribuiti sul territorio Veneto. I dati raccolti sono stati elaborati con *ordinary kriging* per creare mappe di distribuzione spaziale dei parametri misurati. Sono state inoltre applicate tecniche quali correlazione di Spearman, regressione multipla e PCA per verificare le relazioni fra i dati raccolti e i dati provenienti da analisi di laboratorio su campioni di suolo, comprendenti in particolare tessitura e SOC. Si è studiata in particolare la capacità dei sensori di rilevare la variabilità del contenuto di SOC, poiché questo costituisce un fattore importante per la fertilità del suolo e per il bilancio globale del C. Una migliore gestione dei sistemi agricoli, mirata a conservazione ed aumento delle riserve di SOC, permetterebbe infatti di mantenere le proprietà utili del suolo e di mitigare gli effetti sul clima dovuti ai flussi di C negli agro-ecosistemi, determinando un sequestro netto di CO₂ dall'atmosfera. I risultati di questo lavoro dimostrano la capacità degli strumenti di rilevare suddetta variabilità, soprattutto in relazione alla composizione tessiturale. In particolare, i raggi γ risultano correlati al contenuto di argilla in suoli non torbosi, mentre in suoli ad alto contenuto di SOC è questo il parametro, insieme con il contenuto idrico, che più determina la variabilità del segnale. Ulteriori studi sulla mineralogia dei suoli indagati potrebbero verificare l'attendibilità dei risultati presentati e migliorare le interpretazioni sulle distribuzioni spaziali dei dati.

Abstract

The spatial variability of soil properties is one of the determining factors for agricultural yield. It also represents one of the bases of precision agriculture, which, starting from information on soil variability at the small-scale, involves the application of management strategies aimed at optimizing the use of resources and maximizing production, while still preserving the agri-ecological system. This is particularly important to address the effects of global climate change and of population growth. It is therefore necessary to identify techniques that allow to effectively describe the spatial variability of the soil properties that have the most influence on agricultural production. Remote and proximal sensing techniques are useful for spatial data collection, combined with geostatistical techniques for processing and interpreting the collected data. Thanks to these methods it's possible to obtain maps that describe soil variability, and which can then be used to frame best practices and management strategies. Gamma spectrometry has proved to be an effective technique for non-invasive soil analysis in agriculture. It has often been used as a proximal sensing technique, along with electromagnetic induction, to detect the variability of properties such as texture, lithology, water content, nutrients and soil organic carbon (SOC) in the surface soil layers. For the thesis work, a series of investigations was carried out using a γ -ray detector and an electromagnetic conductivity meter, on five agricultural sites distributed throughout the Veneto region. The collected data were processed with ordinary kriging to create spatial distribution maps of the measured parameters. Techniques such as Spearman correlation, multiple regression and PCA were also applied to verify the relationships between the collected data and the data obtained from laboratory analysis on soil samples, including in particular texture and SOC. Notably, the ability of the sensors to detect SOC content variability was studied, since this is an important factor for soil fertility and for the global carbon balance. A better management of agricultural systems, aimed at the conservation and increase of SOC stocks would, in fact, allow to maintain the useful properties of the soil and to mitigate the climate effects due to the C flows in the agri-ecosystems, resulting in a net sequestration of CO₂ from the atmosphere. The results of this work demonstrate the ability of the sensors to detect the aforementioned variability, especially in relation to the textural composition. Specifically, the γ -rays are related to the clay content in non-peaty soils, while in soils with a high SOC content it's this parameter, together with water content, which most determines signal variability. Further studies on the mineralogy of the investigated soils could verify the reliability of the presented results and improve the interpretations on the spatial distributions of the data.

1. Introduzione

La conoscenza delle caratteristiche del territorio e del suolo è di primaria importanza per tutte le attività umane. Allo studio della terra e del suolo sono infatti dedicate molte discipline, i cui risultati sono applicati in diversi campi per ricavare i servizi e le risorse fondamentali per la vita dell'uomo (cibo, energia, fibre, ecc.). Risorse per le quali la richiesta aumenterà insieme all'aumento della popolazione mondiale (si prevede un aumento di 2 miliardi entro il 2050 secondo dati dell'ONU) (ONU, 14 febbraio 2020). Riuscire a estrapolare una grande quantità di informazioni dettagliate e complete da questo comparto ambientale è quindi indispensabile per far fronte alle future necessità (Viscarra Rossel e McBratney, 1998). Soprattutto considerando le sfide poste da degrado ambientale e cambiamenti climatici. Proprio per questi motivi negli ultimi decenni è stata portata avanti una continua attività di raccolta di dati e immagini, soprattutto grazie ai sistemi satellitari, per una descrizione sempre più esaustiva del territorio.

Questo è ovviamente fondamentale anche e soprattutto in campo agronomico: il suolo, infatti, è un elemento che può avere un effetto dominante sulla produzione agricola in termini di quantità e qualità dei raccolti (Ge et al., 2011). In effetti, il fattore principale che determina la capacità produttiva di un campo è la disponibilità di acqua e di nutrienti: la capacità di trattenere acqua e nutrienti dipende però dalle proprietà del suolo. Sono quindi le differenze fra queste proprietà a spiegare le variazioni nei livelli di produttività dei campi agricoli (Pracilio et al., 2006). Il settore agroforestale rappresenta inoltre un attore importante nell'attuale scenario condizionato dai cambiamenti climatici in atto, poiché ne è direttamente influenzato ma vi contribuisce anche attivamente. L'agricoltura contribuisce infatti in maniera consistente ai flussi di GHG (*Greenhouse Gases*) fra suolo e atmosfera, in particolare di CO₂, CH₄ e N₂O. Si stima che il settore agricolo abbia contribuito per circa il 23% alle emissioni di origine antropica di GHG fra il 2007 e il 2016 (IPCC, 2019), e che il livello di emissioni sia rimasto pressoché costante. In questo contesto, è ancora più importante mettere in atto buone pratiche di gestione per mantenere le condizioni di produttività del settore, migliorandone però la sostenibilità dal punto di vista del degrado ambientale e delle emissioni.

In definitiva, il suolo può essere considerato un sistema complesso e una risorsa. Conoscere struttura e proprietà consente di applicare le strategie agronomiche più adatte per ottimizzarne la gestione e preservarne le qualità, mantenendo comunque alta la produttività e mitigando gli effetti negativi sull'ambiente e sul clima derivati dal suo sfruttamento (Viscarra Rossel et al., 2006; Oliver, 2013).

1.1 Introduzione all'agricoltura di precisione

Uno degli obiettivi della ricerca in questo campo, quindi, è quello di migliorare le attuali pratiche agricole tramite l'impiego di metodi e tecnologie che favoriscano l'ottimizzazione dell'utilizzo delle risorse sfruttate in agricoltura (acqua, fertilizzanti, fitofarmaci, ecc.). Ciò permetterebbe infatti di ridurre sprechi di risorse e impatti negativi sull'ambiente (Ortuani et al., 2019; Priori et al., 2013a), andando a migliorare la sostenibilità (economica e ambientale) dei sistemi produttivi. Questo concetto è anche il principio alla base di agricoltura sostenibile e agricoltura di precisione. L'agricoltura di precisione implica infatti l'ottimizzazione della gestione dei campi coltivati e degli input agricoli, a partire dalla conoscenza delle proprietà del suolo su piccola scala, volta a migliorare la redditività dell'attività e mitigarne gli effetti negativi sull'ambiente (Ge et al., 2011; Oliver, 2013; Corwin, 2013). Le differenze locali fra le proprietà del suolo negli strati più superficiali (1 – 2 m massimo) possono infatti influenzare fattori importanti per la produzione, quali: flussi e disponibilità di acqua e nutrienti; capacità di ritenzione idrica del suolo; crescita radicale (Brogi, 2019). Dagli anni novanta l'approccio all'agricoltura di precisione ha perciò richiesto una descrizione molto precisa della variabilità delle proprietà di suolo e piante a piccola scala (Ortuani et al., 2019). Per poter ottenere questo tipo di informazione è necessaria una mappatura dettagliata, all'interno del campo oggetto di indagine, di tutti i parametri agronomici rilevanti per la produzione agricola. Vengono quindi adottate diverse tecniche per raccogliere informazioni e caratterizzare il sito di indagine, determinando in maniera precisa le variazioni dei parametri agronomici di interesse nello spazio e nel tempo. A questo scopo, viene integrato l'utilizzo di strumenti in grado di raccogliere la maggior quantità di dati possibile con l'uso di metodi geostatistici per l'elaborazione di quei dati. Tramite questi metodi è quindi possibile creare modelli agro-ambientali e mappe (*digital soil mapping*, DSM) che consentono di ricostruire le distribuzioni spaziali delle proprietà chimico-fisiche del suolo e valutare le relazioni che sussistono fra queste proprietà, l'ambiente e le pratiche gestionali adottate (Paz, 2000). In questo modo i campi agricoli possono essere suddivisi in zone caratterizzate da un suolo con proprietà omogenee (*Site Specific Management Zones*, SSMZ oppure *Homogeneous Zones*, HZ), entro le quali potranno essere applicati metodi di gestione differenti e specifici (Nawar et al., 2017; Priori et al., 2014a). La politica gestionale delle aziende si affiderà a questi modelli e alle mappe che ne risultano, che dovranno essere quindi il più possibile informative. Ciò è fondamentale per monitorare efficacemente gli effetti e l'efficienza di diverse strategie di gestione e produzione (Priori et al., 2016). Il successo dell'agricoltura di precisione dipende quindi dalla disponibilità di metodi affidabili e altamente performanti per raccolta in campo ed elaborazione di una grande quantità di dati sito-specifici (Ge et al., 2011).

1.2 Inidoneità dei metodi tradizionali di analisi del suolo

Tradizionalmente vengono svolti un campionamento diretto sul campo di interesse e, successivamente, delle analisi chimiche e fisiche per valutare caratteristiche, funzioni e qualità del suolo (Ge et al., 2011; Mulder et al., 2011; Castaldi et al., 2014). Attraverso le analisi di laboratorio possono essere raccolte misure estremamente precise di proprietà quali: conducibilità elettrica, pH, densità apparente, tessitura e mineralogia, contenuto idrico, nutrienti, quantità di carbonio organico e inorganico nelle sue diverse forme, rapporto C/N, TKN, CEC, salinità, ecc.

Il metodo tradizionale permette di ottenere misure molto precise delle proprietà di interesse, ma presenta diversi svantaggi che non lo rendono adatto ad una applicazione in agricoltura di precisione. Per ottenere un'alta quantità di dati di alta qualità (necessaria per una mappatura utile per la gestione delle risorse agricole) bisognerebbe condurre un campionamento intensivo nel sito oggetto di studio. Come conseguenza a questo tipo di campionamento, dovrebbe essere effettuata una grande quantità di analisi di laboratorio. Tutto ciò si rivelerebbe estremamente dispendioso in termini di lavoro, tempo e denaro: un'eventualità sconveniente per gli agricoltori e i proprietari delle aziende e, perciò, non praticabile. Oltre a questo, molte tecniche analitiche convenzionali, nel tentativo di stabilire la relazione fra le proprietà chimico-fisiche del suolo e le sue componenti individuali, non tengono in considerazione le complesse interazioni che caratterizzano queste componenti. Le azioni di preparazione dei campioni e le eventuali estrazioni chimiche dal suolo potrebbero, inoltre, alterare l'equilibrio fra le fasi all'interno del campione, complicando ulteriormente l'interpretazione dei risultati ottenuti (Viscarra Rossel et al., 2006).

Per questo motivo la ricerca si sta concentrando sullo sviluppo di tecnologie di rilevamento rapido e indiretto di dati in campo e sull'ideazione di modelli e metodi più efficaci per l'elaborazione dei dati e delle loro caratteristiche spaziali. Questo permetterebbe di avere a disposizione una grande quantità di informazioni di alta qualità, facilmente reperibili ed economiche, tramite cui produrre una mappatura precisa e ad alta risoluzione delle variazioni delle proprietà chimico-fisiche del suolo senza dover ricorrere a campionamenti intensivi e analisi costose (Casa et al., 2012; Ge et al., 2011; Mulder et al., 2011; Wong et al., 2010).

1.3 Metodi non invasivi di indagine: *remote sensing* e *proximal sensing*

Per integrare le pratiche di campionamento tradizionale commentate in precedenza, vengono studiati ed applicati metodi di indagine non invasivi per raccogliere dati sulle caratteristiche del suolo senza comprometterne l'integrità. La raccolta dei dati operata per

mezzo di questi metodi può avvenire come rilevamento remoto (*remote sensing*, o telerilevamento) o rilevamento prossimale (*proximal sensing*). I dati raccolti con questi metodi possono essere utilizzati in DSM, insieme ai dati da campionamento tradizionale e a appropriate tecniche geostatistiche, per creare mappe che descrivano la variabilità spaziale delle proprietà di suolo e colture (Mulder et al., 2011).

1.3.1 Accenni sul remote sensing

Il *remote sensing* (RS) si basa sull'osservazione e la misurazione delle caratteristiche della superficie terrestre (Carter e Young, 2013). L'uso del *remote sensing* in campo agronomico iniziò a partire dagli anni Trenta del Novecento, a seguito degli sviluppi della tecnologia fotografica. Le informazioni sulla superficie (riguardo, ad es., a suolo, vegetazione, presenza di acqua) si ricavano infatti tramite immagini ottenute da osservazioni fotografiche e/o sensori spettrali a bordo di velivoli o satelliti. Il *remote sensing* presenta diversi vantaggi per l'applicazione in agricoltura di precisione. Costituisce infatti una tecnica complessivamente conveniente, non invasiva e flessibile, che permette di raccogliere rapidamente una grande quantità di dati garantendo la copertura di aree molto estese (Ge et al., 2011). I sensori utilizzati possono infatti raccogliere una grande quantità di dati sulla radiazione elettromagnetica riflessa o emessa dalla superficie terrestre, in un ampio range di bande spettrali (principalmente nel visibile, VIS, e nell'infrarosso: NIR, *near infrared*, e SWIR, *short-wave infrared*). Questi dati vengono poi usati per determinare e quantificare ad es. le proprietà chimico-fisiche del suolo (tessitura, sostanza organica, ecc.) (Casa et al., 2012) o lo stato di salute delle piante (Priori et al., 2013a). Le diverse proprietà e le diverse caratteristiche di una superficie, infatti, determinano una diversa e riconoscibile riflessione della luce nelle sue diverse lunghezze d'onda (Gomez et al., 2008; Janse and Deshmukh, 2017). A seconda della risoluzione spettrale dei sensori, questi possono essere: sensori multispettrali, che restituiscono informazioni più qualitative sulla variabilità della superficie; sensori iperspettrali, che sono dotati di una maggior risoluzione spettrale e consentono di fornire stime quantitative più accurate sulle proprietà del suolo alla scala di campo (Casa et al., 2013a; Castaldi et al., 2014). Nonostante la versatilità e la convenienza di questo metodo quando si necessita di immagini e dataset su larga scala (locale, regionale o più), il *remote sensing* presenta svariate limitazioni per quanto riguarda l'utilizzo a piccola/media scala (scala di campo) per indagini sul suolo: basso rapporto segnale/rumore; attenuazione e influenza sul segnale da parte della colonna d'aria e della vegetazione; necessità di utilizzare metodi statistici e di *modeling* complessi; necessità di avere a disposizione strumentazione avanzata e costosa e personale altamente specializzato; perdita di dati dovuta alla mascherazione delle firme spettrali di oggetti non

di interesse (ad es. strade, aree urbane, corpi d'acqua); bassa risoluzione spaziale, con conseguente difficoltà di riconoscere la variabilità del suolo alla piccola scala; inaccuratezza di interpretazione dovuta alle diverse caratteristiche anche topografiche della superficie, che possono provocare deviazioni della radiazione riflessa e rilevata dai sensori; capacità di rivacare informazioni solamente dalla superficie, non dal profilo del suolo (Ben-Dor et al., 2009; Casa et al., 2012; Casa et al., 2013b; Mulder et al., 2011). In particolare queste ultime caratteristiche possono risultare uno svantaggio in agricoltura di precisione.

1.3.2 *Proximal sensing*: vantaggi e metodi

Le problematiche sopra citate possono essere risolte tramite l'applicazione del *proximal sensing*, ovvero di tecniche di rilevamento che possono essere applicate (accoppiandole con tecnologie di geolocalizzazione, come GPS o GNSS) direttamente in campo per misurare le proprietà del suolo ad una distanza di 2 m o meno dalla superficie (Adamchuk e Viscarra Rossel, 2010). Tramite questi strumenti infatti può essere raccolta una grande quantità di dati in modo più semplice, economico e rapido rispetto ai campionamenti tradizionali. Questo, nonostante le singole misurazioni possano risultare meno accurate rispetto a quelle che si otterrebbero da analisi di laboratorio, rende l'utilizzo di questi metodi di rilevamento molto efficiente e utile (Priori et al., 2016). In più, essendo raccolte direttamente in campo, le informazioni sul suolo sono inalterate rispetto alle condizioni al momento del campionamento (Viscarra Rossel e Adamchuk, 2013).

Le tecniche utilizzate in *proximal sensing* sfruttano la relazione esistente fra alcune grandezze fisiche misurabili e le proprietà del suolo (ad es. tessitura, contenuto d'acqua, temperatura, CEC) per fornire informazioni sulla distribuzione di queste ultime (Viscarra Rossel et al., 2011). Gli strumenti utilizzati a questo scopo sono maneggevoli, possono essere trasportati su veicoli o addirittura a mano e, talvolta, sono in grado di restituire misure istantanee di determinati parametri. Rispetto al rilevamento da remoto, il *proximal sensing* presenta diversi vantaggi che lo rendono un metodo particolarmente utile in agricoltura di precisione. La possibilità di raccogliere dati in prossimità del suolo infatti consente di ottenere una grande quantità di informazioni con un'alta risoluzione spaziale. Questo permette di riuscire a quantificare la variabilità spaziale delle proprietà del suolo in maniera molto più precisa, all'interno del campo in cui l'indagine si svolge (Priori et al., 2018; de Gruijter et al., 2010). Inoltre, le tecniche utilizzate in *proximal sensing* riescono a fornire informazioni sul profilo di suolo, non solo sulla superficie, con una profondità che varia a seconda del metodo utilizzato.

I sensori utilizzati possono essere classificati secondo: il modo in cui la misura viene svolta (misure invasive, ad es. per quanto riguarda alcune tecniche geofisiche, o non invasive); la

sorgente di energia utilizzata (tecniche attive o passive); il metodo di raccolta dei dati (sensori stazionari o mobili); il metodo di inferenza utilizzato per misurare le proprietà chimico-fisiche di interesse (diretto o indiretto, mediante proxy)(Viscarra Rossel et al., 2011).

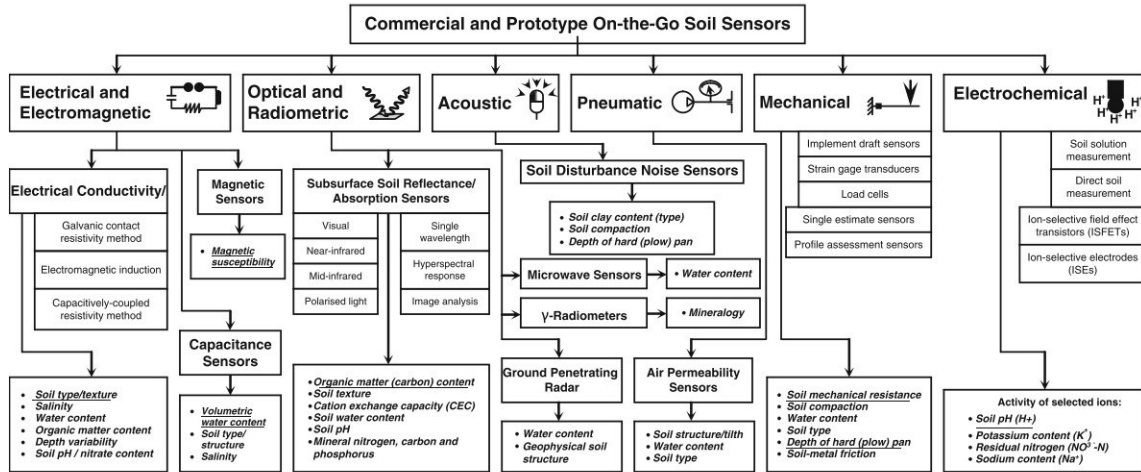


Figura 1.1: classificazione generale dei sistemi di proximal sensing del suolo. Le proprietà sottolineate sono probabilmente quelle che meglio si riescono a ricavare dalle misure ottenute. Da Adamchuk e Viscarra Rossel (2010).

Le principali tecniche utilizzate in ambito agronomico per mappare la variabilità dei suoli sono le misure spettrali di assorbimento e riflettanza da sensori ottici (principalmente nelle bande VIS, NIR e MIR, *mid infrared*), le tecniche geofisiche e le tecniche radiometriche (Figura 1.2). Possono anche essere utilizzate combinazioni di queste tecniche per raccogliere i dati in campo, così da compensare agli svantaggi dei singoli metodi e consentire una migliore comprensione della variabilità delle proprietà del suolo.

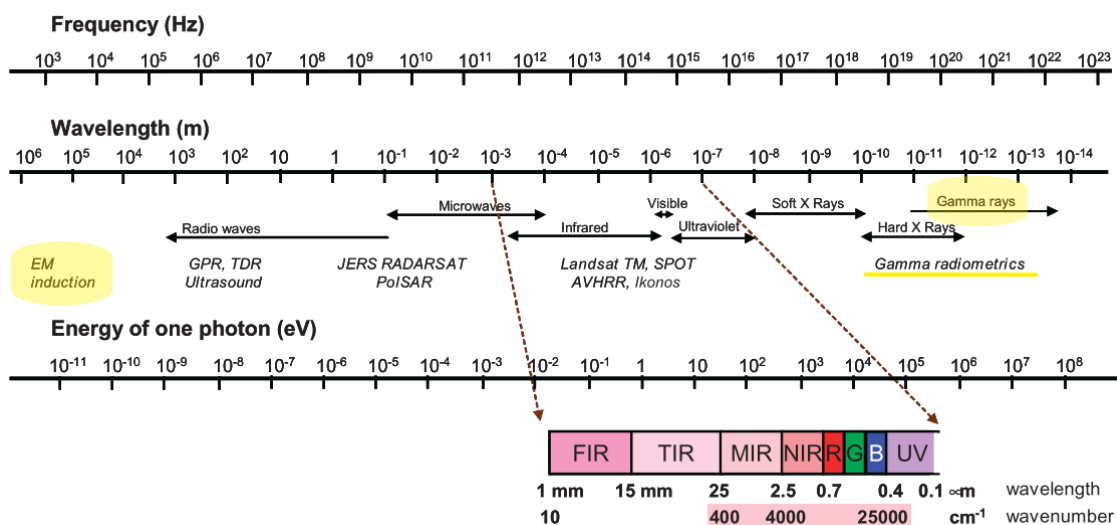


Figura 1.1: spettro elettromagnetico, in cui sono evidenziate le porzioni riferite alle misure geofisiche, spettrali (VIS e IR) e radiometriche. Modificato da Viscarra Rossel et al. (2006).

1.3.3 Accenni sulle misure spettrali (VIS-NIR e MIR)

Come detto in precedenza al capitolo 1.3.1, le misure spettrali sono molto utili per discriminare le diverse proprietà di un oggetto. La spettroscopia a riflettanza diffusa è una tecnica rapida, non invasiva, adattabile all'utilizzo in movimento in campo e che consente di misurare più proprietà del suolo con una sola misurazione, specialmente se vengono combinate tecniche che rilevano bande spettrali differenti (Viscarra Rossel et al., 2006; Viscarra Rossel et al., 2011). Le bande VIS e NIR (400-2500 nm) sono le più sfruttate per predire le proprietà fisiche, chimiche e biologiche del suolo a partire dalle loro caratteristiche di riflettanza. Le tecniche spettroscopiche, in particolare nell'infrarosso, sono infatti molto sensibili sia alle fasi organiche del suolo che a quelle inorganiche (Viscarra Rossel et al., 2006). I segnali di riflettanza sono prodotti dalle vibrazioni dei legami fra gli atomi C, H, O, N, P, S (Gomez et al., 2008). Per questo ogni materiale è caratterizzato da una firma spettrale. I sensori ottici sono stati spesso usati per la discriminazione di tessitura (componente minerale), contenuto idrico, vigore delle piante (NDVI) e, in particolare, materia organica e SOC (*soil organic carbon*), oltre che altri parametri (Priori et al., 2016; Adamchuk e Viscarra Rossel, 2010; England e Viscarra Rossel, 2018; De Benedetto et al., 2013).

Le tecniche spettroscopiche presentano alcune limitazioni. Le analisi quantitative sulle proprietà del suolo a partire dalle misure di riflettanza nel VIS e nell'IR richiedono tecniche statistiche sofisticate per distinguere le risposte dovute ai diversi attributi del suolo (Viscarra Rossel et al., 2006). Infatti, la struttura del suolo e la composizione dei suoi costituenti possono causare scattering della luce e sovrapposizione nell'assorbimento delle bande VIS-NIR. Gli spettri rilevati sono perciò difficili da interpretare e necessitano di metodi statistici multivariati per estrarre correttamente le informazioni relative alle diverse proprietà del suolo; un'attenta selezione dei set di calibrazione su cui basare i modelli predittivi (Stenberg et al., 2010). I segnali MIR risultano complessivamente più informativi sulle componenti minerali ed organiche del suolo rispetto a quelli nel VIS-NIR (Viscarra Rossel e Adamchuk, 2013; Viscarra Rossel et al., 2011), tuttavia la tecnologia necessaria per le analisi nel MIR è più complessa, costosa e necessita di una maggiore preparazione dei campioni da analizzare. Per questo il suo utilizzo in campo rimane al momento proibitivo (Viscarra Rossel et al., 2006).

Le tecniche spettrali possono comunque essere usate in combinazione con altri metodi di *proximal sensing* per sopperire alle problematiche sopra citate e migliorare la qualità dei modelli di predittività sulle proprietà del suolo. Esempi di lavori che hanno sfruttato questo tipo di combinazione in campo sono quelli di Priori et al. (2016), De Benedetto et al. (2013) e Ji et al. (2019).

1.3.4 Introduzione ai metodi geofisici: l'induzione elettromagnetica

Le tecniche geofisiche si basano sulla misurazione di determinate grandezze fisiche dalle quali si possono ricavare informazioni sulle caratteristiche del suolo, al di sotto della superficie (Allred et al., 2008). Lo sviluppo di queste tecniche, sin dalla loro origine, è stato teso a soddisfare le necessità dell'industria mineraria. L'utilizzo della geofisica in altri ambiti, come ad es. in campo archeologico, ambientale e idrologico, divenne invece più comune nella seconda metà del secolo scorso. In ambito agronomico, in particolare, la geofisica venne utilizzata maggiormente intorno agli anni Sessanta e Settanta del Novecento, principalmente con misurazioni della resistività elettrica per valutare la salinità del suolo. La maggior parte dei metodi geofisici riesce a ricavare informazioni a profondità maggiori rispetto allo strato di suolo di interesse in ambito agricolo (~1-2 m). È infatti la variabilità delle proprietà in questo strato superficiale ad influenzare la produttività dei campi agricoli. Le tecniche geofisiche maggiormente utilizzate per indagare lo strato superficiale del suolo sono tecniche sensibili alle proprietà elettriche del terreno, quali GPR (*Ground Penetrating Radar*), ERT (*Electrical Resistivity Tomography*) e EMI (*Electromagnetic Induction*) (Brogi, 2019). Questi metodi sono stati utilizzati soprattutto per stimare: contenuto idrico; proprietà tessiturali; mineralizzazione; porosità o contenuto d'acqua residua nei pori (Rubin e Hubbard, 2005). Delle tre tecniche elencate, però, solo l'induzione elettromagnetica (EMI) è non invasiva e si avvale di strumenti che possono essere trasportati su veicoli o piattaforme per essere trainati e condurre le misurazioni in movimento (André et al., 2012; Priori et al., 2018). Questo consente di raccogliere dati su tutta l'estensione del sito di indagine e di descrivere la variabilità del suolo con un'alta risoluzione spaziale. Per questi motivi EMI costituisce la tecnica più versatile da utilizzare in agricoltura di precisione.

Mediante EMI viene misurata la conducibilità elettrica apparente (EC_a , $mS \cdot m^{-1}$) del suolo, definita dalla legge empirica di Archie (Archie, 1942):

$$[1.1] \quad EC_a = EC_s \cdot (\theta/\theta_s)^\beta$$

in cui EC_s è la conducibilità elettrica del suolo saturo, θ è il contenuto idrico volumetrico, θ_s è il contenuto idrico a saturazione e β è una costante empirica. In campo, le misure di EC_a nello strato superficiale di suolo vengono raccolte tramite un conduttivimetro (CMD). Questo strumento è munito di bobine (normalmente, una trasmittente e una ricevente), poste ad una distanza fissa, attraverso le quali viene fatta scorrere corrente alternata. Questo produce un campo elettromagnetico che, a partire dalla trasmittente, penetra nel suolo, creando a sua volta una corrente alternata che è linearmente correlata alla conduttività del suolo (Viscarra Rossel e Adamchuk, 2013). Il campo elettromagnetico secondario prodotto da questa corrente si propaga, in parte tornando verso la superficie e

verso la ricevente. In questo modo viene misurata la differenza fra ampiezza e fase dei campi elettromagnetici prodotti che, insieme alla distanza fra le bobine, servirà per calcolare il valore apparente di conducibilità elettrica del suolo, come definito da McNeill (1980):

$$[1.2] \quad ECa = \frac{4}{2\pi\mu_0 f d^2} \left(\frac{H_s}{H_p} \right)$$

dove H_p e H_s sono le intensità (alla ricevente) dei campi magnetici primario e secondario rispettivamente ($A \cdot m^{-1}$), f è la frequenza della corrente (Hz), μ_0 è la permeabilità magnetica dell'aria ($4\pi 10^{-7} H \cdot m^{-1}$) e d è la distanza fra le bobine (m).

La misura di ECa è particolarmente indicata per descrivere la variabilità delle proprietà del suolo all'interno di un campo, poiché è una misura rapida e affidabile e può dare informazioni su diverse variabili che influenzano la conducibilità elettrica del suolo (Corwin, 2008). Le mappe di variabilità dell'ECa sono molto utili per dirigere i campionamenti sul suolo mirati alla caratterizzazione della distribuzione delle proprietà del suolo. La misurazione e l'interpretazione della variabilità di ECa risultano comunque complesse, poiché la misura di ECa deriva da tre diversi percorsi per il flusso della corrente elettrica nel suolo (Figura 1.3), come riportato da Corwin (2008) e Corwin e Scudiero (2016): interfaccia solido-liquido (percorso 1), in cui la conducibilità (EC) è dovuta principalmente allo scambio dei cationi associati con i minerali argillosi; fase liquida (percorso 2), in cui l'EC è dovuta ai Sali contenuti nell'acqua che occupa i macropori del suolo; fase solida (percorso 3), in cui l'EC dipende dalle particelle di suolo in contatto diretto e continuo le une con le altre.

Pathways of Electrical Conductance Soil Cross Section

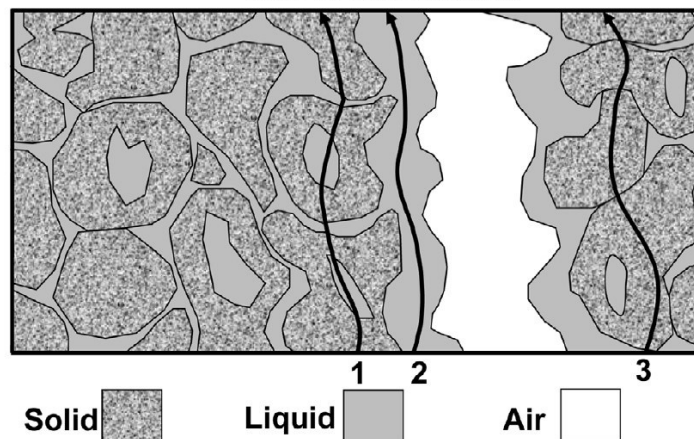


Figura 1.3: schema dei tre percorsi di conducibilità nel suolo, che contribuiscono alla misura di ECa. Percorso 1: interfaccia solido-liquido; percorso 2: fase liquida; percorso 3: fase solida. Modificato da Corwin e Scudiero (2016).

A causa della coesistenza di questi diversi percorsi di conduttanza, la misura di ECa risulta influenzata da combinazioni complesse di diversi fattori statici e dinamici, quali: salinità, contenuto idrico, densità apparente (*bulk density*, DA), temperatura, tessitura (contenuto argilloso e mineralogia), capacità di scambio cationico (CEC), grado di saturazione (S) e presenza di materia organica (OM) (Mcbratney et al., 2005; Rhoades et al., 1989). La misura di ECa dovrebbe essere comunque interpretata tenendo sempre in considerazione contenuto di argilla, CEC, materia organica e, più in generale, il volume e il contenuto dei pori. Variabili come S e DA sono infatti influenzati dal contenuto di argilla e OM e, in più, le superfici di scambio in argilla e OM fungono da interfaccia per la conducibilità elettrica fra fase solida e fase liquida (Corwin, 2008). Va tenuto presente che l'eterogeneità spaziale e l'entità della ECa in un campo sono generalmente controllate in maniera dominante da uno o due dei fattori sopra citati, i quali possono variare sensibilmente da un campo all'altro. Questo rende la misura di ECa particolarmente sito-specifica e dipendente dalla condizione dominante nello specifico suolo indagato (Johnson et al., 2005).

1.3.5 La spettrometria gamma

La spettrometria gamma è stata impiegata sin dagli anni Sessanta del secolo scorso (da drone e in *proximal sensing*) nell'ambito delle esplorazioni minerarie e della cartografia geologica per mappare le concentrazioni dei radioelementi nel suolo e nelle rocce (Priori et al., 2013b). Nell'ultimo decennio gli sviluppi della tecnologia per la spettrometria gamma, insieme con il progresso nelle tecniche di elaborazione e analisi dei dati, ha reso questa tecnica sempre più promettente per la mappatura ad alta risoluzione delle caratteristiche del suolo a partire da misure in *proximal sensing*.

La radiazione gamma (γ) viene emessa da atomi instabili (cosiddetti radionuclidi) sotto forma di fotoni altamente energetici (a lunghezza d'onda $<10^{-2}$ nm). È la forma di radioattività che riesce a penetrare maggiormente la materia, rispetto agli altri tipi di radiazione (particelle α e β) da fonti radioattive naturali o di origine antropica (Viscarra Rossel e Adamchuk, 2013). Dei radioelementi naturalmente presenti in natura, solamente il potassio e gli elementi delle serie di decadimento di Th e U producono radiazione γ ad intensità ed energia sufficienti per essere misurati tramite le tecniche radiometriche (Figura 1.4). Questi elementi sono presenti nella crosta terrestre sin dalla formazione della Terra e sono quindi in continuo decadimento, ma la loro altissima emivita (ordine di grandezza circa 10^9) fa sì che possano essere ancora presenti in suoli e rocce in forma di isotopi radioattivi ^{40}K , ^{238}U e ^{232}Th (Viscarra Rossel et al., 2011; Mahmood et al., 2013; Minty, 1967). Possono essere rilevati dagli strumenti anche altri tipi di radionuclidi prodotti dalle attività umane, come ad esempio ^{137}Cs , depositato nel suolo a seguito di test o incidenti nucleari.

Questo isotopo viene utilizzato spesso, ad es., come elemento tracciante per valutare lo stato di erosione dei suoli (FAO/IAEA, 2017). D'ora in avanti ci si riferirà ai radionuclidi (RN) rilevati dai sensori γ senza i rispettivi numeri di massa.

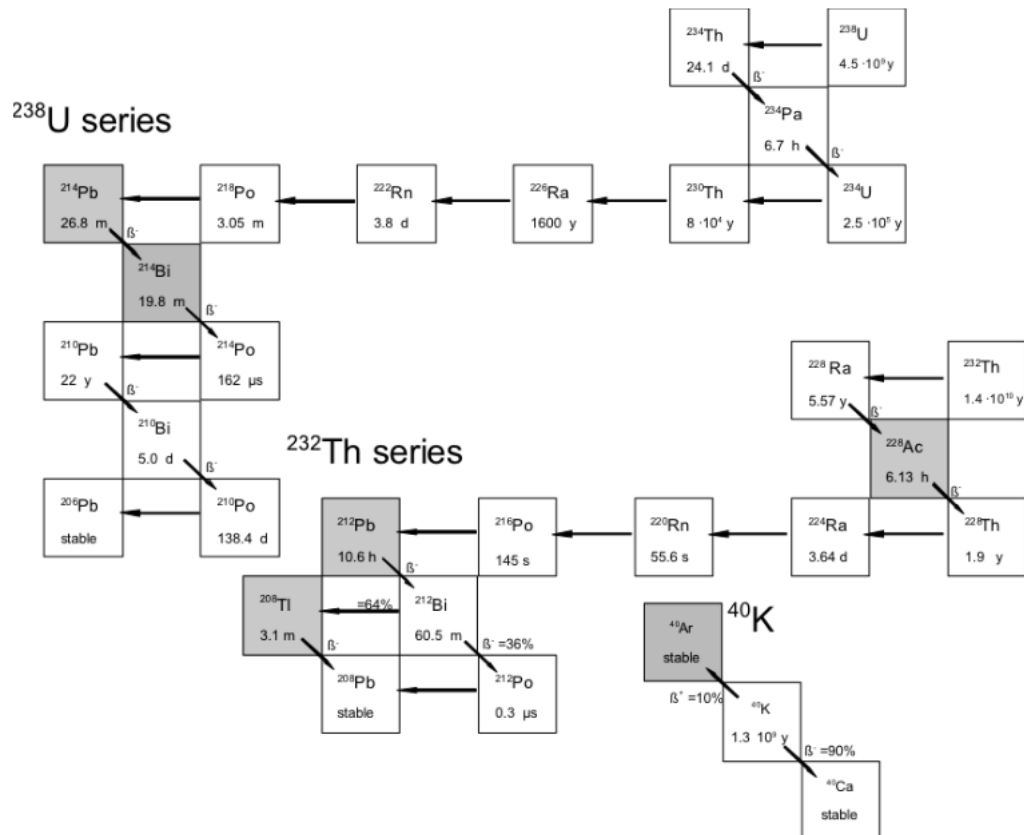


Figura 1.4: serie di decadimento degli isotopi radioattivi naturali, con le rispettive emivite. Le emissioni di particelle α sono rappresentate dalle linee orizzontali, mentre le emissioni β da quelle diagonali. Gli elementi più importanti che emettono radiazione γ sono evidenziati in grigio. Dal manuale Medusa Wiki (2019a).

L'attività specifica di un radionuclide, o concentrazione di attività, è definita come l'attività di decadimento in un secondo per unità di massa del campione in cui il radionuclide è contenuto ($\text{Bq}\cdot\text{kg}^{-1}$). I rilevatori gamma usati più spesso per la mappatura delle proprietà del suolo in agricoltura di precisione sono sensori passivi, che misurano l'intensità delle emissioni dagli strati più superficiali del suolo e l'energia relativa ai fotoni (raggi γ) rilevati. Da queste misure si riescono a ricavare le concentrazioni di attività (riferite alla *bulk density*) dei nuclidi figli nelle serie di decadimento di K, U e Th. I raggi γ contengono infatti una quantità di energia specifica rispetto all'atomo che li ha emessi (tipicamente in un range che va da pochi keV a circa 10 MeV). Grazie a queste misure è possibile stimare la distribuzione delle concentrazioni degli isotopi radioattivi di K, U e Th nel suolo (approfondimento sul metodo di calcolo delle concentrazioni a partire dal segnale γ al paragrafo 1.3.5.1) e risalire a tutte le proprietà a cui sono correlati, assumendo che le rispettive serie di decadimento siano in equilibrio secolare (ovvero quando i tassi di

formazione e decadimento dei nuclei si uguagliano). La validità di questa assunzione è più critica nel caso di U. La sua stima può infatti essere alterata dagli effetti, descritti da Minty (1967), dell'attività di diversi dei nuclidi figli della sua serie di decadimento, come ad es. la lisciviazione di ^{226}Ra oppure la fuga di ^{222}Rn (gas) dal suolo.

I sensori passivi maggiormente usati per le misure radiometriche in campo ambientale sono detector muniti di cristalli scintillatori "inorganici" (sonde a scintillazione), come ad es. NaI(Tl), BGO e CsI. Questi rivelatori sfruttano l'effetto dell'assorbimento fotoelettrico dei fotoni γ che, interagendo con gli atomi nei cristalli, liberano fotoni con energia proporzionale all'energia γ rilevata. I fotoni così creati vengono convertiti in elettroni tramite un fotomoltiplicatore. L'impulso di tensione prodotto viene poi sagomato da un analizzatore multicanale (MCA), che lo converte in un segnale digitale a cui è attribuito un determinato range energetico (Theremino System, 2015). Dato che ad ogni radionuclide corrisponde uno specifico livello energetico, lo spettro rilevato dal detector durante una misurazione risulta composto da diversi picchi, che corrispondono al contributo energetico dei singoli nuclidi. Le sonde a scintillazione tipicamente misurano 256, 512 o più canali energetici (sempre in potenza di 2), coprendo un range energetico che va da 0 a 3MeV (Viscarra Rossel et al., 2010).

La radiazione gamma rilevata dai sensori passivi (gamma-ray detector) proviene dagli strati di suolo più superficiali. Infatti, circa il 90% della radiazione viene emessa dai primi 30 cm di suolo (il 95% entro i primi 50 cm). Questo a causa del fatto che durante il passaggio della radiazione nel suolo, questa subisce processi di attenuazione dovuti all'interazione dei fotoni con gli elettroni e i nuclei della materia presente nel suolo (Taylor et al., 2002). Questi possono essere processi di: assorbimento fotoelettrico; *compton scattering*, quindi attenuazione e deviazione del fotone γ ; produzione di coppia elettrone-positrone (Cook et al., 1996). Secondo Duval et al. (1971), poiché i materiali che compongono il suolo sono caratterizzati da una presenza dominante di O e N e, quindi, da coefficienti di attenuazione comparabili (proprietà intrinseca del materiale), l'attenuazione della radiazione γ emessa dipende dalla *bulk density* (ρ , $\text{g}\cdot\text{cm}^3$) come descritto dalla formula 1.3:

$$[1.3] \quad P(h) = [1 - \exp(-0.046\rho h)] \cdot 100$$

in cui P è la percentuale del segnale gamma proveniente da una determinata profondità (h, in cm). Un altro fattore di attenuazione da tenere in considerazione è la presenza di acqua nei pori del suolo. Questo avviene a causa del fatto che l'acqua contiene elettroni (grazie all'alta presenza di idrogeno) in misura 1.11 volte maggiore rispetto alla maggior parte dei materiali nel suolo (Grasty, 1997). Questo fatto deve essere tenuto in considerazione quando si vogliono ricavare le proprietà del suolo, in particolare considerando grado di saturazione e contenuto di materia organica (Beamish, 2013). Oppure questa caratteristica

può essere sfruttata per studiare la distribuzione del contenuto idrico quando non ci sono particolari differenze nella struttura del suolo, come fatto da Pires et al. (2005). Le principali relazioni, e relative applicazioni in agricoltura di precisione, fra la spettrometria γ e le altre proprietà del suolo sono illustrate al paragrafo 1.4.

1.3.5.1 Calcolo delle concentrazioni dei radionuclidi con il metodo FSA

Per l'analisi degli spettri energetici rilevati dal sensore gamma, da cui vengono calcolate le concentrazioni dei radionuclidi K, Th e U, si utilizzano principalmente due metodi: la *window analysis* (WA) e la *full-spectrum analysis* (FSA), descritti da (Hendriks et al., 2001). Con il metodo WA la concentrazione di attività dei radionuclidi viene determinata a partire dai *count rates* (il *count rate* è definito come numero totale di "counts", ovvero di particelle energetiche rilevate dal detector, diviso per l'effettivo tempo di acquisizione, o "live time", per una singola misura) relativi solamente alle finestre energetiche attorno ai picchi caratteristici dei diversi nuclidi. Il metodo FSA invece tiene conto dell'intero spettro γ rilevato (a seguito di stabilizzazione energetica, come indicato da Medusa Explorations (2012)), che viene descritto come somma degli spettri standard moltiplicati per le concentrazioni di attività dei singoli radionuclidi più uno spettro di background (dovuto ad es. a radiazione cosmica o alla radiazione prodotta dal rivelatore stesso).

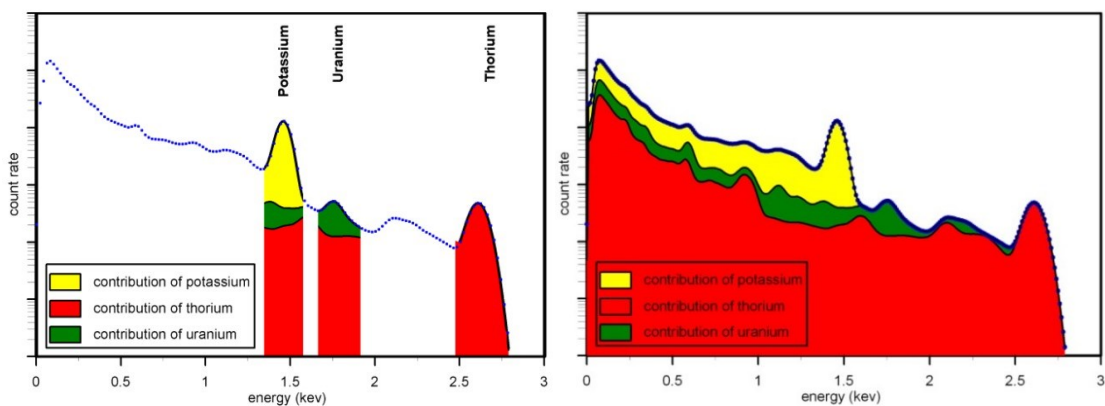


Figura 1.5: analisi WA (a sinistra) e analisi FSA (a destra) di uno spettro gamma da fonte naturale. La scala del count rate è logaritmica. Nella FSA lo spettro misurato (punti blu) è approssimato da una curva di fitting (linea nera) composta dal contributo spettrale completo degli isotopi ^{40}K (giallo), ^{232}Th (rosso) e ^{238}U (verde), mentre nella WA vengono considerate solo le porzioni di spettro relative ai singoli picchi. Dal manuale Gamman Home (2019).

Gli spettri standard (che compongono lo spettro di calibrazione) derivano da misurazioni di calibrazione durante le quali il gamma-ray detector, in un sistema con una geometria tale da simulare la risposta del sensore alla radiazione naturale (ad es. "Stonehenge" Medusa calibration facility, Medusa Wiki (2019b)), rileva (in misure di durata 1 s) l'energia originata da concentrazioni dei radionuclidi pari a $1 \text{ Bq}\cdot\text{kg}^{-1}$ (Gamman Home, 2019). Il calcolo delle concentrazioni di attività deriva da un fit (basato sul metodo dei minimi quadrati) dello

spettro misurato in campo con lo spettro di calibrazione. Da questa procedura si ricavano i fattori di moltiplicazione necessari per ricostruire lo spettro misurato a partire dagli spettri standard, i quali corrispondono alle effettive concentrazioni dei radionuclidi misurati.

Il maggiore svantaggio della WA consiste nella limitata informazione spettrale che viene considerata nelle analisi e, di conseguenza, nella propagazione di incertezze dovute agli *stripping factors* utilizzati per tener conto del contributo spettrale che i radionuclidi provocano nei picchi adiacenti. Questo è particolarmente evidente nel calcolo delle concentrazioni di U e Th. Il metodo FSA, al contrario, è soggetto a incertezza molto minore sul calcolo delle concentrazioni di attività (Medusa Explorations, 2012; Hendriks et al., 2001), nonostante la maggiore covarianza fra gli spettri standard dei singoli nuclidi.

In definitiva, il metodo FSA contribuisce ad ottenere una maggiore sensibilità della misura radiometrica ed è per questo (con le giuste accortezze) preferibile rispetto al metodo WA per le analisi radiometriche in ambito agro-ambientale.

1.4 Uso della spettroscopia gamma nelle indagini agronomiche

La spettroscopia γ è fortemente influenzata da interazioni multi-parametriche che rendono le relazioni fra la misura radiometrica e le singole proprietà del suolo non univoche (Dierke e Werban, 2013). Tuttavia, questa tecnica risulta molto utile per stimare proprietà quali ad es. tessitura, potassio (pK), carbonio organico, profondità del suolo, e pH (Dierke e Werban, 2013; Oliveira et al., 1998; Pracilio et al., 2006; Priori et al., 2016; Priori et al., 2014b; Viscarra Rossel et al., 2007; Wong et al., 2009; Wong e Harper, 1999), grazie alle associazioni fra i RN (K, Th e U) con le argille (Megumi e Mamuro, 1977), il pietrisco e i materiali parentali del suolo.

L'abbondanza degli isotopi radioattivi di K, Th e U nel suolo dipende infatti in maniera dominante dalla composizione mineralogica dei materiali parentali, dalla geochimica e dai processi di pedogenesi (Callegari et al., 2013; Heggemann et al., 2017; IAEA, 2003). Il contenuto di questi radionuclidi tende infatti ad aumentare con il contenuto di silicati nelle rocce (rocce ignee acide)(Wilford e Minty, 2006). È per questa stretta relazione con la mineralogia che il rilevamento gamma si rivela estremamente utile per valutare la distribuzione della litologia nel territorio, ma anche dei processi di *weathering* (Cook et al., 1996) che possono modificare le condizioni di solubilizzazione o adsorbimento, e quindi la mobilità, dei radionuclidi. Per lo stesso motivo, anche la pietrosità nei livelli superficiali del suolo può influire molto sulle misure radiometriche, a seconda del tipo di litologia da cui il pietrisco è originato. Per questo bisogna tenere conto di questo fattore nelle zone ad elevata presenza di scheletro nel terreno, poiché questo potrebbe creare male-interpretazione della misura nei confronti delle altre proprietà del suolo (Priori et al., 2016). Quando si analizzano

suoli con una composizione mineralogica simile, il fattore principale a influenzare la misura radiometrica è la tessitura (Pracilio et al., 2006; Viscarra Rossel et al., 2007; Van der Klooster et al., 2011).

La relazione fra radiazione γ e proprietà quali tessitura e carbonio organico nel suolo (SOC) dipende dalla capacità di scambio cationico di queste proprietà (CEC, $\text{cmol}_c \cdot \text{kg}^{-1}$). La materia organica, cui il SOC è correlato, solitamente è caratterizzata da un'alta CEC, in maniera dipendente dal pH (Carnell, 2013), ed è perciò in grado di adsorbire i radionuclidi (sotto forma di cationi) in soluzione nel suolo (Rawlins et al., 2007). Tuttavia, le relazioni che legano la radiazione γ e il SOC, e in particolare le riserve di SOC (SOC stock), sono relazioni indirette (Priori et al., 2016): SOC e radiazione γ sono infatti correlate in maniera simile con diverse altre proprietà (tessitura, *bulk density*, ecc.). È quindi importante ricavare in primo luogo le relazioni specifiche che legano le misure radiometriche e queste proprietà nel sito di indagine, prima di poter ricavare informazioni sulla variabilità e distribuzione del SOC. Fattori importanti in questo senso (poiché correlati alla quantità di materia organica nel suolo) sono *bulk density* e contenuto idrico che, come introdotto al paragrafo 1.3.5, possono avere forte influenza sulla misura della radiazione γ . Questi parametri devono essere quindi tenuti in debito conto quando si vogliono ricavare informazioni sul SOC a partire da misure radiometriche (vanno tenuti distinti gli effetti sui γ -rays in suoli organici rispetto a suoli a basso o moderato contenuto di materia organica, come illustrato da Beamish (2013)).

Data la forte sito-specificità delle misure radiometriche e le relazioni multi-parametriche che la caratterizzano e non permettono di descrivere univocamente le singole proprietà del suolo, è importante e utile integrare diverse tecniche *proximal sensing* durante le indagini in campo, oltre che applicare metodi statistici multivariati per l'analisi dei dati (Castrignanò et al., 2012; Pracilio et al., 2006; Priori et al., 2014b). Questo approccio si è infatti rivelato spesso utile per il DSM, poiché consente di superare le limitazioni dei singoli metodi e permette di descrivere più precisamente la variabilità spaziale delle proprietà rilevanti per la produzione agricola negli strati superficiali del suolo (De Benedetto et al., 2013; Ortuani et al., 2019; Viscarra Rossel et al., 2006). Svareti autori hanno integrato tecniche radiometriche e di induzione elettromagnetica per indagare la variabilità del suolo, ottenendo dati ad alta risoluzione spaziale e alta informatività (Wong et al., 2010; Priori et al., 2015; Castrignanò et al., 2012; Huang et al., 2014).

1.5 Importanza delle indagini sul SOC in un'ottica di mitigazione degli effetti dell'agricoltura sul clima

La materia organica nel suolo (*Soil Organic Matter*, SOM) costituisce una proprietà complessa ma estremamente importante per la struttura del suolo stesso e per la

produzione agricola (Viscarra Rossel e McBratney, 1998). Mantenere, o possibilmente aumentare, i livelli di SOM implica infatti diversi effetti positivi sulle proprietà del suolo, quali aumento di fertilità e disponibilità di nutrienti, aumento della resilienza del suolo e dell'ecosistema, riduzione del rischio di erosione, maggiore ritenzione idrica e un maggiore sequestro di CO₂ dall'atmosfera (Schlesinger, 2000). In particolare questo interessa il SOC, cioè la frazione di C organico che compone la SOM.

Come introdotto all'inizio di questo capitolo, i sistemi agricoli giocano un ruolo primario nella determinazione dei flussi di GHG, in particolare di CO₂ (Thangarajan et al., 2013). La capacità dei sistemi agricoli di sequestrare CO₂ dall'atmosfera, stoccando il C in composti organici stabili nel suolo, rappresenta quindi una risorsa per mitigare l'effetto delle emissioni di GHG sul clima (Lal, 2009). Nondimeno, si teme che le riserve di SOC stiano impoverendosi, particolarmente nelle aree agricole a causa dell'intensificazione delle attività di sfruttamento del suolo. Questo provocherebbe una diminuzione dei vantaggi elencati in precedenza, oltre che un maggiore rilascio di C in atmosfera (Dal Ferro et al., 2018; Jørgensen e Termansen, 2016). In questo contesto, è ulteriormente importante ripristinare e aumentare le riserve di SOC nei suoli ad uso agricolo. Infatti, l'accumulo massivo di SOC nel profilo di suolo può agire sia da tampone contro l'aumento di CO₂ in atmosfera, sia come pozzo per un ulteriore stoccaggio di C, in particolare negli strati sotto-superficiali (Morari et al., 2019). Le strategie gestionali applicate nei sistemi agricoli, nonostante provochino effetti maggiori a livello superficiale, possono determinare variazioni nei livelli di SOC negli strati inferiori del suolo, in particolare per quanto riguarda le pratiche agricole sostenibili (come ad es. quelle che prevedono alti input organici, copertura permanente del suolo o scarsa o assente lavorazione del terreno, come indicato da Camarotto et al. (2020), Morari et al. (2006) e Schlesinger (2000)). Anche la più piccola differenza provocata da queste pratiche negli strati più profondi può impattare sull'accumulo complessivo di SOC. Per questo, per poter ottenere un accumulo netto di SOC, è importante mettere in pratica strategie gestionali sostenibili e sito-specifiche, ovvero che tengano in conto le caratteristiche della specifica zona di intervento (Dal Ferro et al., 2020; Jørgensen e Termansen, 2016).

Monitorare efficacemente le variazioni del contenuto di SOC si rivela quindi di grande importanza per la mitigazione degli effetti dei sistemi agricoli sul clima. Inoltre, un corretto monitoraggio permetterebbe di identificare le zone caratterizzate da maggiore degrado del suolo e delle riserve di C, così da riuscire a concentrare gli interventi per ripristinare l'accumulo di SOC (Dal Ferro et al., 2018). Tuttavia, la quantificazione del SOC risulta spesso difficile e soggetta ad errori e persino le più piccole variazioni nelle stime delle riserve di SOC possono avere forte influenza sui calcoli del ciclo globale del C (Morari et al., 2019). Per

questo motivo è importante implementare sistemi di indagine *cost-effective* che possano monitorare in maniera rapida e il più possibile precisa l'evoluzione della concentrazione di SOC nel profilo del suolo. In più, la variabilità spaziale e i lenti tempi di variazione che caratterizzano gli stock di SOC a diverse scale spaziali riduce la capacità di individuare le variazioni che avvengono in lassi di tempo brevi. Questo può essere risolto utilizzando metodi analitici rapidi uniti a tecniche, come quelle di *proximal sensing* discusse in precedenza, che garantiscano una raccolta di dati con un'alta risoluzione spaziale (Stevens et al., 2008).

1.6 Scopo dell'elaborato

Questo lavoro si propone di valutare l'applicazione di un rilevatore di raggi gamma, integrata con l'utilizzo di un CMD (conduttivimetro elettromagnetico), come tecnica per stimare la variabilità degli strati più superficiali di suoli adibiti ad uso agricolo.

I dati raccolti in *proximal sensing* da questi strumenti sono stati messi a confronto con dati sulle proprietà del suolo ottenuti da analisi di laboratorio (condotte su campioni di suolo raccolti con campionamento tradizionale) ed elaborati tramite analisi statistiche (correlazione per ranghi di Spearman, regressione multipla e *Principal Component Analysis*) e geostatistiche (*ordinary kriging* e IDW). L'utilizzo di questi metodi è volto alla creazione di mappe di distribuzione delle variabili e alla verifica dell'autocorrelazione spaziale e della covarianza spaziale (a partire dall'analisi dei relativi semivariogrammi e covariogrammi) fra le grandezze misurate in campo e le proprietà del suolo misurate in laboratorio. Si è voluta inoltre verificare la correlazione fra i dati e l'eventuale capacità delle proprietà del suolo di spiegare la variabilità delle misure strumentali.

In particolare, è stata studiata la relazione fra le misurazioni e il SOC. Come spiegato al paragrafo 1.5, infatti, l'ottenimento di dati che consentano di produrre una mappatura informativa sulla capacità del suolo di trattenere il carbonio organico consentirebbe di attuare strategie gestionali sito-specifiche, mirate al mantenimento e all'aumento delle riserve di SOC. Facendo questo, oltre a conservare struttura, fertilità del suolo e capacità di trattenere acqua e nutrienti, verrebbe migliorata la capacità di sequestro del carbonio da parte degli agro-ecosistemi. Ciò permetterebbe di mitigare gli effetti sul clima dovuti al rilascio e al sequestro di carbonio da parte delle attività agricole.

2. Materiali e metodi

2.1 Aree oggetto di studio

I dati sono stati raccolti in cinque siti adibiti ad uso agricolo in diverse zone del Veneto: **IS** (0.244 ha, 11°56'51.01"E - 45°21'4"N) e **Rot** (1.834 ha, 11°57'17"E - 45°20'52"N), entrambi compresi nell'Azienda agraria sperimentale "Lucio Toniolo", Legnaro (PD); **CaB** (14.512 ha, 12°13'53"E - 45°10'59"N), nell'ambito dell'azienda "Società Agricola della Rocca" nei pressi della località Ca Bianca, Chioggia (VE); **CaTs** (19.960 ha, 12°25'22"E - 45°33'18"N) e **CaTm** (24.310 ha, 12°25'50"E - 45°33'22"N), entrambi facenti parte dell'Azienda agricola "Tenuta Ca' Tron" a Portegrandi (VE). I siti oggetto di studio sono individuati e rappresentati in Figura 2.1 (Appendice).

Secondo le carte regionali della litostratigrafia e dei suoli (Geoportale dei dati Territoriali della Regione Veneto, categoria dati "Suolo e Sottosuolo") la litologia che caratterizza tutte queste zone deriva da depositi alluvionali originatisi nel Quaternario e si compone principalmente di limi calcarei e argille, salvo che in Rot (prevalgono sabbie e limi, la granulometria è meno fine) e in CaB, in cui la parte a ovest del campo è costituita prevalentemente da torbe e la parte a nord da sabbie. Sempre secondo le carte dei suoli, i siti di indagine sono caratterizzati da un diverso contenuto medio di carbonio organico. IS, Rot, CaTs e CaTm dovrebbero essere caratterizzati da un basso livello di SOC (circa 0-1% per IS e 1-2% per Rot, CaTs e CaTm), anche se il contenuto di SOC nella parte a est di CaTm dovrebbe essere un po' più alto (circa 2-5%). In CaB invece il contenuto medio di SOC è più alto, in particolare nella parte a sud del campo in cui il contenuto dovrebbe superare il 5%. La zona di CaB è infatti classificata come zona ad alto accumulo di sostanza organica. Tutte le aree indagate sono pianeggianti (pendenza generalmente < 0,2%) e sono caratterizzate da una generale assenza di scheletro (< 1%).

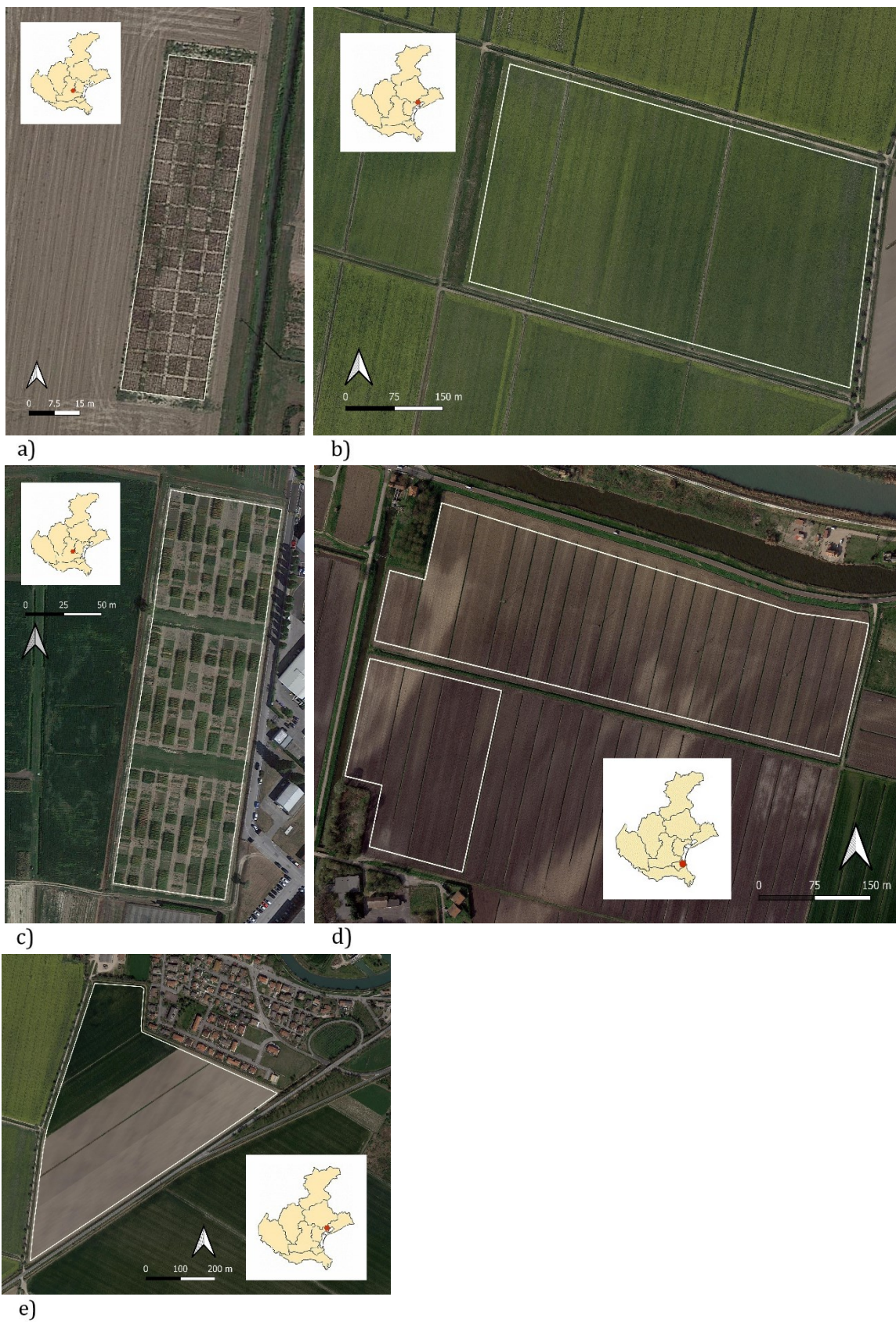


Figura 2.1: individuazione dei siti oggetto di studio: a) IS; b) CaTs; c) Rot; d) CaB; e) CaTm.

2.2 Analisi di laboratorio sui campioni di suolo

I dati sulle proprietà del suolo sono stati ricavati da campioni precedentemente analizzati in laboratorio, provenienti solamente dai siti IS, Rot e CaB, poiché per CaTm e CaTs devono ancora essere effettuate analisi su campioni di suolo. In Figura 2.2 sono mostrate le posizioni dei punti di campionamento nei diversi campi. Per ogni campo le informazioni disponibili comprendono la densità apparente (DA , *bulk density*, $\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$), il contenuto di carbonio organico (SOC , $\text{g}\cdot 100\text{g}^{-1}$) e la tessitura (frazioni percentuali di sabbia, limo e argilla, $\text{g}\cdot 100\text{g}^{-1}$). Per ogni punto di prelievo la riserva totale di carbonio (SOC_{stock} , $\text{t}\cdot\text{ha}^{-1}$) nello strato di suolo considerato ($a-x$) è stata calcolata con il metodo tradizionale descritto in equazione [2.1].

$$[2.1] \quad SOC_{stock(a-x)} = SOC_{(a-x)} \cdot DA \cdot h$$

in cui DA rappresenta la densità apparente ($\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$) e h rappresenta lo spessore dello strato di suolo (cm). Le analisi del carbonio organico sono state effettuate con il metodo Walkley-Black sui campioni di suolo dal campo Rot, mentre per i campioni provenienti da IS e CaB è stato utilizzato un analizzatore elementare. La densità apparente è stata calcolata con il metodo del doppio cilindro, mentre l'analisi della tessitura è stato utilizzato un granulometro laser. I dati sono stati considerati affidabili, nonostante i campionamenti si fossero svolti a distanza di tempo rispetto alla raccolta dati con CMD e gamma-ray detector, perché i siti indagati sono sistemi stabilizzati. Non ci si aspettano dunque caratteristiche dei suoli significativamente differenti rispetto a quelle evidenziate dalle analisi di laboratorio (Dal Ferro et al., 2020; Scudiero et al., 2018).



a)

b)



c)

Figura 2.2: punti di campionamento del suolo nei campi a) IS, n= 64; b) Rot, n= 288; c) CaB, ntot=120.

2.3 Misure geofisiche e radiometriche

In campo sono stati raccolti contemporaneamente i dati geofisici (ECa, $\text{mS}\cdot\text{m}^{-1}$), i dati di umidità (VWC%) e i dati di radioattività: *total counts* o *count rate* (TC, $\text{counts}\cdot\text{s}^{-1}$) e concentrazioni dei radionuclidi (RN: ^{40}K , ^{238}U , ^{232}Th , ^{137}Cs in $\text{Bq}\cdot\text{kg}^{-1}$). Le misure del ^{137}Cs erano spesso nulle e, in generale, caratterizzate da un'altissima incertezza, per cui si è deciso di non considerare questo dato per le analisi.

Le misure della conduttività elettrica apparente sono state raccolte con un conduttivimetro CMD-Mini Explorer (GF Instruments, Brno, Czech Republic), con le bobine orientate in modo da raccogliere dati a tre profondità (configurazione "Low"): 0 – 25 cm (ECa1), 0 – 50 cm (ECa2) e 0 – 90 cm (ECa3). I punti relativi alle misure sono rappresentati, per ogni campo, in Figura 2.7.

I dati di radioattività sono stati raccolti con il rilevatore MS-2000 "Agri Detector" di Medusa Radiometrics (Groningen, The Netherlands) (Figura 2.3). MS-2000 è uno spettroscopio con un cristallo scintillatore di CsI, un analizzatore multicanale (MCA) a 2048 canali e un range energetico da 10 keV a 3 MeV. Lo strumento raccoglie dati in continuo dal momento in cui viene alimentato, mediante batteria (energia necessaria 9 – 36 V), fino al momento in cui l'alimentazione viene tolta. Il detector è fornito di un proprio sistema operativo: mDOS (Medusa Detector Operating System). Questo sistema operativo gestisce l'acquisizione dei dati da parte dei sensori e funge da data-logger. Le impostazioni sulle misurazioni e il download dei dati possono essere gestiti attraverso il webserver di mDOS, collegando un computer di campo allo strumento tramite cavo ethernet.



Figura 2.3: gamma-ray detector MS-2000 alimentato da batteria. Sullo schermo del computer si vede la schermata del server di mDOS.

I dati radiometrici raccolti sono stati pre-elaborati mediante il software Gamman 1.4 (Medusa Radiometrics). È stata applicata una stabilizzazione energetica sugli spettri raccolti mediante fit con gli spettri di calibrazione forniti con il pacchetto di installazione di Gamman. È stato applicato il metodo FSA (commentato al paragrafo 1.3.5.1) per ricavare le

concentrazioni dei radionuclidi a partire dal segnale energetico stabilizzato. In Figura 2.4 si possono notare chiaramente i picchi energetici principali relativi ai tre radioisotopi, a 1460 keV, 1764 keV e 2615 keV per ^{40}K (rosso), ^{238}U (verde) e ^{232}Th (blu) rispettivamente. L'area gialla rappresenta invece la somma delle radiazioni rilevate dallo strumento durante la singola misura, che sono state trasformate in spettri energetici per mezzo della stabilizzazione. È stato poi utilizzato il metodo "conditional fit" proposto da Medusa Radiometrics per pulire i dati. Questo strumento opera una media fra le misure in modo da raggiungere un livello di incertezza prefissato ($\leq 10\%$ di incertezza), mantenendo la posizione del punto centrale rispetto ai punti utilizzati per la media. I risultati di questo metodo sono rappresentati in Figura 2.8.

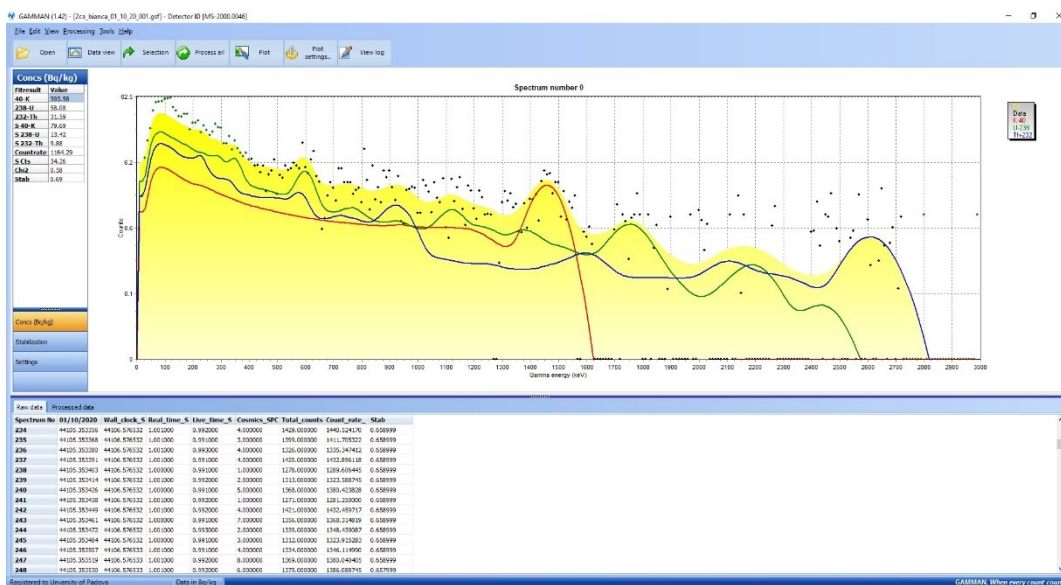


Figura 2.4: esempio di schermata in Gamman 1.4. Le curve spettrali mostrate sono relative ad una delle misure raccolte in CaB.

Per fare in modo di raccogliere le misure del CMD e quelle del rilevatore gamma contemporaneamente è stato creato un sistema che ha permesso di trasportare insieme entrambi gli strumenti, in maniera simili a quanto fatto da (Priori et al., 2018). L'assetto strumentale utilizzato è rappresentato in Figura 2.5. Il rilevatore gamma è stato fissato ad un'asta sul retro di un trattore a circa 80 cm dal suolo, facendo attenzione a non avere superfici fraposte fra strumento e terreno (sorgente della radioattività) come consigliato da Medusa Radiometrics. Queste potrebbero difatti assorbire o deviare (effetto di scattering) la radiazione e quindi alterare la misura di *count rate* del sensore (Medusa Wiki, 2019).

La batteria utilizzata per mantenere operativo lo strumento è stata montata anch'essa sul trattore e collegata allo strumento tramite gli appositi cavi. Il CMD è stato posto su una slitta di legno trainata dal trattore. La slitta è stata legata ad una distanza (in media) di 3,5 m fra i due strumenti, così da minimizzare l'influenza dell'asta di ferro e di tutte le componenti metalliche sulla misura del CMD. Il CMD è stato poi collegato ad un'antenna GPS Trimble ProXT (Trimble Inc., Sunnyvale, California, US), per cui ogni misura di ECa risulta geolocalizzata. Per ottenere misure simultanee dal CMD e dal rilevatore gamma, l'orologio del sistema operativo interno del detector (mDOS) è stato sincronizzato con l'orario UTC del GPS tramite un computer di campo. La distanza fra rilevatore gamma e GPS è stata misurata precisamente ogni volta, in modo da riuscire in un secondo momento a ricavare le posizioni delle misure di radioattività a partire dalle posizioni del GPS (e quindi del CMD). Per questa operazione è stato utilizzato il software open-source QGIS 3.4.13 - Madeira (Open Source Geospatial Foundation, Chicago, Illinois, US). Per il campionamento è stata mantenuta una velocità media di 5 km/h e gli strumenti hanno raccolto dati con una frequenza di 1 Hz (una misura al secondo). Il percorso effettuato dagli strumenti è rappresentato in Figura 2.10.



Figura 2.5: assetto strumentale adoperato in campo. In alto a sinistra: ancoraggio del rilevatore gamma al trattore, batteria a bordo; in alto a destra: CMD e antenna GPS sulla slitta di legno; in basso: assetto completo durante la raccolta dati.

Le misure del contenuto idrico volumetrico nel suolo (VWC%) sono state raccolte mediante un TDR (*Time Domain Reflectometer*, FieldScout® TDR 350, Spectrum Technologies Inc., Aurora, Illinois, US) nei primi 20 cm di suolo (“Long Rods”). Il TDR è fornito di un proprio GPS interno, ma è stato utilizzato un altro GPS (Spectra Precision - SP20, Trimble Inc.) per registrare le posizioni con maggiore precisione, come si può vedere in Figura 2.6.

Le misure di umidità sono state raccolte lungo lo stesso percorso tracciato dal passaggio degli altri strumenti, in modo da ottenere misure comparabili con i dati geofisici in una griglia di dati il più possibile omogenea. I punti di campionamento risultanti sono rappresentati in Figura 2.9.

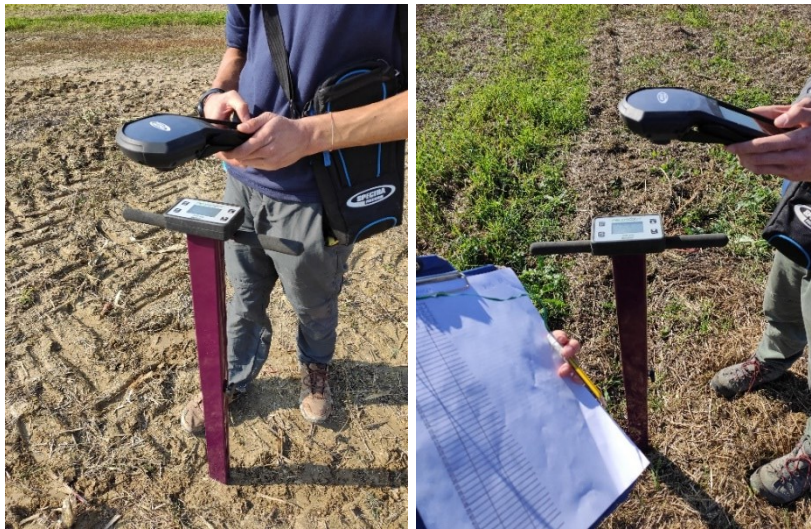


Figura 2.6: raccolta dati con TDR e GPS SP20. I dati del TDR sono stati registrati anche manualmente per minimizzare gli errori durante la raccolta dati.

I dati di VWC% raccolti col TDR sono stati convertiti in dati di contenuto idrico gravimetrico (wc%) utilizzando i dati di densità apparente dai campioni di suolo. Sono stati utilizzati i valori di densità nei punti più vicini a quelli di misurazione del VWC%. Per la conversione è stata usata la formula [2.2].

$$[2.2] \quad wc = VWC / DA$$

Il dato di TC è stato corretto per l'umidità, per i motivi introdotti al capitolo 1.4, mediante il metodo suggerito da Beamish (2013) concretizzato nell'equazione [2.3]:

$$[2.3] \quad TC_{corr} = TC (1 + 1.11 wc_2) / (1 + 1.11 wc_1)$$

in cui wc_1 è il livello di umidità nei punti corrispondenti alle misure di TC, mentre wc_2 è stato posto uguale a zero per ottenere il valore di *countrate* corretto, cioè relativo al suolo secco (TC_{corr}). Questa equazione descrive la variazione dell'emissione gamma dalla superficie del suolo determinata dall'umidità, per un materiale a radioattività uniforme.

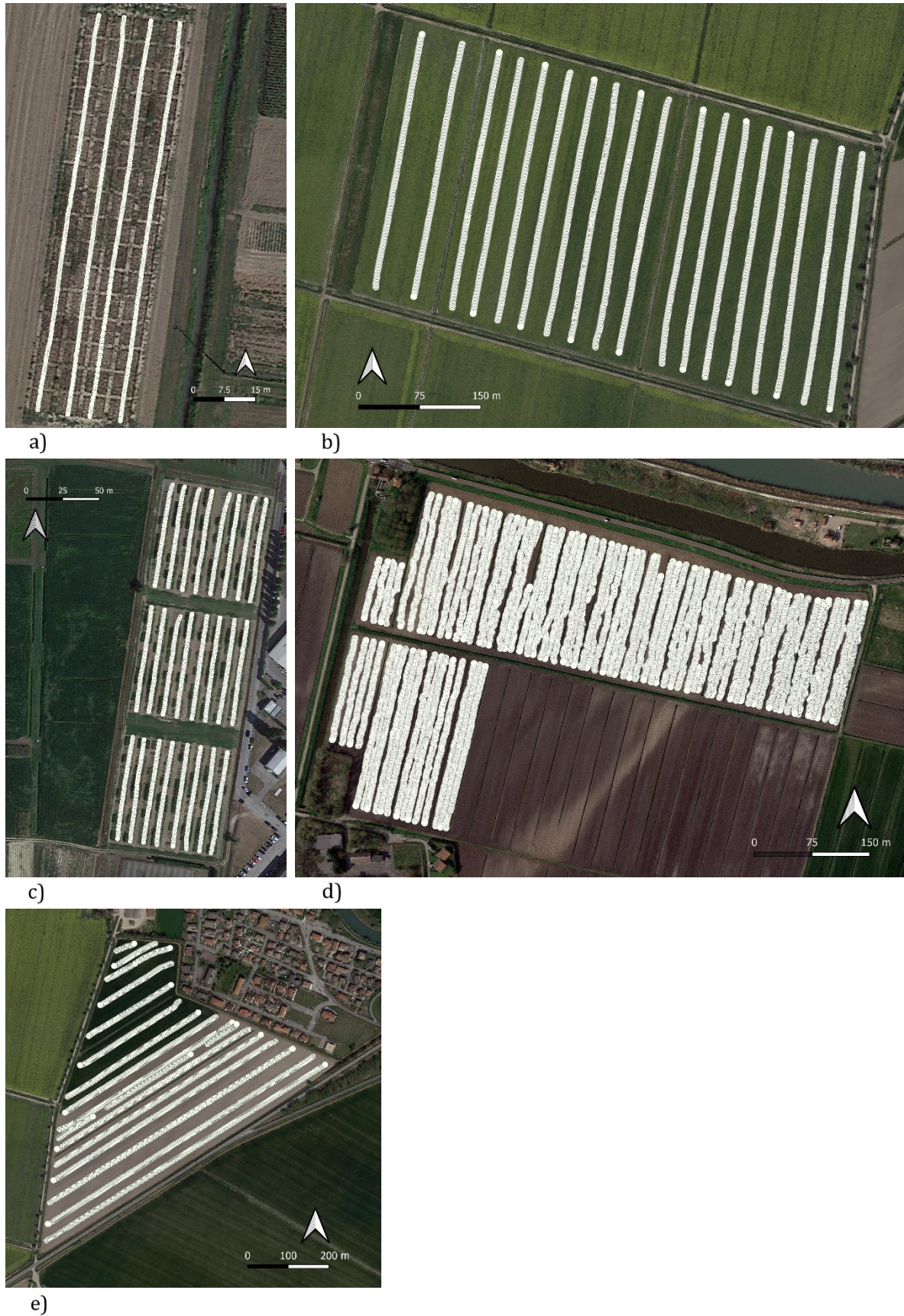


Figura 2.7: posizioni delle misure raccolte con il CMD (misure di ECa). a) IS, n= 823; b) CaTs, n= 5372; c) Rot, n= 2256; d) CaB, n= 9650; e) CaTm, n= 3631.



Figura 2.8: posizioni delle misure radiometriche, risultanti dall'applicazione del metodo "conditional fit" sul totale delle misure. a) IS, n= 84; b) CaTs, n= 628; c) Rot, n= 202; d) CaB, n= 1345; e) CaTm, n= 420.

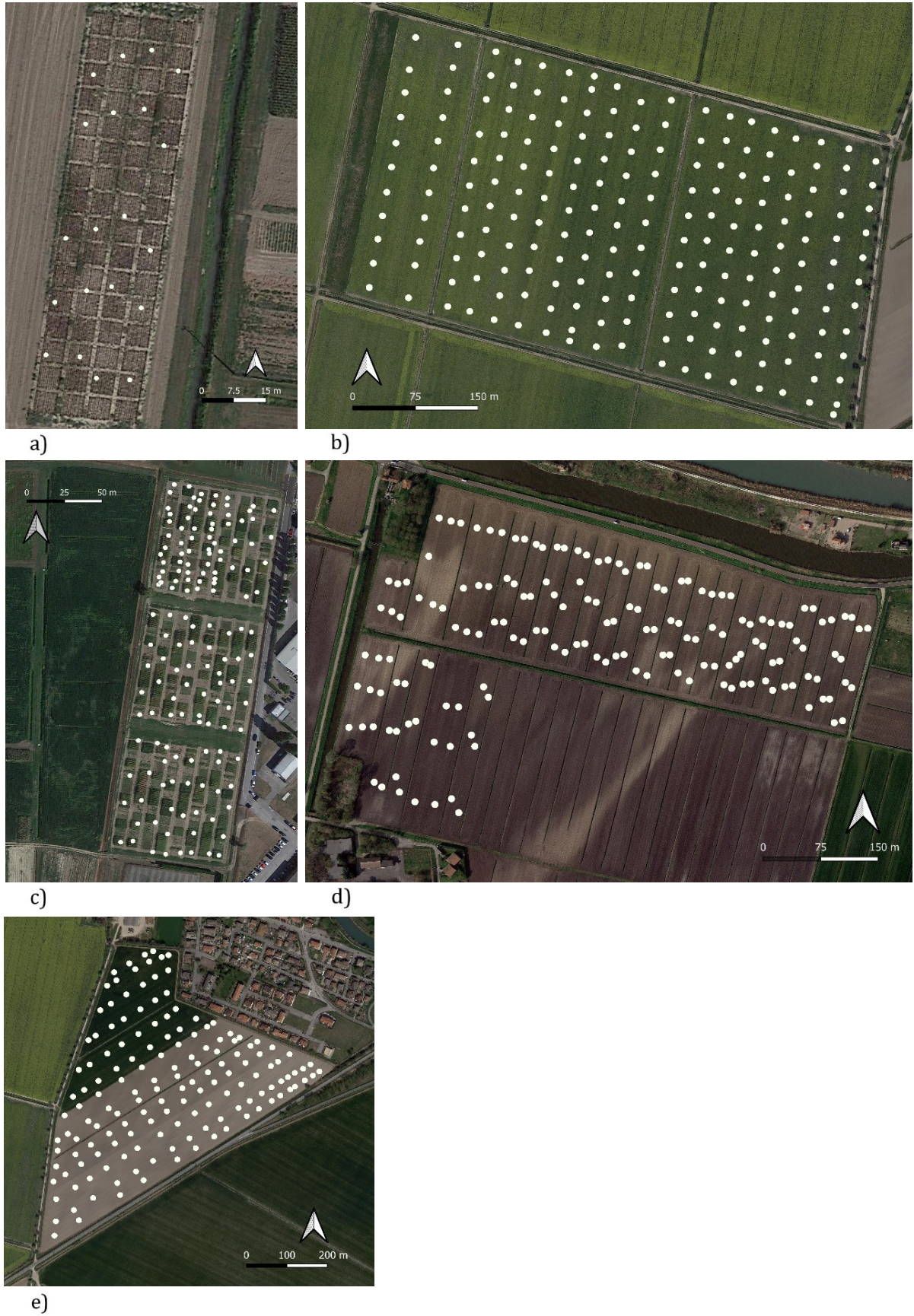


Figura 2.9: posizioni delle misure di umidità raccolte con il TDR. a) IS, n= 20; b) CaTs, n= 202; c) Rot, n= 151; d) CaB, n= 163; e) CaTm, n= 176.

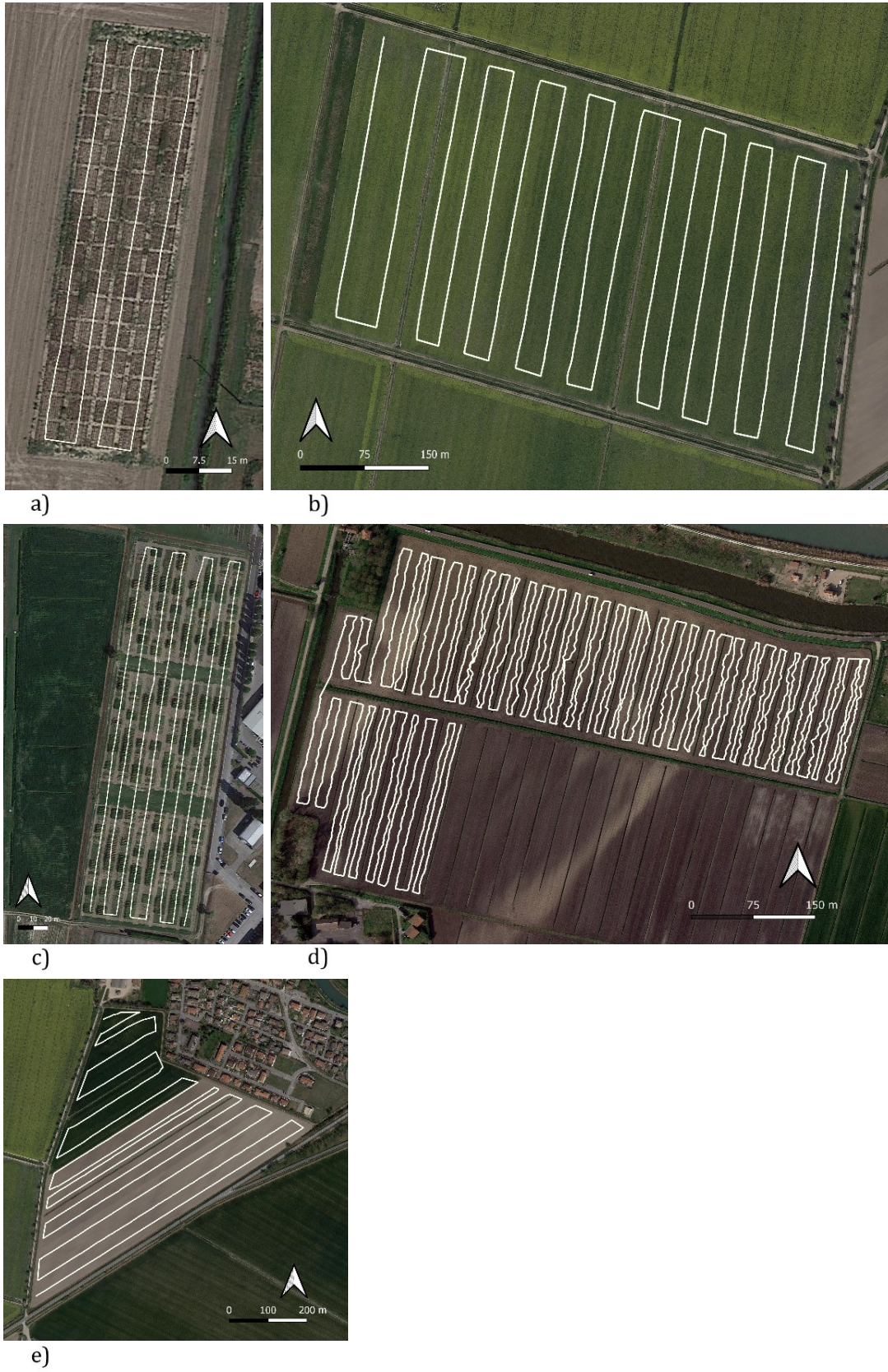


Figura 2.10: percorso effettuato dagli strumenti nei diversi campi: a) IS; b) CaTs; c) Rot; d) CaB; e) CaTm.

2.4 Analisi statistiche e geostatistiche

Ai dati raccolti sono state applicate sia analisi statistiche descrittive che esplorative. Sono state inoltre applicate indagini geostatistiche per studiare le correlazioni spaziali fra i dati e creare mappe di distribuzione. Per creare le mappe è stato usato il modello *ordinary kriging*, dopo aver interpolato i modelli dei semivariogrammi. Nei casi in cui i dati non evidenziavano autocorrelazione spaziale, è stato utilizzato il modello IDW (*Inverse Distance Weighting*). A questo scopo è stato utilizzato il software ArcMap 10.8.1 (ArcGIS, ESRI, Redlands, California, US). Le mappe di distribuzione spaziale così create sono contenute in Appendice. Le correlazioni spaziali fra i dati sono state verificate costruendo i covariogrammi tra le variabili di interesse. I covariogrammi sono stati anche usati come confronto con i risultati delle correlazioni statistiche. Sono state infatti studiate le correlazioni fra le seguenti categorie di dati: le misure radiometriche (TC, TCcorr K, Th, U), le misure di ECa, il contenuto idrico del suolo e le misure di densità apparente (*bulk density*), tessitura (sabbia, silt, argilla) e SOC. Per queste analisi è stato utilizzato l'indice non parametrico di correlazione per ranghi di Spearman (r , significatività per $p < 0.05$). Per individuare quali fossero i principali fattori a determinare la variabilità delle misure raccolte è stata applicata un'analisi di regressione multipla sui dati relativi ai singoli campi (IS, Rot e CaB). È stata inoltre svolta una PCA (*Principal Component Analysis*) su un dataset generale comprendente i dati di tutti i campi, per verificare se le relazioni fra le variabili fossero consistenti in tutti i siti indagati. PCA e regressione multipla sono state applicate sui dati relativi solamente al primo strato di suolo (i primi 30 cm per IS e Rot e i primi 45 per CaB). Tutte le analisi statistiche sono state condotte con il software Statistica 10 (StatSoft, Hamburg, Germany).

3. Risultati

Le tabelle complete con tutti i risultati delle analisi statistiche per ogni categoria di dato sono contenute in Appendice insieme alle mappe di distribuzione spaziale, nelle sezioni relative ai campi cui i dati si riferiscono (Appendice A – Campo IS, Appendice B – Campo Rot, Appendice C – Campo CaB, Appendice D – Campo CaTm, Appendice E – Campo CaTs). Con “Sd” si vuole indicare la deviazione standard, mentre con RMSSE si indica la *Root Mean Square Standardized Error* della predizione, per quanto riguarda i modelli geospaziali.

3.1 Dati dai campioni di suolo

I dati sul suolo provengono da campioni estratti a diverse profondità nei diversi campi. Gli strati di suolo considerati sono: 0 - 30 cm e 30 - 60 cm per IS; 0 - 30 cm, 30 - 60 cm e 60 - 90 cm per Rot; 0 - 15 cm, 15 - 45 cm, 45 - 80 cm e 80 - 120 cm per CaB.

Le caratteristiche del suolo emerse dalle analisi di laboratorio sono risultate abbastanza variabili nei diversi campi (IS, Rot, CaB). I risultati della statistica descrittiva sono riportati in forma completa rispettivamente nelle Tabelle A.1, B.1 e C.1, mentre sono elencati in forma riassuntiva, per il primo strato di suolo, in Tabella 3.1.

I dati presentano, in generale, una distribuzione normale. Solo in CaB, a parte per i dati di tessitura nei primi strati di suolo (fino a 45 cm), i dati non presentano distribuzioni normali e variano in range ampi (>20%). CaB è il campo in cui la componente tessiturale principale è quella sabbiosa, presente in media per il 40.55% nei primi 45 cm di suolo. I campi IS e Rot sono caratterizzati invece da una granulometria più fine rispetto a CaB, e da una tessitura in prevalenza limosa (come si può vedere in Tabella 3.1). In Rot persiste comunque una componente sabbiosa per circa il 28%, mentre in IS prevalgono le componenti a granulometria fine, con il 65.51% di silt e il 23.73% di argilla (la quantità più alta fra i tre campi) nei primi 30 cm. I profili di tessitura si mantengono mediamente costanti (per quanto riguarda le proporzioni fra le frazioni tessiturali) in tutti gli strati di suolo. Solo in CaB si nota un'inversione fra le percentuali di sabbia e limo nello strato compreso fra 15 e 45 cm (45.67% silt e 37.03% sabbia) rispetto agli altri strati in cui c'è prevalenza di sabbia. CaB è inoltre caratterizzato in media, sempre nello strato superficiale, da un minore livello di *bulk density* ($0.99 \text{ g}\cdot\text{cm}^{-3}$) rispetto a IS e Rot (1.38 e $1.43 \text{ g}\cdot\text{cm}^{-3}$ rispettivamente) e da una quantità molto maggiore di carbonio organico (9.44% contro 0.89% e 0.75% in IS e Rot). Questi dati sono in accordo con le descrizioni fornite dalle carte litologiche della Regione Veneto (esposte al capitolo 2.1), che individuavano: suoli limosi e argillosi in corrispondenza di IS; suoli limosi e sabbiosi in corrispondenza di Rot; suoli limoso-sabbiosi con presenza di torbe e caratterizzati da un alto accumulo di SOC in corrispondenza di CaB.

Tabella 3.1: tabella riassuntiva della statistica sui dati di laboratorio relativi al primo strato di suolo (primi 30 cm per IS e Rot, primi 45 cm per CaB) e sui dati del contenuto idrico calcolato (wc%).

	IS			Rot			CaB		
	Mean	Sd	n	Mean	Sd	n	Mean	Sd	n
sand (%)	10.76	1.72	64	28.04	3.70	288	40.55	12.40	120
silt (%)	65.51	1.16	64	56.25	3.30	288	42.74	6.84	120
clay (%)	23.73	0.65	64	15.71	1.25	288	16.71	6.40	120
DA g·cm⁻³	1.38	0.06	64	1.43	0.06	288	0.99	0.24	44
SOC (%)	0.89	0.08	64	0.75	0.11	288	9.44	5.62	43

In CaB infatti è stata calcolata una riserva di SOC (SOCstock) mediamente superiore alle 180 t·ha⁻¹ nei primi 45 cm di suolo (128.74 t·ha⁻¹ nei primi 15 cm, 240.98 t·ha⁻¹ da 15 a 45 cm), mentre in IS e Rot non si raggiungono le 40 t·ha⁻¹ in tutto il profilo di suolo analizzato (36.25 t·ha⁻¹ e 28.80 t·ha⁻¹ in IS e Rot rispettivamente, in media nei primi 60 cm).

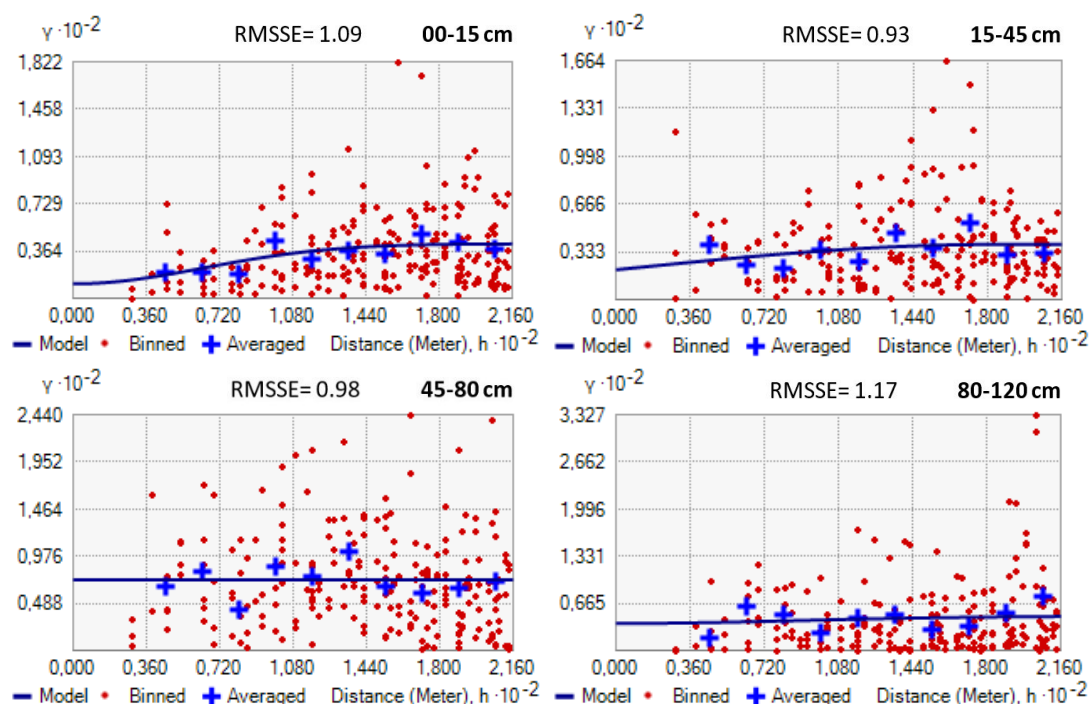


Figura 3.1: semivariogrammi riferiti ai dati di SOC (%) in CaB alle diverse profondità (specificate in grassetto). Sotto i 45 cm non si nota più autocorrelazione spaziale.

I profili del SOC nei diversi campi si comportano più o meno allo stesso modo, diminuendo con l'aumentare della profondità. Anche in questo caso CaB rappresenta un'eccezione: il dato di SOC maggiore si riscontra infatti nel terzo strato di suolo (10.85% fra 45 e 80 cm contro 9.82% nel primo strato superficiale) e i valori di SOCstock paiono aumentare con la profondità. SOCstock segue infatti il profilo di densità apparente, che in questo campo diminuisce con la profondità). Tutti i dati sulle caratteristiche del suolo presentano, all'osservazione dei semivariogrammi, una buona autocorrelazione spaziale nei diversi

campi e alle diverse profondità. L'eccezione è sempre CaB, in cui i dati di SOC non presentano più correlazione spaziale negli strati più profondi (da 45 a 120 cm), come si può vedere in Figura 3.1.

3.2 ECa, umidità e dati radiometrici

I risultati della statistica descrittiva relativa alle misure di conducibilità elettrica sono riportati in forma riassuntiva in Tabella 3.2. Sono stati riportati in questa tabella solo i dati relativi ai primi 50 cm di suolo (ECa1 è il valore integrato delle misure ECa nello strato da 0 a 25 cm, mentre ECa2 è il valore integrato per lo strato da 0 a 50 cm). Allo stesso modo si possono leggere le tabelle riassuntive relative alle misure di umidità (Tabella 3.3) e alle misure radiometriche (Tabella 3.4).

I valori di ECa aumentano all'aumentare della profondità. Questo è evidente per tutti i campi, tranne che per Rot e CaTm in cui ECa2 presenta valori più bassi (in Rot tutte le misure di ECa2 sono risultate negative, motivo per cui sarà consigliabile svolgere una seconda misurazione). CaTm è il campo in cui è stata registrata in media una maggiore ECa1 (27.32 $mS \cdot m^{-1}$), seguito da CaB, dove la grande variabilità delle caratteristiche del suolo si riflette sui dati di conducibilità. In tutti i campi i dati di ECa avevano comunque una buona autocorrelazione spaziale (i modelli utilizzati per creare le mappe di distribuzione erano caratterizzati da un'alta predittività e RMSSE in media pari a 1.02 a tutte le profondità).

Tabella 3.2: media e deviazione standard dei dati di ECa ($mS \cdot m^{-1}$) nei primi 50 cm di suolo.

	IS n= 823		Rot n= 2256		CaB n= 9650		CaTm n= 3631		CaTs n= 5372	
	Mean	Sd	Mean	Sd	Mean	Sd	Mean	Sd	Mean	Sd
ECa1	10.59	1.17	14.78	2.23	21.00	12.36	27.32	5.15	19.96	3.12
ECa2	18.41	1.32	-11.75	3.12	49.72	22.41	9.87	5.73	40.18	4.67

In CaB è inoltre presente una maggiore quantità di umidità nel suolo rispetto agli altri campi, pari al 27.9% (contenuto idrico gravimetrico calcolato).

Tabella 3.3: media e deviazione standard dei dati di umidità (%) raccolti in campo (VWC) e calcolati (wc), per i primi 20 cm di suolo.

	IS		Rot		CaB		CaTm		CaTs	
	Mean	Sd	Mean	Sd	Mean	Sd	Mean	Sd	Mean	Sd
VWC	32.8	1.7	28.2	2.9	27.2	3.4	30.0	2.2	30.0	2.0
wc	23.7	1.4	20.0	1.5	27.9	4.3	-	-	-	-
n_{vwc}	20		151		163		176		202	
n_{wc}	84		202		1345		-		-	

I valori di umidità hanno generalmente una buona autocorrelazione spaziale, anche se si nota maggiormente per il contenuto idrico gravimetrico piuttosto che per il VWC (in particolare in CaB, Figura 3.2).

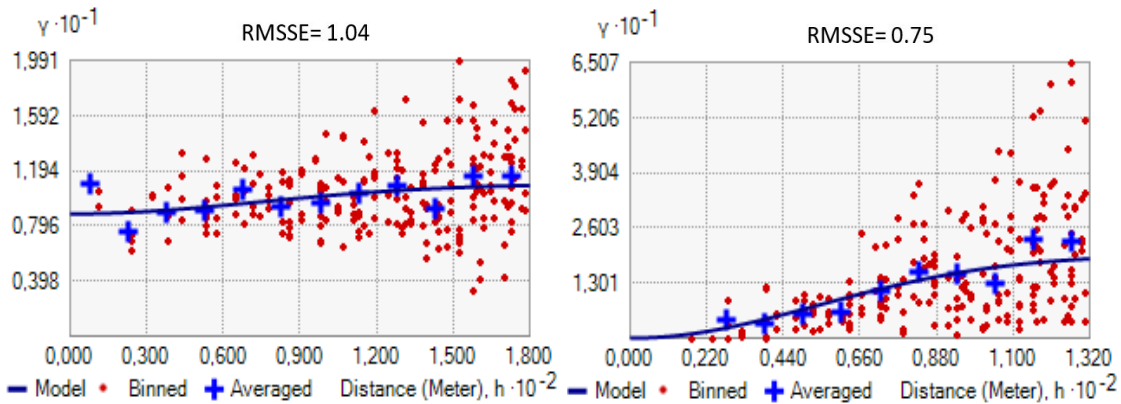


Figura 3.2: semivariogrammi dei dati di umidità in CaB: a sinistra per VWC; a destra per wc.

Le misure di radioattività sono state rilevate, in media su tutti i campi, con un valore medio di TC pari a 1176.45 counts·s⁻¹ e valori medi di concentrazione di 473.86 Bq·kg⁻¹ per K, 42.80 Bq·kg⁻¹ per U, 38.45 Bq·kg⁻¹ per Th. K è stato rilevato mediamente in rapporto K/U pari a 11.17 e in rapporto K/Th pari a 12.37, mentre il rapporto Th/U medio è pari a 0.90. I valori maggiori sono stati mediamente riscontrati in IS, con un totale di TC di 1312.50 counts·s⁻¹ (1657.94 counts·s⁻¹ per il dato corretto) e concentrazioni di K e Th superiori alla media (556.60 Bq·kg⁻¹ per K e 47.70 Bq·kg⁻¹ per il Th). Minori valori di radioattività sono stati riscontrati in Rot, con TC pari a 1055.31 counts·s⁻¹ e concentrazioni inferiori alla media generale. U è risultato essere il parametro radiometrico in generale affetto da maggiore incertezza (con un CV% del 9.13% in media nei diversi campi) e da una scarsa autocorrelazione spaziale nei diversi campi (Figura 3.3). Per questo dato infatti è stato quasi sempre usato il modello IDW per creare le mappe di distribuzione spaziale. Gli altri dati mostrano generalmente una buona autocorrelazione (in media RMSSE= 1.02).

Tabella 3.4: media e incertezza dei dati di radioattività. I dati comprendono TC e TCcorr (la versione corretta per l'umidità, counts·s⁻¹) e le concentrazioni dei radionuclidi (Bq·kg⁻¹).

		TC	TCcorr	K	U	Th
IS n= 84	Media	1312.50	1657.94	556.60	42.50	47.70
	S	11.90	49.40	28.20	4.10	2.90
	CV%	0.91	2.98	5.04	9.67	6.28
Rot N= 202	Media	1055.31	1289.06	455.54	35.85	35.37
	S	9.98	43.35	23.80	3.50	2.41
	CV%	1.00	3.36	5.25	9.88	6.82
CaB n= 1345	Media	1203.70	1574.36	454.46	48.49	39.95
	S	13.32	162.84	30.90	4.59	3.21
	CV%	1.00	10.34	6.88	9.53	8.14
CaTm n= 420	Media	1108.62		404.63	42.57	31.97
	S	16.71	-	26.11	3.99	2.68
	CV%	1.51		6.45	9.37	8.37
CaTs n= 628	Media	1202.13		498.05	44.60	38.28
	S	12.19	-	22.11	3.21	2.30
	CV%	1.01		4.44	7.21	6.00

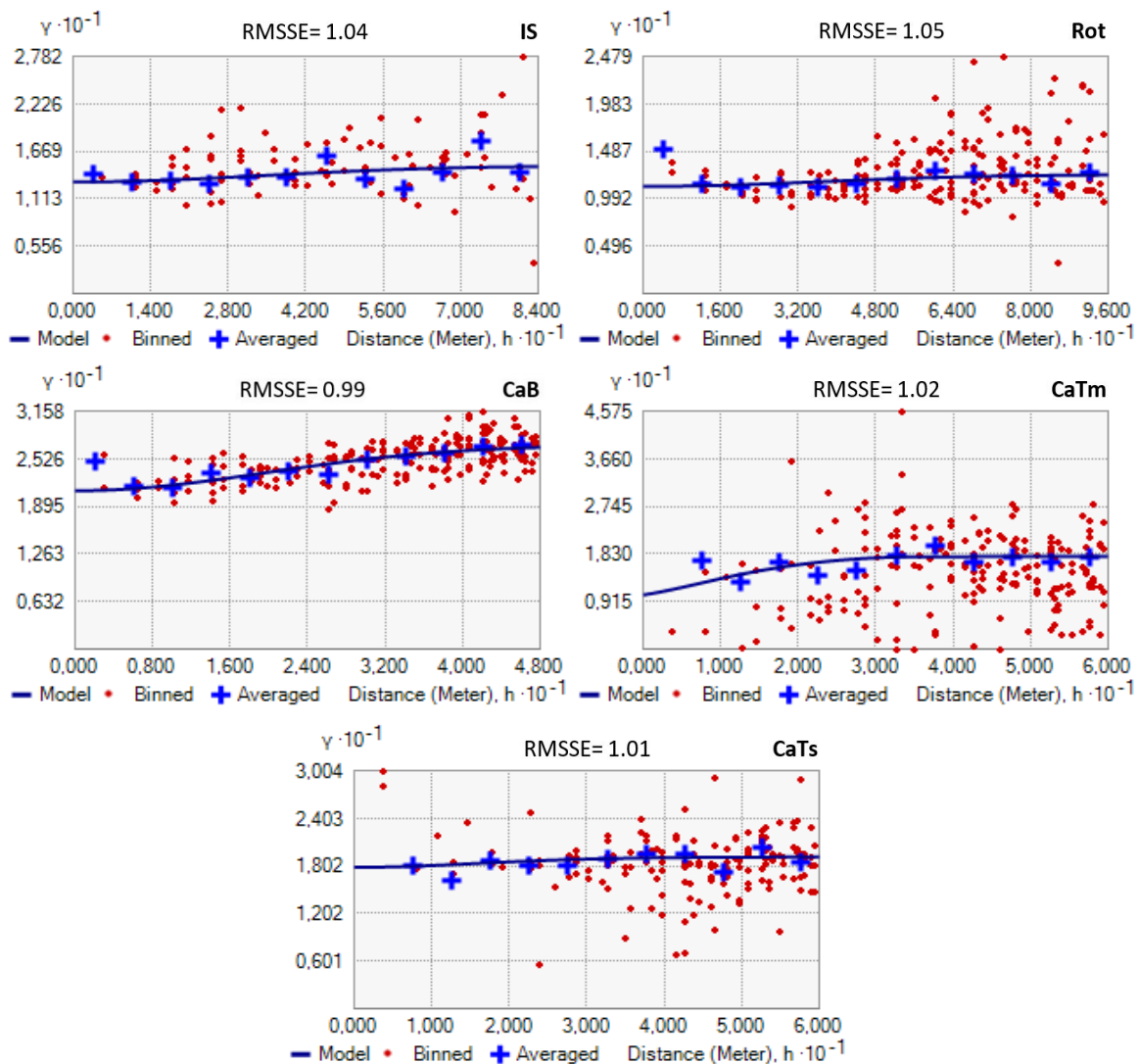


Figura 3.3: semivariogrammi relativi ad U (Bq·kg⁻¹) nei diversi campi. Generalmente, a parte in CaB e CaTm, è caratterizzato da una scarsa, se non assente, autocorrelazione spaziale.

3.3 Correlazioni statistiche e spaziali

Le tabelle e i grafici scatterplot sui risultati delle correlazioni fra i dati si trovano in forma completa in Appendice F. Gli indici di Spearman (r) delle correlazioni risultate significative ($p < 0.05$) sono evidenziati in corsivo e grassetto nelle tabelle. In tutti i casi in cui è stata osservata significatività (a parte dove è stato specificato il contrario) i risultati delle correlazioni di Spearman sono confermati dai rispettivi covariogrammi.

I dati di ECa sono altamente correlati fra loro in tutti i campi e a tutte le profondità (figure F.1 e F.2). I dati gamma presentano, fra loro, correlazioni variabili nei diversi campi. Il *countrate* (corretto e non corretto) mostra correlazioni positive con i RN in tutti i campi, anche se in IS l'unica correlazione significativa si ha fra *countrate* e Th (Tabella F.1). In IS inoltre si osservano correlazioni significative negative fra K e U ($r = -0.36$) e fra Th e U ($r = -0.45$). Queste correlazioni non sono però confermate dai covariogrammi (prodotti tramite

cokriging) che non mostrano significative correlazioni spaziali fra i RN in questo campo (Figura 3.4). In Rot invece (Tabella F.2) l'unica correlazione significativa si ha fra Th e U ($r = -0.44$), ma anche in questo caso al risultato non corrisponde correlazione spaziale.

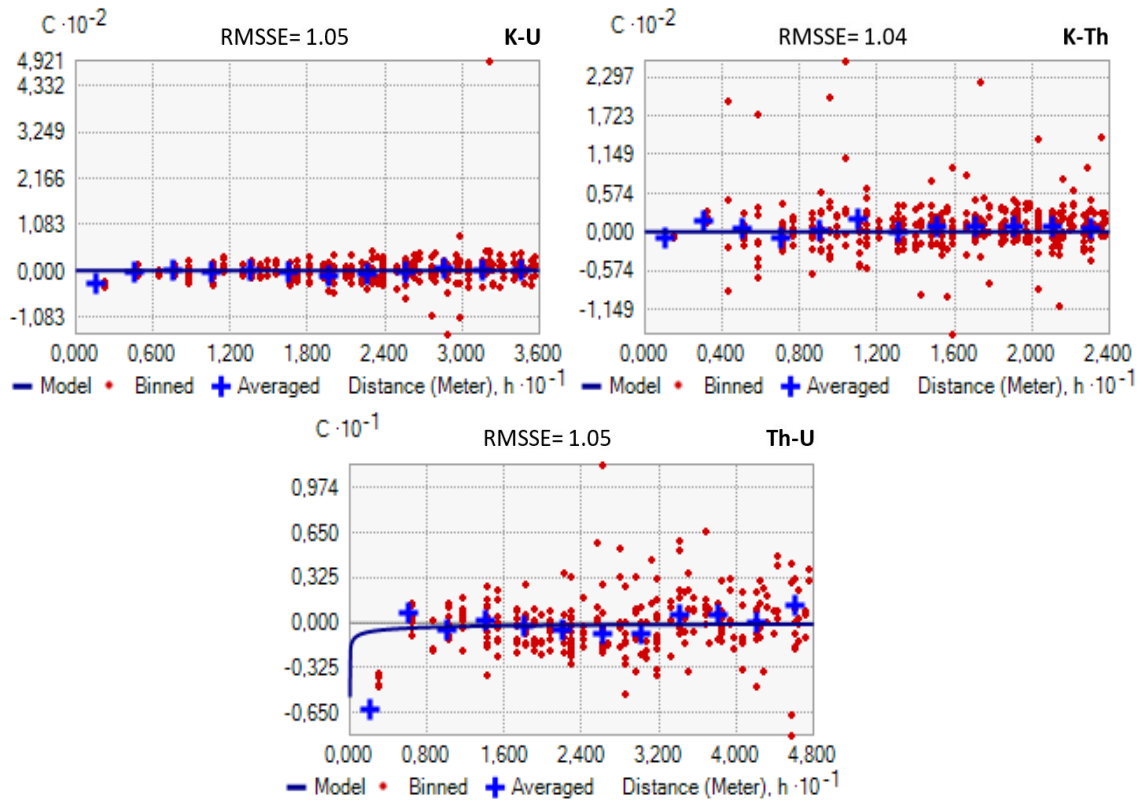


Figura 3.4: covariogrammi relativi ai radionuclidi (Bq·kg-1) rilevati in IS. Questi dati non presentano autocorrelazione spaziale, nonostante per K-U e K-Th la correlazione di Spearman abbia evidenziato correlazione significativa.

In CaB (Tabella F.3) al contrario le correlazioni fra i RN sono positive e altamente significative (in media $r = 0.60$). In CaTs (Tabella F.5) si hanno correlazioni significative per K-Th ($r = 0.64$) e Th-U ($r = -0.30$): per quest'ultima relazione il covariogramma è contrastante col risultato, poiché mostra una covarianza positiva fra Th e U (Figura 3.5). In CaTm (Tabella F.4) le correlazioni fra RN non sono significative. Anche le relazioni fra ECa e dati radiometrici sono variabili, nei primi strati di suolo (primi 50 cm). Generalmente positive, sono quasi sempre significative fra ECa e *countrate* (a parte per Rot, in cui le uniche correlazioni significative fra ECa e dati gamma si hanno con Th e sono negative: $r = -0.19$ e $r = -0.20$ per ECa1 e Eca2 rispettivamente). In CaTm le correlazioni ECa1-TC e ECa1-K sono state evidenziate come negative e significative; il covariogramma ha mostrato invece correlazioni spaziali positive fra questi dati. In CaB l'unica correlazione significativa (positiva) si ha fra ECa e K ($r = 0.38$ per ECa1, $r = 0.30$ per ECa2), mentre in CaTs ECa presenta correlazioni positive e significative (oltre che per il *countrate*) per K e Th (in media $r = 0.41$).

In IS Th è l'unico RN a presentare correlazioni significative con gli altri parametri, compresa l'ECa ($r= 0.28$ per ECa1, $r=0.31$).

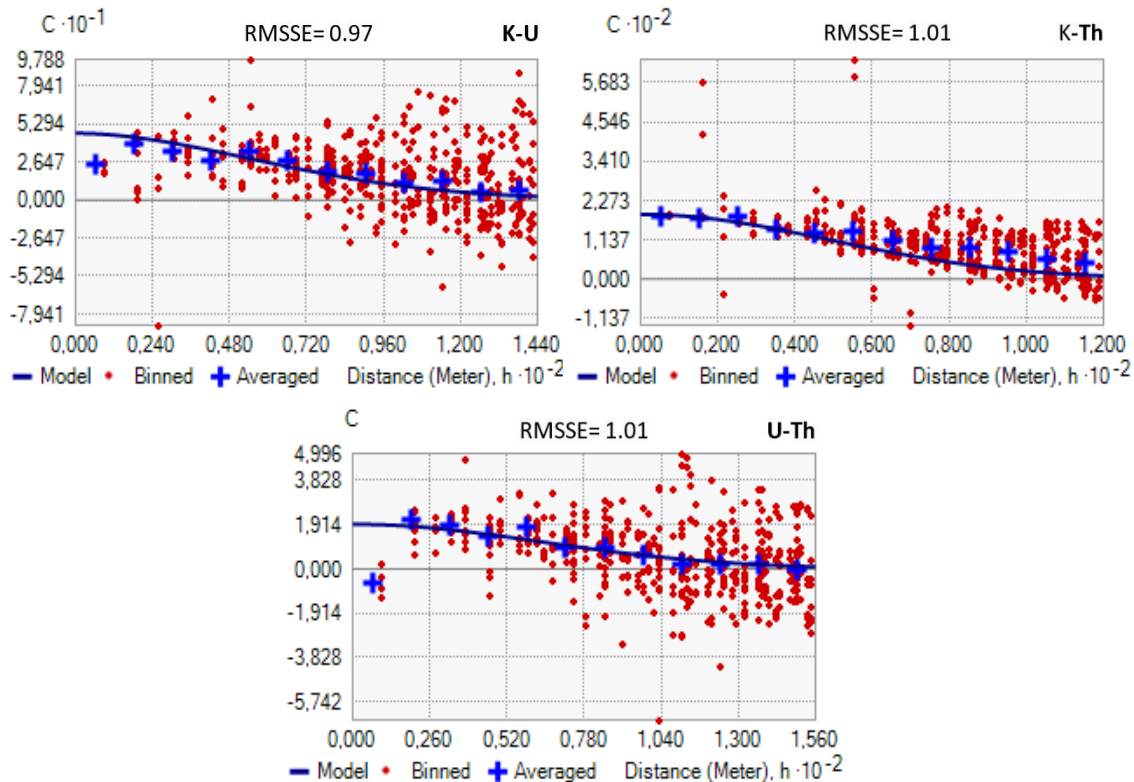


Figura 3.5: covariogrammi relativi ai radionuclidi (Bq·kg⁻¹) rilevati in CaTs. La correlazione di Spearman ha evidenziato correlazioni significative fra K-Th e Th-U. Per Th-U la correlazione statistica è risultata negativa, in contrasto con il covariogramma.

ECa è correlata positivamente e significativamente con il contenuto idrico (volumetrico e gravimetrico) in tutti i campi, salvo che in CaTm ($r= -0.01$ per ECa1 e VWC, $r= 0.06$ per ECa2 e VWC). In CaTm i dati di VWC non mostrano correlazione nemmeno con i dati di radioattività, mentre in CaTs ci sono correlazioni significative e positive fra VWC e i dati gamma (in media $r= 0.23$), tranne che con U ($r= -0.09$). Le correlazioni fra il contenuto idrico w_c e i dati gamma sono variabili nei campi IS, Rot e CaB. Si osservano infatti correlazioni negative significative in CaB (in media $r= -0.29$), a parte per TCcorr ($r= -0.05$), mentre non ci sono correlazioni significative fra w_c e radionuclidi in IS e Rot. In questi campi infatti w_c ha indici di correlazione significativi e positivi solo con il *count rate* ($r= 0.43$ e 0.64 per TC e TCcorr rispettivamente, in IS; $r= 0.37$ per TCcorr in Rot). ECa è anche correlata, in modo variabile, con la densità apparente (DA). In Rot c'è infatti correlazione positiva significativa con DA nei primi strati di suolo (0 - 60 cm), mentre in IS e CaB si osserva correlazione negativa con DA nel primo strato di suolo ($r= -0.35$ e -0.30 per ECa1 e ECa2 rispettivamente in IS; $r= -0.39$ per ECa2 in CaB). DA presenta inoltre correlazioni variabili con i dati gamma: negative con TC e TCcorr nel primo strato di suolo in IS ($r= -0.33$ e -0.46 rispettivamente) e

con TCcorr in Rot ($r = -0.19$); positive (in media $r = 0.45$) con tutti i dati radiometrici in CaB (solo nel nello strato 30 - 60 cm per TCcorr e U, in entrambi gli strati per tutti gli altri dati gamma). Sia ECa che i dati radiometrici presentano correlazioni evidenti e concordanti con i dati di tessitura, almeno negli strati più superficiali: le misure mostrano infatti correlazioni negative con la sabbia e positive con silt e argilla (i risultati sono riportati in Tabella 3.5). In IS però solo TC, TCcorr e Th presentano correlazioni significative con la tessitura nei primi 30 cm di suolo (TCcorr presenta correlazioni maggiori, anche nel secondo strato di suolo). U mostra addirittura correlazioni opposte (positive per la sabbia e negative per silt e argilla), ma non significative. In Rot i dati di ECa non risultano correlati con l'argilla e anche in questo caso U non presenta correlazioni significative. In CaB invece tutti i dati gamma sono correlati significativamente con i dati di tessitura nei primi 45 cm di suolo, mentre i dati di ECa non sono correlati con l'argilla e risultano correlati con sabbia e silt solamente per i primi 15 cm. Le correlazioni con il carbonio organico sono variabili nei diversi campi. In IS ECa, TC e TCcorr presentano correlazione negativa solo con SOCstock nel primo strato di suolo (per TC-SOCstock il covariogramma non mostra covarianza spaziale), mentre U mostra correlazione negativa con il SOC nello strato 30 - 60 cm. Per gli altri dati le correlazioni con SOC in questo campo non sono significative, a parte per ECa3-SOC nello strato 0 - 30 cm ($r = -0.26$), non concorde però con il covariogramma. In Rot i dati di ECa hanno correlazione significativa e negativa con SOC e SOCstock (in media $r = 0.18$), solamente nel secondo strato di suolo (30 - 60 cm). I dati radiometrici invece non sono correlati con il carbonio organico fino a 60 cm; si possono però osservare correlazioni significative con SOC e SOCstock (tranne che per U) solamente nello strato più profondo (60 - 90 cm). In Cab ECa non presenta correlazioni significative con SOC e SOCstock (solo ECa3 pare avere correlazione con SOC nello strato di suolo più profondo, fra 80 e 120 cm: $r = 0.40$). I dati gamma in CaB risultano invece avere tutti correlazione negativa e significativa con SOC e SOCstock per i primi due strati di suolo (fino a 45 cm). Solo TCcorr e U sono correlati significativamente solo nello strato 15 - 45 cm (U solamente con SOC).

Anche SOC presenta, in generale, correlazioni negative con la sabbia e positive con silt e argilla. In IS solo il SOC relativo allo strato 30 - 60 cm è correlato con la tessitura, mentre in Rot il SOC che risulta correlato è quello relativo agli strati 0 - 30 cm e 60 - 90 cm (Tabella F.2). Il SOC nello strato intermedio risulta maggiormente correlato ai dati di tessitura relativi allo strato più profondo. In CaB le relazioni fra SOC e tessitura sono più scarse e variabili da strato a strato. In particolare si nota un'inversione di tendenza rispetto agli altri campi, con correlazioni positive per la sabbia e negative per l'argilla nei primi 15 cm. Il SOC relativo allo strato più profondo è correlato invece in maniera coerente con i risultati degli altri campi (negativamente per la sabbia e positivamente per il silt) fino a 80 cm.

Tabella 3.5: indici di correlazione di Spearman (r) delle correlazioni fra le misure strumentali e i dati sul suolo, a diverse profondità (cm). I risultati significativi (p<0.05) sono evidenziati in corsivo e grassetto.

Var. 1	Var. 2	IS		Rot		CaB		
		00-30	30-60	00-30	30-60	00-15	15-45	45-80
ECa1 (mS/m)	Sand (%)	-0.56	-0.38	-0.17	-0.19	-0.36	-0.11	-
	Silt (%)	0.52	0.27	0.17	0.21	0.27	0.12	-
	Clay (%)	0.59	0.45	0.07	0.05	0.23	0.09	-
	SOC (%)	-0.11	0.16	0.05	0.15	0.22	0.17	-
	SOCstock (%)	-0.27	0.14	0.10	0.19	0.17	0.07	-
ECa2 (mS/m)	Sand (%)	-0.43	-0.25	-0.16	-0.19	-0.30	-0.12	-0.14
	Silt (%)	0.42	0.17	0.17	0.22	0.27	0.14	0.16
	Clay (%)	0.43	0.30	0.05	0.06	0.21	0.10	0.10
	SOC (%)	-0.22	0.02	0.07	0.16	0.32	0.28	-0.03
	SOCstock (%)	-0.35	0.00	0.13	0.20	0.23	0.19	-0.28
TC (counts/s)	Sand (%)	-0.42	-0.18	-0.59	-0.54	-0.71	-0.60	-0.03
	Silt (%)	0.43	0.17	0.49	0.51	0.46	0.42	-0.06
	Clay (%)	0.41	0.18	0.46	0.51	0.55	0.64	-0.02
	SOC (%)	-0.13	0.06	-0.07	0.05	-0.51	-0.67	-0.06
	SOCstock (%)	-0.25	0.05	-0.08	0.05	-0.60	-0.61	-0.11
TCcorr (counts/s)	Sand (%)	-0.54	-0.31	-0.64	-0.59	-0.70	-0.58	-0.11
	Silt (%)	0.54	0.29	0.53	0.55	0.49	0.43	0.03
	Clay (%)	0.54	0.30	0.50	0.55	0.52	0.62	0.06
	SOC (%)	-0.11	0.12	0.05	0.07	-0.25	-0.50	-0.05
	SOCstock (%)	-0.31	0.10	-0.04	0.07	-0.38	-0.45	-0.21
K (Bq/kg)	Sand (%)	-0.18	-0.11	-0.45	-0.41	-0.79	-0.63	-0.08
	Silt (%)	0.17	0.10	0.41	0.39	0.55	0.43	0.03
	Clay (%)	0.18	0.12	0.30	0.32	0.63	0.67	0.05
	SOC (%)	0.11	0.02	0.09	0.10	-0.49	-0.66	-0.13
	SOCstock (%)	0.02	-0.03	0.11	0.12	-0.60	-0.66	-0.27
Th (Bq/kg)	Sand (%)	-0.44	-0.22	-0.23	-0.20	-0.51	-0.50	0.01
	Silt (%)	0.49	0.24	0.17	0.16	0.35	0.32	-0.12
	Clay (%)	0.29	0.15	0.20	0.25	0.45	0.54	-0.06
	SOC (%)	-0.01	0.23	-0.06	-0.05	-0.40	-0.64	-0.01
	SOCstock (%)	0.03	-0.03	-0.07	-0.07	-0.54	-0.58	-0.03
U (Bq/kg)	Sand (%)	0.13	0.15	-0.10	-0.09	-0.55	-0.45	-0.03
	Silt (%)	-0.17	-0.15	0.09	0.10	0.33	0.36	-0.03
	Clay (%)	-0.04	-0.09	0.07	0.04	0.37	0.47	0.00
	SOC (%)	-0.20	-0.25	-0.09	0.05	-0.32	-0.40	-0.11
	SOCstock (%)	0.00	0.22	-0.08	0.05	-0.31	-0.35	-0.13

3.4 Regressione multipla e PCA

I risultati della regressione multipla sono riportati completamente in Appendice F. Le misure strumentali sono state considerate variabili dipendenti, mentre i dati DA, SOC (%), sabbia e argilla relativi al primo strato di suolo (0 - 30 cm per IS e Rot, 0 - 45 cm per CaB) sono stati utilizzati come variabili indipendenti, per testare quale di queste influenzasse maggiormente la variabilità delle misure raccolte. La variabilità dei radionuclidi non è generalmente determinata in maniera consistente dalle variabili del suolo. La variabilità di K è spiegata significativamente ($p < 0.001$) dalla sabbia per un 15%, solamente in Rot (Tabella F.6). In IS la variabilità di Th è spiegata da sabbia e argilla ($p < 0.01$) per il 17% (Tabella F.7). Il modello spiega invece la variabilità di Th in Rot con la sabbia ($p < 0.05$) solamente per il 4%. U è l'unico parametro che risente significativamente dell'effetto di una variabile del suolo (sabbia) in CaB. Infatti la variabilità di U è spiegata dalla sabbia in CaB (nei primi 15 cm di suolo) per il 48% ($p < 0.05$), mentre in Rot la regressione è risultata significativa per sabbia e SOC, ma queste variabili spiegano la variabilità di U solo per il 3% (Tabella F.8). La misura di TC (Tabella F.9) risente, per il 25%, dell'effetto della densità e della sabbia in IS ($p < 0.001$) e dell'effetto di sabbia, argilla e SOC per il 39% in Rot ($p < 0.001$). La misura di TCcorr è quella che risente maggiormente degli effetti delle variabili del suolo (Tabella F.10). È infatti spiegata per il 46% da DA, SOC e sabbia in IS ($p < 0.001$) e per il 51% da DA, SOC, sabbia e argilla in Rot ($p < 0.001$). La variabilità di ECa1 è invece determinata per il 32% dal SOC in IS ($p < 0.001$), mentre in Rot la regressione risulta significativa ($p < 0.01$) ma con uno scarso effetto (5%) per DA e sabbia su ECa1.

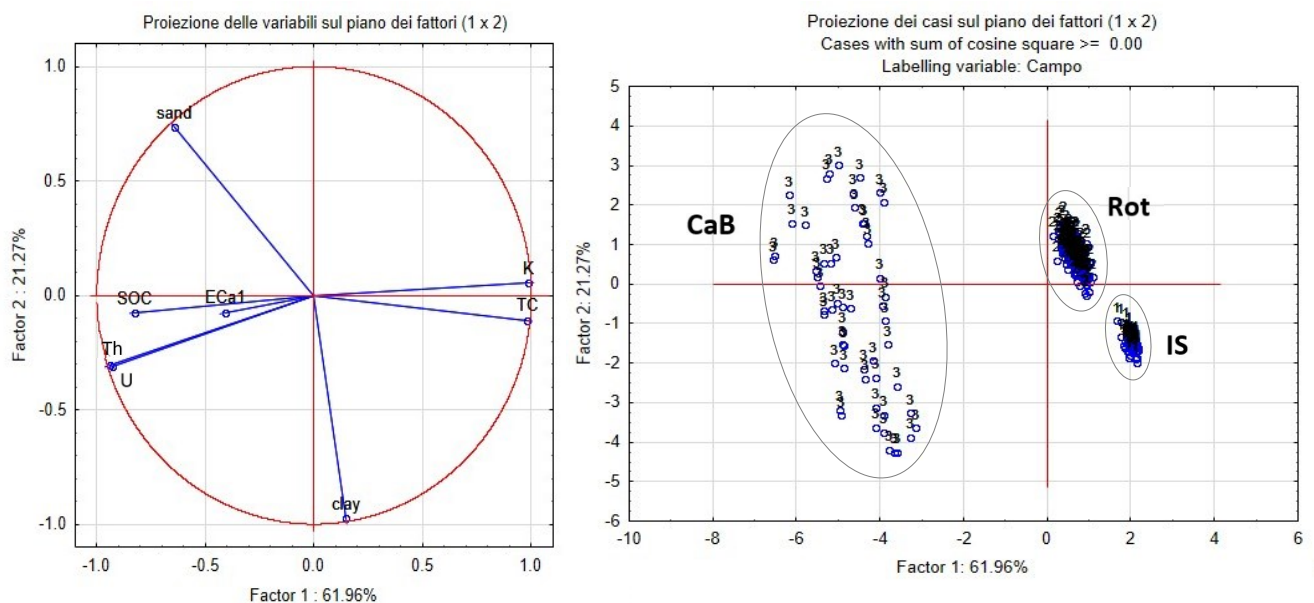


Figura 3.6: risultati della PCA applicata ai dati di tutti i campi, relativi al primo strato di suolo (fino a 30 cm per IS e Rot, fino a 45 cm). A sinistra: rappresentazione delle variabili sul piano dei fattori; a destra: raggruppamento dei dati in base ai fattori che ne determinano prevalentemente la variabilità.

La PCA, applicata su un dataset generale comprendente i dati di IS, Rot e CaB, ha messo in luce una correlazione negativa per SOC e ECa con K e TC e, al contrario una relazione positiva con Th e U (Figura 3.6). La variabilità generale fra i dati è determinata per la maggior parte dalla natura della misura di radioattività e dal SOC (Fattore 1) e la tessitura (Fattore 2). È stata evidenziata poi una suddivisione dei dati secondo l'appartenenza ai diversi campi, per il primo strato di suolo. I dati di Rot e IS si differenziano per una minore presenza di SOC (radioattività maggiore) e una maggiore percentuale di sabbia in Rot e di argilla in IS. In CaB è evidenziata una maggiore presenza di SOC e i dati sono distribuiti (secondo il secondo fattore) in un range che comprende sabbia (in misura maggiore per lo strato fra 0 - 15cm) e argilla (di più per lo strato fra 15 - 45cm).

4. Discussione

4.1. Caratteristiche del suolo

Secondo le carte della litostratigrafia e dei suoli della Regione Veneto, la litologia che caratterizza i siti di indagine è più o meno omogenea e costituita principalmente di limi calcarei e argille, con qualche eccezione. In Rot prevalgono infatti sabbie e limi e la granulometria è complessivamente meno fine; CaB invece è caratterizzato da una maggiore variabilità, poiché risulta suddiviso in sezioni con diverse componenti prevalenti: la parte nord del campo dovrebbe essere a prevalenza sabbiosa, mentre la parte ovest del campo risulta costituita prevalentemente da torbe. I risultati di questo studio confermano le informazioni fornite dalle carte regionali, individuando (soprattutto negli strati più superficiali, ovvero nei primi 45 cm di suolo): una granulometria prevalentemente più fine in IS e Rot (composizione limoso-sabbiosa in Rot e una maggiore presenza di argille in IS rispetto agli altri campi); una tessitura dominata dalla sabbia e un'alta quantità di carbonio organico nel suolo in CaB (Tabella 3.1), in particolare nella parte ovest e sud del campo (come si può vedere nelle mappe del SOC in Appendice C, Figura C.5, per i primi strati di suolo). Considerato questo, le informazioni fornite dalle carte dei suoli del Veneto possono essere considerate qualitativamente affidabili. Anche, ad esempio, per quanto riguarda le caratteristiche dei siti CaTm e CaTs in cui, al momento dello svolgimento di questa tesi, erano assenti dati diretti sul suolo.

Un'altra variabile da tenere in considerazione per valutare i risultati delle misurazioni con il rivelatore di raggi gamma è la presenza di scheletro nel suolo. La pietrosità superficiale, come spiegato in introduzione (paragrafo 1.4), rappresenta infatti una caratteristica che può influenzare pesantemente il segnale rilevato dal gamma-ray detector (Priori et al., 2016). La sua generale assenza nel nostro caso (<1%, secondo le carte regionali) determina una maggiore affidabilità delle misure di questo strumento. Inoltre, la scarsa pendenza che caratterizza le zone oggetto di studio (pendenza <0,2%, zone pianeggianti) ha permesso di escludere la componente topografica (elevazione, pendenza) dall'interpretazione delle distribuzioni spaziali dei dati. I modelli di interpolazione spaziale utilizzati non hanno quindi tenuto conto di questa componente.

Considerate queste informazioni, le aree di studio possono essere considerate sostanzialmente omogenee dal punto di vista del materiale parentale e della scarsità di scheletro (i fattori principali capaci di influenzare la misura spettroscopica). Si può quindi supporre che la variabilità delle misure geofisiche e spettroscopiche nelle diverse zone

dipenda dalla variabilità delle altre proprietà del suolo, quali tessitura, contenuto idrico e contenuto di carbonio organico.

Le caratteristiche tessiturali (le proporzioni fra le diverse frazioni) si mantengono mediamente stabili nei diversi strati di suolo, a parte in CaB in cui si inverte il rapporto fra sabbia e limo nel secondo strato di suolo (da 15 a 45 cm). In tutti i campi inoltre il profilo del SOC% diminuisce con la profondità. Per questo motivo e per il fatto che l'interesse dello studio è quello di verificare la capacità degli strumenti di individuare e caratterizzare la variabilità del suolo negli strati più superficiali (il rivelatore gamma riceve segnale generalmente dai primi 30 - 50 cm di suolo) si è deciso di concentrare i commenti sui dati relativi a questi strati (primi 30 cm per IS e Rot, primi 45 cm per CaB).

4.2. Correlazioni statistiche e spaziali

Le relazioni fra il segnale gamma rilevato e la tessitura sono coerenti con i risultati presentati in letteratura. Solitamente infatti i valori di *total counts* (TC) e dei radionuclidi (RN) sono correlati positivamente con i materiali più fini (es. argilla) e negativamente con la sabbia e i materiali più grossolani. Ad esempio, Pracilio et al. (2006) hanno riportato correlazioni positive con il contenuto di argilla, maggiori per Th, TC, U e Th/U. Anche Taylor et al. (2002) hanno riscontrato una relazione lineare positiva fra TC e contenuto di argilla. Priori et al. (2014b) hanno ottenuto una proporzionalità diretta con il contenuto di argilla e una relazione inversamente proporzionale con sabbia e pietrosità. Una minore intensità di radiazione gamma potrebbe infatti essere un indicatore di presenza di quarzo o frazioni sabbiose (Pracilio et al., 2006; Taylor et al., 2002). La correlazione fra segnale gamma e materiali fini è invece dovuta alla maggiore superficie specifica, e quindi alla maggiore capacità di scambio cationico (CEC, $\text{cmol}\cdot\text{kg}^{-1}$), dei materiali argillosi. Questa caratteristica determina la maggiore affinità dei cationi in soluzione (K^+ , Th^{4+} , U^{4+}) con la superficie anionica delle argille (Megumi e Mamuro, 1977). In più studi è stato evidenziato inoltre che Th e U sono maggiormente correlati alla dimensione delle particelle di suolo rispetto a K (Martz e de Jong, 1990; Megumi e Mamuro, 1977; Kogan et al., 1971). Secondo gli autori ciò potrebbe essere dovuto alla selettività degli ioni durante l'adsorbimento, a seconda della valenza (durante lo scambio cationico gli ioni con valenza maggiore vengono selezionati rispetto a quelli con minore valenza). Questa potrebbe essere la ragione per cui in IS non si notano correlazioni fra K e tessitura. Inoltre, potrebbero essere osservate correlazioni differenti (addirittura non positive) fra RN e argilla a seconda sia della mineralogia sia delle condizioni di pH e ossidazione (Dierke e Werban, 2013; Chabaux et al., 2003; Kogan et al., 1971). Tali condizioni possono infatti determinare le condizioni di mobilità degli ioni (solubilizzazione o precipitazione).

Il potassio nella crosta terrestre è presente con una media del 2.3%, in misura molto maggiore rispetto a U e Th (con concentrazioni in media di 3 ppm e 12 ppm rispettivamente) (Wilford e Minty, 2006). Nel nostro caso K è stato rilevato, in media nei diversi campi, con un rapporto pari a 11.17 rispetto a U e un rapporto pari a 12.37 rispetto a Th. Th è perciò presente generalmente in misura leggermente minore rispetto a U, salvo che in IS in cui è stato rilevato più Th rispetto a U. In IS oltretutto solo Th mostra correlazioni significative con la tessitura, con TC e con la conducibilità elettrica apparente. Questi rapporti, oltre a quanto detto prima riguardo alla selettività durante l'adsorbimento, potrebbero essere dovuti ad una diversa mineralogia. Ad esempio Chabaux et al. (2003) hanno osservato un adsorbimento di U fino a due volte maggiore in montmorillonite e illite, rispetto alla caolinite. Una maggiore presenza di Th invece potrebbe essere conseguenza di processi di *weathering* a seguito dei quali U viene ossidato e solubilizzato. I composti di Th rimangono invece meno mobili e Th risulta perciò più rilevabile (Megumi e Momuro, 1977; Adams et al., 1959). Anche K tende ad essere lisciviato e diminuire a causa di processi di *weathering* (Wilford e Minty, 2006). In Rot le correlazioni significative fra dati radiometrici e dati del suolo nello strato più profondo (60 - 90cm) possono essere indice di una relazione indiretta o non reale, poiché circa il 90% del segnale che arriva al gamma ray detector proviene dai primi 30 - 50cm di suolo (Cook et al., 1996; Taylor et al., 2002; Beamish, 2013). Queste relazioni potrebbero quindi risentire dell'effetto dell'autocorrelazione spaziale fra i dati.

I dati radiometrici sono sempre risultati positivamente correlati fra loro, o quantomeno fra i singoli RN e TC, con l'eccezione di U che è risultato spesso correlato negativamente con Th. Dove si osserva un'alta correlazione fra i dati gamma, a questi dati può essere attribuita la medesima informatività (Pracilio et al., 2006).

Generalmente non sono state osservate correlazioni significative fra gamma e SOC o SOCstock, se non per quanto riguarda CaB (in cui i dati gamma risultano correlati significativamente e negativamente fino a 45 cm di profondità) e per sporadiche correlazioni negative, principalmente con TC, negli altri campi. In letteratura i risultati relativi a questa correlazione sono variabili. Dierke e Werban (2013) hanno rilevato una correlazione negativa fra Th e SOC solo per pH<7, mentre Priori et al. (2014b) hanno trovato che ci fosse una correlazione negativa fra TC e TOC (*total organic carbon*), ma che fosse necessaria una calibrazione sito-specifica per poter formulare una corretta interpretazione. In suoli non torbosi poi le relazioni fra gamma e SOC sono complesse e spesso indirette (Priori et al., 2016). Infatti SOC e dati gamma possono essere influenzati da interazioni multiparametriche simili con altre proprietà del suolo (es. argilla, mineralogia, tessitura, pietrosità, bulk density, umidità). I dati in IS e Rot concordano con questa ipotesi per quanto riguarda la relazione fra carbonio organico (SOC e SOCstock) e tessitura, poiché si osservano

correlazioni negative con la sabbia e correlazioni positive con silt e argilla, in tutti gli strati di suolo. Le correlazioni negative però sono in disaccordo con quanto osservato in altri studi, in cui sono state evidenziate correlazioni positive fra gamma e SOC a causa dell'alta CEC solitamente attribuita alla materia organica (Wedepohl, 1969; Wong and Harper, 1999). In terreni torbosi invece Rawlins et al. (2009) hanno osservato una relazione negativa, che è stata attribuita in primo luogo all'alta capacità di ritenzione idrica della materia organica nel suolo (e alla conseguente attenuazione del segnale gamma). In secondo luogo, gli autori hanno ipotizzato che in aree con maggiore abbondanza di SOC ci fosse un minore contenuto della componente minerale, che è la sorgente del segnale gamma. La presenza di suolo torboso in CaB potrebbe quindi essere la causa delle correlazioni negative fra segnale gamma e SOC. Non è comunque possibile individuare relazioni generali fra SOC e dati radiometrici, poiché le informazioni fornite da questi dati sono sito-specifiche e dipendenti in primo luogo dalla natura mineralogica e tessiturale del sito indagato. Piori et al. (2016) sono riusciti comunque a creare mappe predittive affidabili sul SOC nei primi 30cm di suolo applicando un modello non stazionario (GWR - *Geographically Weighted Regression*) e usando le mappe dei dati gamma come covariate.

I dati radiometrici mostrano correlazione negativa con il contenuto idrico solo in CaB, forse (come già commentato) per la presenza della componente torbosa che trattiene una maggior quantità di acqua nel suolo in questo campo rispetto a IS e Rot. Una maggior presenza di acqua infatti dovrebbe determinare una maggiore attenuazione del segnale, come osservato da de Groot et al. (2009). Negli altri campi si osservano invece relazioni positive con il contenuto idrico, in particolare con TC. In questi campi il contenuto idrico medio è minore rispetto a CaB, poiché la *bulk density* è maggiore. La relazione positiva fra gamma e contenuto idrico potrebbe essere quindi un dato non dovuto ad una relazione diretta fra i due parametri, quando piuttosto una conseguenza di una correlazione fra gamma e *bulk density*. Questa correlazione infatti è inversa rispetto a quella con il contenuto idrico: negativa in IS e Rot e positiva in CaB. Un aumento di *bulk density* può determinare infatti, oltre ad un minore contenuto idrico, anche una maggiore attenuazione del segnale gamma (Taylor et al., 2002).

I dati di ECa sono in media più alti in CaB rispetto a IS e Rot. Questo potrebbe essere dovuto all'effetto del più alto contenuto idrico, ma anche della salinità (Castrignanò et al., 2012), che a CaB è un parametro importante da considerare. Le ECa sono mediamente più alte rispetto a IS e Rot anche in CaTm e CaTs. In questi due campi il VWC(%) medio è comparabile con quello in IS e Rot e presenta relazioni variabili con gli altri parametri. In CaTm infatti il VWC non è correlato né con ECa né con i dati gamma, mentre in CaTs si notano correlazioni positive con tutti i dati. Questo, come accennato in precedenza,

potrebbe essere indice di una più alta *bulk density* in CaTs o di altri fattori (che dovranno essere verificati tramite analisi di laboratorio) che potrebbero influire sulla variabilità del contenuto idrico e dei segnali strumentali. A parte per CaTm, ECa è correlata positivamente con il contenuto d'acqua in tutti i campi.

I dati gamma sono correlati positivamente con ECa in IS e CaB, mentre in Rot non si osserva correlazione (se non una correlazione negativa fra ECa e Th). La correlazione positiva è in contrasto con i risultati di Castrignanò et al. (2012) che non evidenziano correlazioni fra i segnali dei due strumenti e riportano il risultato alla capacità degli strumenti di rilevare proprietà differenti. Anche ECa mostra correlazioni tendenzialmente negative per la sabbia e positive per silt e argilla, anche se non molto significative per l'argilla in Rot e CaB. La componente argillosa è effettivamente mediamente presente circa quattro volte meno rispetto alla componente sabbiosa in CaB e circa due volte meno presente in Rot, nei diversi strati di suolo. Il segnale di ECa in CaB potrebbe anche essere attenuato dalla presenza di vegetazione nella parte inferiore del campo (Cassiani et al., 2012). La minore ECa in questa sezione di campo è evidenziata anche dalle mappe spaziali. Le relazioni fra ECa e SOC/SOCstock sono risultate variabili. In Rot e CaB si osserva una correlazione positiva per ECa con SOC e SOCstock solamente nel secondo strato di suolo. Ci si aspetterebbe infatti una relazione positiva fra ECa e materia organica (OM) nel suolo, per via dell'alta CEC e della capacità di ritenere acqua che caratterizzano OM (Corwin et al., 2008) cui il SOC è legato. In entrambi i campi nel secondo strato di suolo la frazione prevalente è quella limosa. Questa frazione, essendo la componente argillosa molto meno presente, può essere la frazione in cui è prevalentemente avvenuto l'accumulo di SOC. In IS si osservano correlazioni negative significative con SOCstock nei primi strati di suolo, mentre le correlazioni con SOC sono scarse e generalmente non significative. Una correlazione negativa fra ECa e SOC è stata riscontrata anche in altri studi (Terra et al., 2004; Doran e Parkin, 1996). Questo può essere dovuto al fatto che le relazioni fra le variabili che influiscono su ECa sono spesso complesse ed è difficile stabilire univocamente quale abbia maggiormente determinato i valori misurati. Come introdotto al paragrafo 1.3.4, infatti, le misure di ECa in campo sono dovute a molteplici fattori statici e dinamici. In generale all'interno di uno stesso campo la variabilità di ECa è determinata da uno o due di questi fattori, ma le relazioni possono cambiare in campi diversi, il che rende le informazioni ricavate da ECa molto sito-specifiche (Johnson et al., 2005; Corwin et al., 2008).

4.3. Regressione multipla e PCA

La PCA applicata sui dati di IS, Rot e CaB relativi al primo strato di suolo (fino a 45 cm) ha messo in luce come la variabilità complessiva dei dati fosse determinata principalmente da:

intensità e tipo di misura strumentale (gamma e ECa), i quali sono risultati correlati al SOC (Figura 3.6); composizione tessiturale. Il risultato della PCA va a confermare il fatto che il segnale radiometrico fornisca informazioni molto sito-specifiche, come sostenuto da altri autori (Priori et al., 2013b; Ortuani et al., 2019; Castrignanò et al., 2012). In questi studi infatti l'uso della PCA ha evidenziato in primo luogo l'influenza della mineralogia sui dati gamma e in secondo luogo gli effetti della tessitura, che risultano quindi gli aspetti principali che determinano l'estrema sito-specificità delle relazioni fra dati gamma e le altre proprietà del suolo. Solitamente quindi le interpretazioni sulle correlazioni fra dati radiometrici e proprietà quali il SOC dovrebbero essere formulate tenendo in considerazione litologia, mineralogia e tessitura (Priori et al., 2013b; Priori et al., 2014b), soprattutto se si intende fare previsioni sulle caratteristiche del suolo a partire dalle misure di radioattività. Nel nostro caso è risultata in effetti evidente la suddivisione dei dati dei diversi campi in gruppi caratterizzati da specifici range di intensità e tipologia del segnale riscontrato (e maggiore o minore quantità di carbonio organico nel suolo) e da specifici range per quanto riguarda la componente tessiturale prevalente. Anche i risultati dell'analisi di regressione multipla hanno posto in evidenza come le principali variabili a influire sulla variabilità dei RN, anche se generalmente non in maniera consistente, fossero le percentuali di sabbia e argilla (di sabbia in particolare). In CaB questo è particolarmente evidente per quanto riguarda U, sulla concentrazione del quale la sabbia influisce significativamente nel primissimo strato di suolo (Tabella F.8). La misura di TC, e in particolare TCcorr, risente invece maggiormente dell'effetto delle variabili del suolo, comprese DA e SOC. Questo non vale solamente in CaB, dove l'alto contenuto di umidità nel suolo e l'alta variabilità che caratterizza complessivamente il suolo di CaB non consentono di determinare una relazione lineare univoca fra le variabili e il segnale. Anche per quanto riguarda le misure di ECa risulta che il segnale sia influenzato maggiormente da: *bulk density* e componente sabbiosa nel campo caratterizzato da tessitura limoso-sabbiosa (Rot); dal SOC nel campo caratterizzato da granulometria più fine (IS). Questi risultati sono in contrasto con quanto osservato per il segnale gamma. Infatti, in Rot i dati radiometrici (in particolare, U, TC e TCcorr) sono spiegati significativamente dal SOC, mentre in IS il SOC non spiega significativamente la variabilità del segnale gamma (a parte per TCcorr). Questo potrebbe essere dovuto alla maggiore correlazione del segnale gamma con l'argilla (che in IS è maggiormente presente) piuttosto che con il SOC e all'effetto del contenuto idrico (che essendo associato alla materia organica potrebbe mascherare l'effetto del SOC in IS). La divergenza di informatività fra i segnali dei due strumenti può costituire una risorsa utile per interpretare correttamente i dati raccolti.

Questi risultati confermano che la variabile che determina in maniera predominante l'intensità e la qualità del segnale rilevato dagli strumenti sia la tessitura, ma che (rimosso l'effetto di quest'ultima) il segnale può essere influenzato anche da altre variabili del suolo (quali densità apparente e presenza di carbonio organico).

Se si considerano i risultati i risultati ottenuti e si suppone, come suggerito all'inizio di questo capitolo, che le caratteristiche litologiche siano sostanzialmente omogenee in tutti i campi, si può ipotizzare che la variabilità del segnale radiometrico (individuato come Fattore 1 nella PCA) sia dovuta proprio alla natura dei materiali parentali del suolo. I metodi di statistica multivariata quali la PCA sono infatti molto efficaci nell'individuare gli effetti dei differenti materiali parentali sulla variabilità di base dei dati gamma (Priori et al., 2014b). Se ciò venisse verificato, le informazioni ricavate dall'utilizzo combinato del CMD e del gamma-ray detector potrebbero essere utilizzate (oltre che per rilevare la variabilità spaziale delle caratteristiche tessiturali) per risalire all'effetto delle altre variabili del suolo. In particolare potrebbero essere utilizzate per indagare la distribuzione e la variabilità del SOC il quale, nell'ambito delle analisi condotte, appare come variabile correlata ai segnali strumentali.

5. Conclusion

Lo studio della variabilità del suolo in ambito agricolo è di fondamentale importanza per ricavare informazioni utili riguardo alla capacità produttiva (Pracilio et al., 2006). Questo studio può consentire inoltre di sviluppare ed applicare strategie gestionali appropriate, che comportano diversi vantaggi fra cui: un migliore utilizzo delle risorse; il raggiungimento di alti livelli di produttività; il mantenimento delle proprietà del suolo, o possibilmente un miglioramento; la mitigazione degli effetti negativi sull'ambiente e sul clima (Viscarra Rossel et al., 2006; Oliver, 2013). Per ottenere informazioni dettagliate sulla variabilità del suolo, in particolare nei suoi strati superficiali (Brogi, 2019) e alla scala di campo, vengono utilizzate tecniche di indagine non invasive (quali ad esempio tecniche geofisiche, spettrali e radiometriche) in telerilevamento o in rilevamento prossimale. Queste tecniche permettono infatti di svolgere indagini rapide direttamente in campo e di raccogliere dati con una buona risoluzione spaziale, su aree a scala variabile. Per questo motivo la loro applicazione è particolarmente utile in agricoltura di precisione.

In questo studio è stato integrato l'utilizzo (in *proximal sensing*) di un conduttivimetro (misura della ECa del suolo) e di un rilevatore di raggi gamma, per verificarne la capacità di discriminare la variabilità degli strati superficiali di diversi suoli adibiti ad uso agricolo. I dati raccolti sono stati elaborati tramite analisi geostatistiche (*ordinary kriging* e IDW) ed esplorative (correlazione per ranghi di Spearman, analisi di regressione multipla e PCA) per osservare la variabilità dei dati raccolti e le loro correlazioni con i risultati di analisi di laboratorio su campioni di suolo e per creare mappe descrittive sulla variabilità delle proprietà indagate. I risultati ottenuti hanno evidenziato una forte correlazione fra il segnale gamma e la tessitura del suolo, consistenti con quanto riscontrato in letteratura. Le relazioni con le altre variabili del suolo dipendono quindi principalmente dalla composizione tessiturale e, in secondo luogo, dalla presenza di alto contenuto idrico e di carbonio organico nel suolo. È stata evidenziata anche una diversa capacità del CMD e del sensore gamma di rilevare le proprietà del suolo in maniera dipendente dalla composizione tessiturale, in particolare rispetto alla frazione argillosa. I risultati presentati confermano la caratteristica di sito-specificità delle informazioni fornite dalle misure da *proximal sensing* e mostrano la possibilità, una volta rimosso l'effetto primario della variabile tessiturale, di discriminare la variabilità delle altre proprietà del suolo, in particolare del SOC.

L'applicazione delle tecniche utilizzate in questo studio può risultare utile come ausilio per la mappatura di zone omogenee, ma anche per il monitoraggio degli effetti di diverse pratiche agricole sulla struttura del suolo e sulle riserve di carbonio organico. Per ottenere migliori prestazioni in questo senso potrebbe essere svolto un ulteriore studio sulla

mineralogia dei suoli oggetto di indagine. Questo permetterebbe di: verificare l'attendibilità delle relazioni evidenziate fra i dati strumentali e le proprietà del suolo (che si basano sull'assunzione che la composizione mineralogica dei campi indagati sia sostanzialmente omogenea); studiare l'effettiva capacità del sensore gamma di individuare le proprietà del suolo (ad es. DA, SOC) in questi campi, rimuovendo gli effetti di mineralogia, tessitura ed eventualmente contenuto idrico. Accoppiando le tecniche utilizzate a misure di biomassa potrebbe inoltre essere verificata l'utilità di questi metodi nella definizione di zone di potenziale maggiore produttività, come suggerito da Pracilio et al. (2006).

Ringraziamenti

Ringrazio il mio relatore, il Prof. Morari, per avermi concesso l'opportunità di contribuire a questo progetto e arricchire le mie competenze. Ringrazio inoltre i proprietari e il personale delle Aziende Agrarie che hanno ospitato il progetto e tutti i tecnici e i dipendenti dell'Azienda "L. Toniolo", il cui lavoro è stato indispensabile allo svolgimento di questo studio. Desidero poi ringraziare il Dott. Briffaut Francois per la supervisione e il fondamentale aiuto che mi ha prestato. Un ringraziamento va anche alla Dott.ssa Piccoli, al Dott. Furlanetto e a tutti i dottorandi e gli assegnisti che non si sono mai risparmiati di consigliarmi. Infine, un sentito ringraziamento va ai miei genitori, a mia sorella Chiara e a tutte le persone a me care e vicine, fisicamente o meno, che mi hanno sostenuta e concretamente aiutata durante il mio percorso, soprattutto nei momenti in cui la mia fiducia veniva a mancare. A loro, per non aver smesso di credere nelle mie capacità.

Bibliografia

- Adamchuk V.I. and Viscarra Rossel R.A. (2010). Development of On-the-Go Proximal Soil Sensor Systems, in *Proximal Soil Sensing*, ed. Viscarra Rossel, R. A., McBratney, A. B., Minasny, B.15-28. Dordrecht, Springer Netherlands
- Adams, J. A. S., Osmond, J. K., Rodgers, J. J. W. (1959). The geochemistry of thorium and uranium, in *Physics and Chemistry of the Earth*, vol. 3B, K. edited by Rankama and S. K. Runcorn, pp. 298-348, Pergamon, New York
- Allred, B. J., Ehsani, M. R., Daniels, J. J. (2008). General Considerations for Geophysical Methods Applied to Agriculture. In *Handbook of Agricultural Geophysics*, ed Allred, B. J., Daniels, J. J., Ehsani, M. R. 3-16. Boca Raton – CRC Press
- André, F., van Leeuwen, C., Saussez, S., Van Durmen, R., Bogaert, P., Moghadas, D., de Rességuier, L., Delvaux, B., Vereecken, H., Lambot, S., (2012): High-resolution imaging of a vineyard in south of France using ground-penetrating radar, electromagnetic induction and electrical resistivity tomography. *Journal of Applied Geophysics* 78, 113-122, doi:10.1016/j.jappgeo.2011.08.002.
- Archie, G.E., 1942. The electrical resistivity log as an aid in determining some reservoirs characteristics. *Trans. Am. Inst. Min. Metall. Pet. Eng.* 146 (1), 54–62
- Beamish, D. (2013). Gamma ray attenuation in the soils of Northern Ireland, with special reference to peat. *Journal of Environmental Radioactivity*, 115, 13–27. <https://doi.org/10.1016/j.jenvrad.2012.05.031>
- Ben-Dor, E., Chabrillat, S., Demattê, J. A. M., Taylor, G. R., Hill, J., Whiting, M. L., Sommer, S. (2009). Using Imaging Spectroscopy to study soil properties. *Remote Sensing of Environment*, 113(SUPPL. 1). <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.09.019>
- Brogi, C. (2019). Geophysics-based soil mapping for improved modelling of spatial variability in crop growth and yield.
- Callegari, I., Bezzon, G. Pietro, Brogini, C., Buso, G. P., Caciolli, A., Carmignani, L., ... Zanon, A. (2013). Total natural radioactivity, Tuscany, Italy. *Journal of Maps*, 9(3), 438–443. <https://doi.org/10.1080/17445647.2013.802999>
- Camarotto, C., Piccoli, I., Dal Ferro, N., Polese, R., Chiarini, F., Furlan, L., Morari, F. (2020). Have we reached the turning point? Looking for evidence of SOC increase under conservation agriculture and cover crop practices. *European Journal of Soil Science*. <https://doi.org/10.1111/ejss.12953>
- Carnell, E. (2013). Regional And National Scale Calibrations Of Hyperspectral Gamma-Ray Signals For Soil Monitoring. School Of Applied Sciences, Cranfield University.

- Carter, P. G., Young, S. L. (2013). Applications of remote sensing in precision agriculture for sustainable production, in *Precision Agriculture for Sustainability and Environmental Protection*, ed Oliver, M. A., Bishop, T., Marchant, B. 135-157. London, Routledge
- Casa, R., Castaldi, F., Pascucci, S., Palombo, A., Pignatti, S. (2013). A comparison of sensor resolution and calibration strategies for soil texture estimation from hyperspectral remote sensing. *Geoderma*, 197–198, 17–26.
<https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.12.016>
- Casa, Raffaele, Castaldi, F., Pascucci, S., Basso, B., Pignatti, S. (2013). Geophysical and Hyperspectral Data Fusion Techniques for In-Field Estimation of Soil Properties. *Vadose Zone Journal*, 12(4), vzj2012.0201. <https://doi.org/10.2136/vzj2012.0201>
- Casa, R., Castaldi, F., Pascucci, S., Pignatti, S. (2012). Potential of hyperspectral remote sensing for field scale soil mapping and precision agriculture applications. *Italian Journal of Agronomy*, 7(4), 331–336. <https://doi.org/10.4081/ija.2012.e43>
- Cassiani, G., Ursino, N., Deiana, R., Vignoli, G., Boaga, J., Rossi, M., Perri, M.T., Blaschek, M., Duttmann, R., Meyer, S. (2012). Noninvasive monitoring of soil static characteristics and dynamic states: A case study highlighting vegetation effects on agricultural land. *Vadose Zone Journal* 11(3)
- Castaldi, F., Casa, R., Castrignanò, A., Pascucci, S., Palombo, A., Pignatti, S. (2014). Estimation of soil properties at the field scale from satellite data: A comparison between spatial and non-spatial techniques. *European Journal of Soil Science*, 65(6), 842–851. <https://doi.org/10.1111/ejss.12202>
- Castrignanò, A., Wong, M. T. F., Stelluti, M., De Benedetto, D., Sollitto, D. (2012). Use of EMI, gamma-ray emission and GPS height as multi-sensor data for soil characterisation. *Geoderma*, 175–176, 78–89. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.01.013>
- Chabaux, F., Riotte, J., Dequincey, O. (2003). U-Th-Ra fractionation during weathering and river transport. In *Uranium-Series Geochemistry*. Ed B. Bourdon, G. M. Henderson, C. C. Lundstrom and S. P. Turner. pp. 533–576. Mineralogical Society of America, Washington, DC, U.S.A
- Cook S.E., R.J. Corner, P.R. Groves, G.J. Grealish. (1996). Use of airborne gamma radiometric data for soil mapping. *Aust. J. Soil Res.*, 34, 183–194.
- Corwin, D. L., Lesch, S. M., Farahani, H. J. (2008). Theoretical Insight on the Measurement of Soil Electrical Conductivity. In *Handbook of Agricultural Geophysics*, ed Allred, B. J., Daniels, J. J., Ehsani, M. R. 3-16. Boca Raton – CRC Press
- Corwin (2008). Past, Present, and Future Trends of Soil Electrical Conductivity Measurement Using Geophysical Methods. In *Handbook of Agricultural Geophysics*, ed Allred, B. J., Daniels, J. J., Ehsani, M. R. 17-44. Boca Raton – CRC Press

- Corwin, D. L. (2013). Site-specific management and delineating management zones, in *Precision Agriculture for Sustainability and Environmental Protection*, ed Oliver, M. A., Bishop, T., Marchant, B. 135-157. London, Routledge
- Corwin, D.L., Scudiero, E. (2016). Field-scale apparent soil electrical conductivity. *Methods of Soil Analysis 2016*, Vol. 1 <https://doi.org/10.2136/methods-soil.2015.0038>
- Dal Ferro, N., Quinn, C., Morari, F. (2018). A Bayesian belief network framework to predict SOC dynamics of alternative management scenarios. *Soil and Tillage Research*, 179, 114–124. <https://doi.org/10.1016/j.still.2018.01.002>
- Dal Ferro, Nicola, Piccoli, I., Berti, A., Polese, R., Morari, F. (2020). Organic carbon storage potential in deep agricultural soil layers: Evidence from long-term experiments in northeast Italy. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 300, 106967. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2020.106967>
- De Benedetto, D., Castrignanò, A., Rinaldi, M., Ruggieri, S., Santoro, F., Figorito, B., ... Tamborrino, R. (2013). An approach for delineating homogeneous zones by using multi-sensor data. *Geoderma*, 199, 117–127. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.08.028>
- Dierke, C., Werban, U. (2013). Relationships between gamma-ray data and soil properties at an agricultural test site. *Geoderma*, 199, 90–98. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.10.017>
- Doran, J.W., and Parkin, T.B. (1996). Quantitative indicators of soil quality: A minimum data set, in *Methods for Assessing Soil Quality*, Doran, J.W., and Jones, A.J., Eds., SSSA Special Publication 49, SSSA, Madison, WI, pp. 25–38
- Duval J.S., Cook B. and Adams J.A.S. (1971). Circle of investigation of an airborne gamma-ray spectrometer. *Journal of Geophysical Research*, 76, 8466–8470
- England, J. R., Viscarra Rossel, R. A. (2018). Proximal sensing for soil carbon accounting. *SOIL*, 4(2), 101–122. <https://doi.org/10.5194/soil-4-101-2018>
- FAO/IAEA. (2017). Use of ¹³⁷Cs for soil erosion assessment. Fulajtar, E., Mabit, L., Renschler, C.S., Lee Zhi Yi, A., Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome, Italy. 64 p.
- Gamman Home (2019). Gamman Questions and Answers, <https://the.medusa.institute/pages/viewpage.action?pageId=327757>
- Ge, Y., Thomasson, J. A., Sui, R. (2011). Remote sensing of soil properties in precision agriculture: A review. *Frontiers of Earth Science*. Higher Education Press. <https://doi.org/10.1007/s11707-011-0175-0>
- Geoportale dei dati Territoriali della Regione Veneto, Carte litostratigrafiche e Carte dei suoli, categoria “Suolo e Sottosuolo”

idt2.regione.veneto.it/idt/webgis/viewer?webgisId=90

- Gomez, C., Viscarra Rossel, R. A., McBratney, A. B. (2008). Soil organic carbon prediction by hyperspectral remote sensing and field vis-NIR spectroscopy: An Australian case study. *Geoderma*, 146(3–4), 403–411.
<https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2008.06.011>
- Grasty, R.L. (1997). Radon emanation and soil moisture effects on airborne gamma ray measurements. *Geophysics* 62, 1379e1385
- de Groot, A.V., van der Graaf, E.R., de Meijer, R.J., Maučec, M. (2009). Sensitivity of in-situ γ -ray spectra to soil density and water content. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment* 600 (2), 519–523
- de Gruijter, J.J., McBratney, A.B. and Taylor J. (2010). Sampling for High-Resolution Soil Mapping, in *Proximal Soil Sensing*, ed. Viscarra Rossel, R. A., McBratney, A. B., Minasny, B.15-28. Dordrecht, Springer Netherlands
- Heggemann, T., Welp, G., Amelung, W., Angst, G., Franz, S. O., Koszinski, S., ... Pätzold, S. (2017). Proximal gamma-ray spectrometry for site-independent in situ prediction of soil texture on ten heterogeneous fields in Germany using support vector machines. *Soil and Tillage Research*, 168, 99–109. <https://doi.org/10.1016/j.still.2016.10.008>
- Hendriks, P. H. G. M., Limburg, J., De Meijer, R. J. (2001). Full-spectrum analysis of natural γ -ray spectra. *Journal of Environmental Radioactivity*, 53(3), 365–380. [https://doi.org/10.1016/S0265-931X\(00\)00142-9](https://doi.org/10.1016/S0265-931X(00)00142-9)
- Huang, J., Lark, R. M., Robinson, D. A., Lebron, I., Keith, A. M., Rawlins, B., ... Triantafyllis, J. (2014). Scope to predict soil properties at within-field scale from small samples using proximally sensed γ -ray spectrometer and EM induction data. *Geoderma*, 232–234, 69–80. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.04.031>
- IAEA (2003). Guidelines for Radioelement Mapping Using Gamma Ray Spectrometry. International Atomic Energy Agency, Vienna. Technical Report Series, No. 136
- IPCC - Jia, G., E. Shevliakova, P. Artaxo, N. De Noblet-Ducoudré, R. Houghton, J. House, K. Kitajima, C. Lennard, A. Popp, A. Sirin, R. Sukumar, L. Verchot (2019). Land–climate interactions. In *Climate Change and Land: an IPCC special report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems* [P.R. Shukla, J. Skea, E. Calvo Buendia, V. Masson-Delmotte, H.-O. Pörtner, D.C. Roberts, P. Zhai, R. Slade, S. Connors, R. van Diemen, M. Ferrat, E. Haughey, S. Luz, S. Neogi, M. Pathak, J. Petzold, J. Portugal Pereira, P. Vyas, E. Huntley, K. Kissick, M. Belkacemi, J. Malley, (eds.)]. In press.
- Janse, P. V., Deshmukh, R. R. (2017). Hyperspectral Remote Sensing for Agriculture: A

- Review. *International Journal of Computer Applications*, 172(7), 30–34.
<https://doi.org/10.5120/ijca2017915185>
- Ji, W., Adamchuk, V. I., Chen, S., Mat Su, A. S., Ismail, A., Gan, Q., ... Biswas, A. (2019). Simultaneous measurement of multiple soil properties through proximal sensor data fusion: A case study. *Geoderma*, 341, 111–128.
<https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.01.006>
- Johnson, C. K., Eigenberg, R. A., Doran, J. W., Wienhold, B. J., Eghball, B., Woodbury, B. L. (2005, May). Status of soil electrical conductivity studies by central state researchers. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers*.
<https://doi.org/10.13031/2013.18510>
- Jørgensen, S. L., Termansen, M. (2016). Linking climate change perceptions to adaptation and mitigation action. *Climatic Change*, 138(1–2), 283–296.
<https://doi.org/10.1007/s10584-016-1718-x>
- Kiss, J. J., de Jong E., Bettany, J. R. (1988). The distribution of natural radionuclides in native soils of southern Saskatchewan, Canada. *J. Environ. Qual.* 17, 437–445
- Kogan, R. M., Nazarov, I. M., Fridman, S. D. (1971). Gamma spectrometry of natural radioactive elements of soils and deserts. In *Gamma Spectrometry of Natural Environments and Formations: Theory of the Method, Applications to Geology and Geophysics*. pp. 243–255. Israel Program for Scientific Translations, Jerusalem
- Lal, R. (2009). Challenges and opportunities in soil organic matter research. In *European Journal of Soil Science* (Vol. 60, pp. 158–169). John Wiley & Sons, Ltd.
<https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2008.01114.x>
- Mahmood, H., Hoogmoed, W., van Henten, E. (2013). Proximal Gamma-Ray Spectroscopy to Predict Soil Properties Using Windows and Full-Spectrum Analysis Methods. *Sensors*, 13(12), 16263–16280. <https://doi.org/10.3390/s131216263>
- Martz, L. W., de Jong, E. (1990). Natural radionuclides in the soils of a small agricultural basin in the Canadian prairies and their association with topography, soil properties and erosion. *Catena* 17, 85–96
- McBratney, A. B., Minasny, B., Whelan, B. M., M C Bratney, A. B., Whelan, B. M. (2005). *Obtaining “Useful” High-resolution Soil Data from Proximally-Sensed Electrical Conductivity/Resistivity (PSEC/R) Surveys Soil Carbon in the tropics View project Webinar: Soil Spectral Inference View project Obtaining “useful” high-resolution soil data fro*. Retrieved from <https://www.researchgate.net/publication/236901980>
- McNeill, J.D., 1980. Electromagnetic Terrain Conductivity Measurement at Low Induction Numbers. Tech. Note TN-6, Geonics Limited, Ontario, Canada
- Medusa Explorations (2012). Gamman – When every count counts

- <https://the.medusa.institute/display/GAM014/6.+Full+Spectrum+Analysis>
- Medusa Wiki (2019). Measuring Gamma Radiation, <https://the.medusa.institute/display/GW/Effect+of+the+position+of+shielding>
- Medusa Wiki (2019). Data analysis, <https://the.medusa.institute/display/GW/Calibration+of+spectral+gamma+tools>
- Megumi, K., Mamuro, T. (1977). Concentration of uranium series nuclides in soil particles in relation to their size. *J. Geophys. Res.*, 82, 353–356.
- Minty, B. R. S. (1967). Fundamentals of airborne gamma-ray spectrometry. *AGSO Journal of Australian Geology and Geophysics*, 17, 39–50.
- Morari, F., Lugato, E., Berti, A., Giardini, L. (2006). Long-term effects of recommended management practices on soil carbon changes and sequestration in north-eastern Italy. *Soil Use and Management*, 22(1), 71–81. <https://doi.org/10.1111/j.1475-2743.2005.00006.x>
- Morari, Francesco, Berti, A., Dal Ferro, N., Piccoli, I. (2019). Deep Carbon Sequestration in Cropping Systems. In *Sustainable Agriculture Reviews 29* (pp. 33–65). https://doi.org/10.1007/978-3-030-26265-5_2
- Mulder, V. L., de Bruin, S., Schaepman, M. E., Mayr, T. R. (2011, April 15). The use of remote sensing in soil and terrain mapping - A review. *Geoderma*. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.12.018>
- Nawar, S., Corstanje, R., Halcro, G., Mulla, D., Mouazen, A.M. (2017) Delineation of soil management zones for variable-rate fertilization: A review. *Advances in Agronomy*, 143, 175–245
- Oliveira, J. C. M., Appoloni, C. R., Coimbra, M. M., Reichardt, K., Bacchi, O. O. S., Ferraz, E., ... Galvão Filho, W. (1998). Soil structure evaluated by gamma-ray attenuation. *Soil and Tillage Research*, 48(1–2), 127–133. [https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(98\)00130-5](https://doi.org/10.1016/S0167-1987(98)00130-5)
- Oliver, M. A. (2013). An overview of precision agriculture, in *Precision Agriculture for Sustainability and Environmental Protection*, ed Oliver, M. A., Bishop, T., Marchant, B. 3-19. London, Routledge
- ONU, UN 75 – I grandi temi: Una demografia che cambia (2020), <https://unric.org/it/un-75-i-grandi-temi-una-demografia-che-cambia/>
- Ortuani, B., Sona, G., Ronchetti, G., Mayer, A., Facchi, A. (2019). Integrating geophysical and multispectral data to delineate homogeneous management zones within a vineyard in Northern Italy. *Sensors (Switzerland)*, 19(18). <https://doi.org/10.3390/s19183974>

- Paz, J. O., (2000): Analysis of spatial yield variability and economics of prescriptions for precision agriculture: a crop modeling approach. *Iowa State University Digital Repository*
- Pires, L. F., Bacchi, O. O. S., Reichardt, K. (2005). Soil water retention curve determined by gamma-ray beam attenuation. *Soil and Tillage Research*, 82(1), 89–97. <https://doi.org/10.1016/j.still.2004.06.003>
- Pracilio, G., Adams, M. L., Smettem, K. R. J., Harper, R. J. (2006). Determination of spatial distribution patterns of clay and plant available potassium contents in surface soils at the farm scale using high resolution gamma ray spectrometry. *Plant and Soil*, 282(1–2), 67–82. <https://doi.org/10.1007/s11104-005-5229-1>
- Priori, S., Martini, E., Andrenelli, M. C., Magini, S., Agnelli, A. E., Bucelli, P., Biagi, M., Pellegrini, S., Costantini, E. A. C. (2013). Improving Wine Quality through Harvest Zoning and Combined Use of Remote and Soil Proximal Sensing. *Soil Science Society of America Journal*, 77(4), 1338–1348. <https://doi.org/10.2136/sssaj2012.0376>
- Priori, S., Bianconi, N., Frantappiè, M., Pellegrini, S., Ferrigno, G., Guaitoli, F., Costantini, E. A. C. (2013). The Potential of γ -Ray Spectroscopy for Soil Proximal Survey in Clayey Soils. *EQA - International Journal of Environmental Quality*, 11, 29–38. <https://doi.org/10.6092/ISSN.2281-4485/4086>
- Priori, S., Valboa, G., Pellegrini, S., Leprini, M., Perria, R., Storchi, P., Costantini, E. A. C. (2015). Three proximal sensors to map homogeneous harvest zones in Chianti D.O.C.G. (Tuscany, Italy) - The oenological results. In *1st Conference on Proximal Sensing Supporting Precision Agriculture - Held at Near Surface Geoscience 2015* (pp. 96–100). European Association of Geoscientists and Engineers, EAGE. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.201413846>
- Priori, S., L'Abate, G., Fantappiè, M., Costantini, E. A. C. (2018). Mapping Soil Spatial Variability At High Detail By Proximal Sensors For Newvineyard Planning. *International Journal of Environmental Quality*, 30, 9–15. <https://doi.org/10.6092/ISSN.2281-4485/7890>
- Priori, S., Bianconi, N., Valboa, G., Barbetti, R., Fantappiè, M., L'abate, G., Lorenzetti, R., Mocali, S., Pellegrini, S., Leprini, M., Perria, R., Storchi, P., Costantini, E. (2014). A combined use of proximal sensors can magnify the terroir effect of every vintage. *Geophysical Research Abstracts* (Vol. 16).
- Priori, S., Bianconi, N., Costantini, E. A. C. (2014). Can γ -radiometrics predict soil textural data and stoniness in different parent materials? A comparison of two machine-learning methods. *Geoderma*, 226–227(1), 354–364. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.03.012>

- Priori, S., Fantappiè, M., Bianconi, N., Ferrigno, G., Pellegrini, S., Costantini, E. A. C. (2016). Field-Scale Mapping of Soil Carbon Stock with Limited Sampling by Coupling Gamma-Ray and Vis-NIR Spectroscopy. *Soil Science Society of America Journal*, 80(4), 954–964. <https://doi.org/10.2136/sssaj2016.01.0018>
- Rawlins, B. G., Lark, R. M., Webster, R. (2007). Understanding airborne radiometric survey signals across part of eastern England. *Earth Surface Processes and Landforms*, 32(10), 1503–1515. <https://doi.org/10.1002/esp.1468>
- Rawlins, B.G., Marchant, B.P., Smyth, D., Scheib, C., Lark, R.M., Jordan, C. (2009). Airborne radiometric survey data and a DTM as covariates for regional scale mapping of soil organic carbon across Northern Ireland. *European Journal of Soil Science* 60 (1), 44–54
- Rhoades, J. D., Manteghi, N. A., Shouse, P. J., Alves, W. J. (1989). Soil electrical conductivity and soil salinity: New formulations and calibrations. *SSSA J.* 53: 433-439
- Rubin, Y., Hubbard, S., (2005). *Hydrogeophysics*. Springer, Netherlands.
- Schlesinger, W. H. (2000). Carbon sequestration in soils: Some cautions amidst optimism. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 82(1–3), 121–127. [https://doi.org/10.1016/S0167-8809\(00\)00221-8](https://doi.org/10.1016/S0167-8809(00)00221-8)
- Stenberg, B., Viscarra Rossel, R. A., Mouazen, A. M., Wetterlind, J. (2010). *Visible and Near Infrared Spectroscopy in Soil Science. Advances in Agronomy* (Vol. 107). [https://doi.org/10.1016/S0065-2113\(10\)07005-7](https://doi.org/10.1016/S0065-2113(10)07005-7)
- Stevens, A., van Wesemael, B., Bartholomeus, H., Rosillon, D., Tychon, B., Ben-Dor, E. (2008). Laboratory, field and airborne spectroscopy for monitoring organic carbon content in agricultural soils. *Geoderma*, 144(1–2), 395–404. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2007.12.009>
- System, T. (2015). *Gamma Radionuclides and X Ray Spectrometry*. Retrieved from <https://www.theremino.com/downloads/radioactivity>
- Taylor, M. J., Smettem, K., Pracilio, G., Verboom, W. (2002). Relationships between soil properties and high-resolution radiometrics, central eastern Wheatbelt, Western Australia. *Exploration Geophysics*, 33(2), 95–102. <https://doi.org/10.1071/EG02095>
- Terra, J., Shaw, J., Reeves, D., Raper, R., Van Santen, E., Mask, P. (2004). Soil carbon relationships with terrain attributes, electrical conductivity, and a soil survey in a coastal plain landscape. *Soil Science* 169(12), 819-831
- Thangarajan, R., Bolan, N. S., Tian, G., Naidu, R., Kunhikrishnan, A. (2013, November 1). Role of organic amendment application on greenhouse gas emission from soil. *Science of the Total Environment*. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2013.01.031>
- Van der Klooster, E., F.M. van Egmond, and M.P.W. Sonneveld. (2011). Mapping soil clay contents in Dutch marine districts using gamma-ray spectrometry. *Eur. J. Soil Sci.*

62:743–753. doi:10.1111/j.1365-2389.2011.01381.x

- Viscarra Rossel, R. A., Adamchuk, V. I., Sudduth, K. A., McKenzie, N. J., Lobsey, C. (2011). Proximal Soil Sensing: An Effective Approach for Soil Measurements in Space and Time (Vol. 113, pp. 243–291). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-386473-4.00005-1>
- Viscarra Rossel, R. A., McBratney, A. B. (1998). Soil chemical analytical accuracy and costs: Implications from precision agriculture. *Australian Journal of Experimental Agriculture*, 38(7), 765–775. <https://doi.org/10.1071/ea97158>
- Viscarra Rossel, R. A., Taylor, H. J., McBratney, A. B. (2007). Multivariate calibration of hyperspectral γ -ray energy spectra for proximal soil sensing. *European Journal of Soil Science*, 58(1), 343–353. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2006.00859.x>
- Viscarra Rossel, R. A., Walvoort, D. J. J., McBratney, A. B., Janik, L. J., Skjemstad, J. O. (2006). Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*, 131(1–2), 59–75. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.03.007>
- Viscarra Rossel R.A. and Adamchuk V.I. (2013). Proximal Soil Sensing, in *Precision Agriculture for Sustainability and Environmental Protection*, ed Oliver, M. A., Bishop, T., Marchant, B. 99-118. London, Routledge
- Wedepohl, K.H. (1969). Vol. 2, part 5. elements La (57) to U (92). *Handbook of Geochemistry*, 2. Springer, Berlin; Heidelberg; New York
- Wilford, J., Minty, B. (2006, January 1). Chapter 16 The Use of Airborne Gamma-ray Imagery for Mapping Soils and Understanding Landscape Processes. *Developments in Soil Science*. Elsevier Ltd. [https://doi.org/10.1016/S0166-2481\(06\)31016-1](https://doi.org/10.1016/S0166-2481(06)31016-1)
- Wong, M.T.F., Harper, R.J., (1999). Use of on-ground gamma-ray spectrometry to measure plant-available potassium and other topsoil attributes. *Australian Journal of Soil Research* 37 (2), 267–277
- Wong, M. T. F., Oliver, Y. M., Robertson, M. J. (2009). Gamma-Radiometric Assessment of Soil Depth across a Landscape Not Measurable Using Electromagnetic Surveys. *Soil Science Society of America Journal*, 73(4), 1261–1267. <https://doi.org/10.2136/sssaj2007.0429>
- Wong, M. T. F., Wittwer, K., Oliver, Y. M., Robertson, M. J. (2010). Use of EM38 and Gamma Ray Spectrometry as Complementary Sensors for High-Resolution Soil Property Mapping. In *Proximal Soil Sensing* (pp. 343–349). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-90-481-8859-8_29

Indice delle figure

Figura 1.1: classificazione generale dei sistemi di proximal sensing del suolo. Le proprietà sottolineate sono probabilmente quelle che meglio si riescono a ricavare dalle misure ottenute. Da Adamchuk e Viscarra Rossel (2010).	10
Figura 1.2: spettro elettromagnetico, in cui sono evidenziate le porzioni riferite alle misure geofisiche, spettrali (VIS e IR) e radiometriche. Modificato da Viscarra Rossel et al. (2006).	10
Figura 1.3: schema dei tre percorsi di conducibilità nel suolo, che contribuiscono alla misura di ECa. Percorso 1: interfaccia solido-liquido; percorso 2: fase liquida; percorso 3: fase solida. Modificato da Corwin e Scudiero (2016).	13
Figura 1.4: serie di decadimento degli isotopi radioattivi naturali, con le rispettive emivite. Le emissioni di particelle α sono rappresentate dalle linee orizzontali, mentre le emissioni β da quelle diagonali. Gli elementi più importanti che emettono radiazione γ sono evidenziati in grigio. Dal manuale Medusa Wiki (2019a).....	15
Figura 1.5: analisi WA (a sinistra) e analisi FSA (a destra) di uno spettro gamma da fonte naturale. La scala del countrate è logaritmica. Nella FSA lo spettro misurato (punti blu) è approssimato da una curva di fitting (linea nera) composta dal contributo spettrale completo degli isotopi ^{40}K (giallo), ^{232}Th (rosso) e ^{238}U (verde), mentre nella WA vengono considerate solo le porzioni di spettro relative ai singoli picchi. Dal manuale Gamman Home (2019).....	17
Figura 2.1: individuazione dei siti oggetto di studio: a) IS; b) CaTs; c) Rot; d) CaB; e) CaTm.	24
Figura 2.2: punti di campionamento del suolo nei campi a) IS, n= 64; b) Rot, n= 288; c) CaB, ntot=120.....	26
Figura 2.3: gamma-ray detector MS-2000 alimentato da batteria. Sullo schermo del computer si vede la schermata del server di mDOS.....	27
Figura 2.4: esempio di schermata in Gamman 1.4. Le curve spettrali mostrate sono relative ad una delle misure raccolte in CaB.....	28
Figura 2.5: assetto strumentale adoperato in campo. In alto a sinistra: ancoraggio del rilevatore gamma al trattore, batteria a bordo; in alto a destra: CMD e antenna GPS sulla slitta di legno; in basso: assetto completo durante la raccolta dati.....	29

Figura 2.6: raccolta dati con TDR e GPS SP20. I dati del TDR sono stati registrati anche manualmente per minimizzare gli errori durante la raccolta dati.....	30
Figura 2.7: posizioni delle misure raccolte con il CMD (misure di ECa). a) IS, n= 823; b) CaTs, n= 5372;	31
Figura 2.8: posizioni delle misure radiometriche, risultanti dall'applicazione del metodo "conditional fit" sul totale delle misure. a) IS, n= 84; b) CaTs, n= 628; c) Rot, n= 202; d) CaB, n= 1345; e) CaTm, n= 420.	32
Figura 2.9: posizioni delle misure di umidità raccolte con il TDR. a) IS, n= 20; b) CaTs, n= 202; c) Rot, n= 151;	33
Figura 2.10: percorso effettuato dagli strumenti nei diversi campi: a) IS; b) CaTs; c) Rot; d) CaB; e) CaTm.....	34
Figura 3.1: semivariogrammi riferiti ai dati di SOC (%) in CaB alle diverse profondità (specificate in grassetto). Sotto i 45 cm non si nota più autocorrelazione spaziale.	38
Figura 3.2: semivariogrammi dei dati di umidità in CaB: a sinistra per VWC; a destra per wc.....	40
Figura 3.3: semivariogrammi relativi ad U (Bq·kg ⁻¹) nei diversi campi. Generalmente, a parte in CaB e CaTm, è caratterizzato da una scarsa, se non assente, autocorrelazione spaziale.....	42
Figura 3.4: covariogrammi relativi ai radionuclidi (Bq·kg ⁻¹) rilevati in IS. Questi dati non presentano autocorrelazione spaziale, nonostante per K-U e K-Th la correlazione di Spearman abbia evidenziato correlazione significativa.	43
Figura 3.5: covariogrammi relativi ai radionuclidi (Bq·kg ⁻¹) rilevati in CaTs. La correlazione di Spearman ha evidenziato correlazioni significative fra K-Th e Th-U. Per Th-U la correlazione statistica è risultata negativa, in contrasto con il covariogramma.	44
Figura 3.6: risultati della PCA applicata ai dati di tutti i campi, relativi al primo strato di suolo (fino a 30 cm per IS e Rot, fino a 45 cm). A sinistra: rappresentazione delle variabili sul piano dei fattori; a destra: raggruppamento dei dati in base ai fattori che ne determinano prevalentemente la variabilità.	47
Figura A.1: distribuzione della conducibilità elettrica (ECa), da interpolazione spaziale delle misure.	81
Figura A.2: distribuzione dei segnali radiometrici e dell'umidità nel suolo (contenuto idrico gravimetrico), da interpolazione spaziale delle misure.....	81

Figura A.3: distribuzione delle componenti tessiturali alle diverse profondità, da interpolazione spaziale dei dati.....	82
Figura A.4: distribuzione del carbonio organico nel suolo, in forma percentuale e come SOC stoccato, da interpolazione spaziale dei dati.	83
Figura B.1: distribuzione della conducibilità elettrica (ECa), da interpolazione spaziale delle misure.....	87
Figura B.2: distribuzione dei segnali radiometrici e dell'umidità nel suolo (contenuto idrico gravimetrico), da interpolazione spaziale delle misure.	87
Figura B.3: distribuzione delle componenti tessiturali alle diverse profondità, da interpolazione spaziale dei dati.....	88
Figura B.4: distribuzione del carbonio organico nel suolo, in forma percentuale e come SOC stoccato, da interpolazione spaziale dei dati.	89
Figura C.1: distribuzione della conducibilità elettrica (ECa), da interpolazione spaziale delle misure.....	93
Figura C.2: distribuzione dei segnali radiometrici, da interpolazione spaziale delle misure.	94
Figura C.3: distribuzione di sabbia e silt alle diverse profondità, da interpolazione spaziale dei dati.....	95
Figura C.4: distribuzione dell'argilla alle diverse profondità, da interpolazione dei dati...	96
Figura C.5: distribuzione del carbonio organico nel suolo, in forma percentuale e come SOC stoccato, da interpolazione spaziale dei dati relativi al primo strato di suolo (0-15 cm)....	96
Figura C.6: distribuzione del carbonio organico nel suolo, in forma percentuale e come SOC stoccato, da interpolazione spaziale dei dati.	97
Figura D.1: distribuzione della conducibilità elettrica (ECa) e dell'umidità nel suolo (contenuto idrico volumetrico), da interpolazione spaziale delle misure.....	101
Figura D.2: distribuzione dei segnali radiometrici, da interpolazione spaziale delle misure.	102
Figura E.1: distribuzione della conducibilità elettrica (ECa) e dell'umidità nel suolo (contenuto idrico volumetrico), da interpolazione spaziale delle misure.....	105
Figura E.2: distribuzione dei segnali radiometrici, da interpolazione spaziale delle misure.	106

Figura F.1: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra i dati di ECa di IS (Tabella F.1), Rot (Tabella F.2) e CaB (Tabella F.3).....	109
Figura F.2: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra i dati di ECa e VWC di CaTm (Tabella F.4) e CaTs (Tabella F.5).....	110
Figura F.3: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra i dati di radioattività per i campi IS (Tab. F.1), Rot (Tab. F.2) e CaB (Tab. F.3).	111
Figura F.4: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra i dati di radioattività per i campi CaTm (Tab. F.4) e CaTs (Tab. F.5).....	112
Figura F.5: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati gamma, ECa e contenuto idrico (wc) per i campi IS (sopra, Tab. F.1) e Rot (sotto, Tab. F.2).....	113
Figura F.6: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra: dati gamma, ECa e contenuto idrico (wc) per CaB (sopra, Tab. F.3); dati gamma, ECa e contenuto idrico (VWC) per CaTm (sotto, Tab. F.4).....	114
Figura F.7: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati gamma, ECa e contenuto idrico (VWC) per il campo CaTs (Tab. F.5).....	115
Figura F.8: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati gamma e dati di tessitura per il campo IS (Tab. F.1).....	115
Figura F.9: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati gamma e dati di tessitura per i campi Rot (sopra, Tab. F.2) e CaB (sotto, Tab. F.3).	116
Figura F.10: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra ECa e dati di tessitura per i campi IS (sopra, Tab. F.1) e Rot (sotto, Tab. F.2).....	117
Figura F.11: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati ECa e dati di tessitura per il campo CaB (Tab. F.3).....	118
Figura F.12: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati gamma e SOC per i campi IS (sopra, Tab. F.1) e Rot (sotto, Tab. F.2).	119
Figura F.13: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati gamma e SOC per il campo CaB (Tab. F.3).....	120
Figura F.14: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati ECa, SOC e contenuto idrico (wc) per il campo IS (Tab. F.1).	120
Figura F.15: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati ECa, SOC e contenuto idrico (wc) per i campi Rot (sopra, Tab. F.2) e CaB (sotto, Tab. F.3).....	121

Figura F.16: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra SOC e dati di tessitura per i campi IS (sopra, Tab. F.1) e Rot (sotto, Tab. F.2).	122
Figura F.17: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra SOC e dati di tessitura per il campo CaB (Tab. F.3).....	123

Indice delle tabelle

Tabella 3.1: tabella riassuntiva della statistica sui dati di laboratorio relativi al primo strato di suolo (primi 30 cm per IS e Rot, primi 45 cm per CaB) e sui dati del contenuto idrico calcolato (wc%).	38
Tabella 3.2: media e deviazione standard dei dati di ECa ($\text{mS}\cdot\text{m}^{-1}$) nei primi 50 cm di suolo.	39
Tabella 3.3: media e deviazione standard dei dati di umidità (%) raccolti in campo (VWC) e calcolati (wc), per i primi 20 cm di suolo.	39
Tabella 3.4: media e incertezza dei dati di radioattività. I dati comprendono TC e TCcorr (la versione corretta per l'umidità, $\text{counts}\cdot\text{s}^{-1}$) e le concentrazioni dei radionuclidi ($\text{Bq}\cdot\text{kg}^{-1}$).	41
Tabella 3.5: indici di correlazione di Spearman (r) delle correlazioni fra le misure strumentali e i dati sul suolo, a diverse profondità (cm). I risultati significativi ($p<0.05$) sono evidenziati in corsivo e grassetto.	46
Tabella A.1: statistica descrittiva dei dati ottenuti dai campioni di suolo per il campo IS (n=64).	84
Tabella A.2: statistica descrittiva dei dati di ECa (n= 823) e di umidità (<i>gravimetric water content</i> , n= 84; <i>volumetric water content</i> , n=20) in IS.	84
Tabella A.3: statistica descrittiva dei dati radiometrici in IS (n= 84).	85
Tabella B.1: statistica descrittiva dei dati ottenuti dai campioni di suolo per il campo Rot (n= 288).	90
Tabella B.2: statistica descrittiva dei dati di ECa (n= 2256) e di umidità (<i>gravimetric water content</i> , n= 202; <i>volumetric water content</i> , n=151) in Rot.	90
Tabella B.3: statistica descrittiva dei dati radiometrici in Rot (n= 202).	91
Tabella C.1: statistica descrittiva dei dati ottenuti dai campioni di suolo per il campo CaB.	98
Tabella C.2: statistica descrittiva dei dati di ECa (n= 9650) e di umidità (<i>gravimetric water content</i> , n= 1345; <i>volumetric water content</i> , n=163) in CaB.	99
Tabella C.3: statistica descrittiva dei dati radiometrici in CaB (n= 1345).	99
Tabella D.1: statistica descrittiva dei dati di ECa (n= 3631) e di umidità (<i>volumetric water content</i> , n=176) in CaTm.	103

Tabella D.2: statistica descrittiva dei dati radiometrici in CaTm (n= 420).....	103
Tabella E.1: statistica descrittiva dei dati di ECa (n= 5372) e di umidità (<i>volumetric water content</i> , n=202) in CaTs.....	107
Tabella E.2: statistica descrittiva dei dati radiometrici in CaTs (n= 628).....	107
Tabella F.1: tabella degli indici di Spearman (r) per le correlazioni fra i dati relativi al campo IS. Per i dati del suolo: 1 - 0-30 cm; 2 - 30-60 cm.....	124
Tabella F.2: tabella degli indici di Spearman (r) per le correlazioni fra i dati relativi al campo Rot. Per i dati del suolo: 1 - 0-30 cm; 2 - 30-60 cm; 3 - 60-90 cm.....	125
Tabella F.3: tabella degli indici di Spearman (r) per le correlazioni fra i dati relativi al campo CaB. Per i dati del suolo: 1 - 0-15 cm; 2 - 15-45 cm; 3 - 45-80 cm; 4 - 80-120 cm.....	126
Tabella F.4: tabella degli indici di Spearman (r) per le correlazioni fra i dati relativi al campo CaTm.	127
Tabella F.5: tabella degli indici di Spearman (r) per le correlazioni fra i dati relativi al campo CaTs.	127
Tabella F.6: tabelle con i risultati della regressione multipla, con K come variabile dipendente.....	128
Tabella F.7: tabelle con i risultati della regressione multipla, con Th come variabile dipendente.....	129
Tabella F.8: tabelle con i risultati della regressione multipla, con U come variabile dipendente.....	130
Tabella F.9: tabelle con i risultati della regressione multipla, con TC come variabile dipendente.....	131
Tabella F.10: tabelle con i risultati della regressione multipla, con TCcorr come variabile dipendente.....	132
Tabella F.11: tabelle con i risultati della regressione multipla, con ECa1 come variabile dipendente.....	133

Appendici

Le appendici qui inserite contengono le mappe di interpolazione spaziale, prodotte mediante *ordinary kriging* e (nei casi in cui la normalità della distribuzione dei dati non sussiste) mediante IDW, relative alle diverse categorie di dati per ogni campo. L'utilizzo di IDW è specificato in legenda. In legenda è segnalata anche la profondità cui la distribuzione spaziale si riferisce. Per le misure di ECa:

ECa1: profondità 0 - 25 cm;

ECa2: profondità 0 - 50 cm;

ECa3: profondità 0 - 90 cm.

Per i dati radiometrici: TC (o *countrate*) si riferisce alla misura originale della quantità di radioattività misurata, mentre TCcorr si riferisce alla misura corretta per il contenuto idrico gravimetrico del suolo (spiegazione al capitolo 2.3).

In ogni Appendice sono inoltre presenti le rispettive tabelle che riportano i risultati della statistica descrittiva per le diverse tipologie di dati raccolti.

In Appendice F infine sono contenuti i grafici e le tabelle che riportano i risultati delle analisi di correlazione (correlazione per ranghi di Spearman) e delle analisi di regressione multipla (applicate solo sui dati relativi allo strato di suolo più superficiale).

Elenco riassuntivo delle Appendici:

A. mappe e tabelle relative a IS.

B. mappe e tabelle relative a Rot.

C. mappe e tabelle relative a CaB.

D. mappe e tabelle relative a CaTm.

E. mappe e tabelle relative a CaTs.

F. grafici e tabelle con i risultati delle analisi di correlazione (Spearman) e regressione multipla.

A. Campo IS

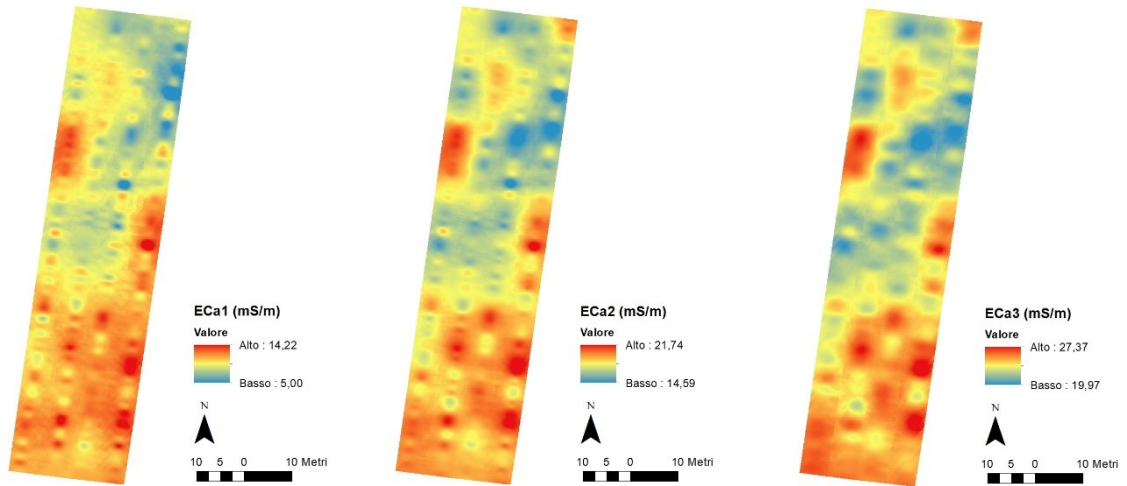


Figura A.1: distribuzione della conducibilità elettrica (ECa), da interpolazione spaziale delle misure.

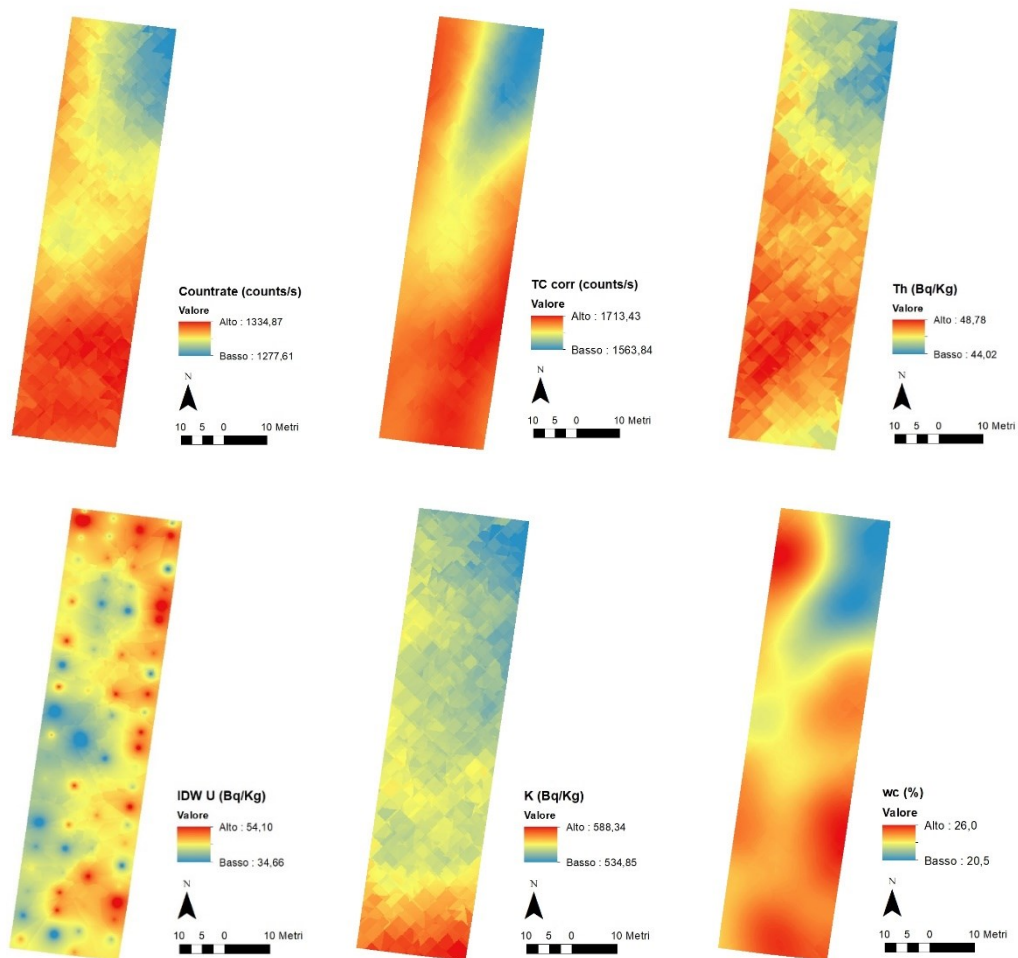


Figura A.2: distribuzione dei segnali radiometrici e dell'umidità nel suolo (contenuto idrico gravimetrico), da interpolazione spaziale delle misure.

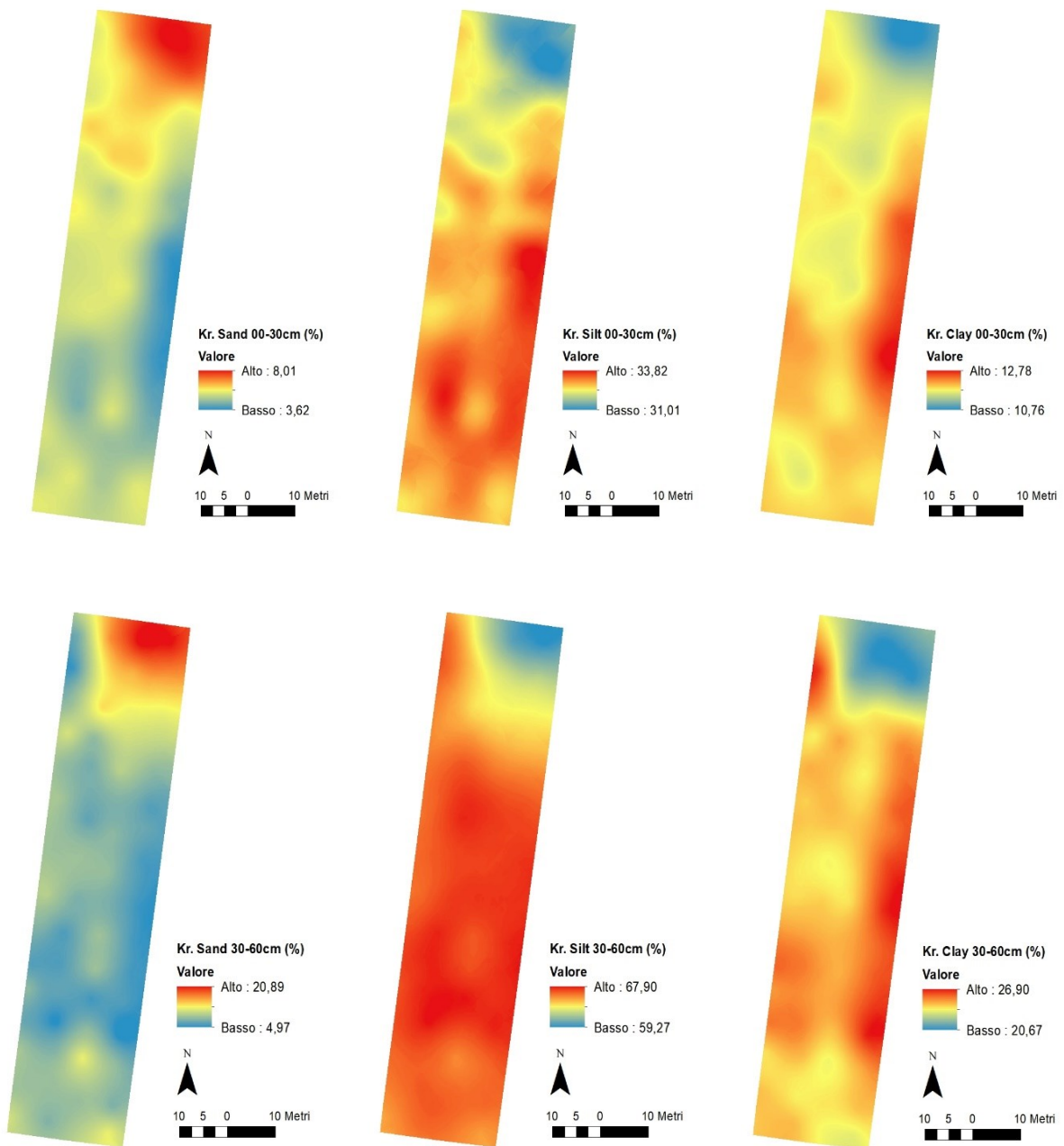


Figura A.3: distribuzione delle componenti tessiturali alle diverse profondità, da interpolazione spaziale dei dati.

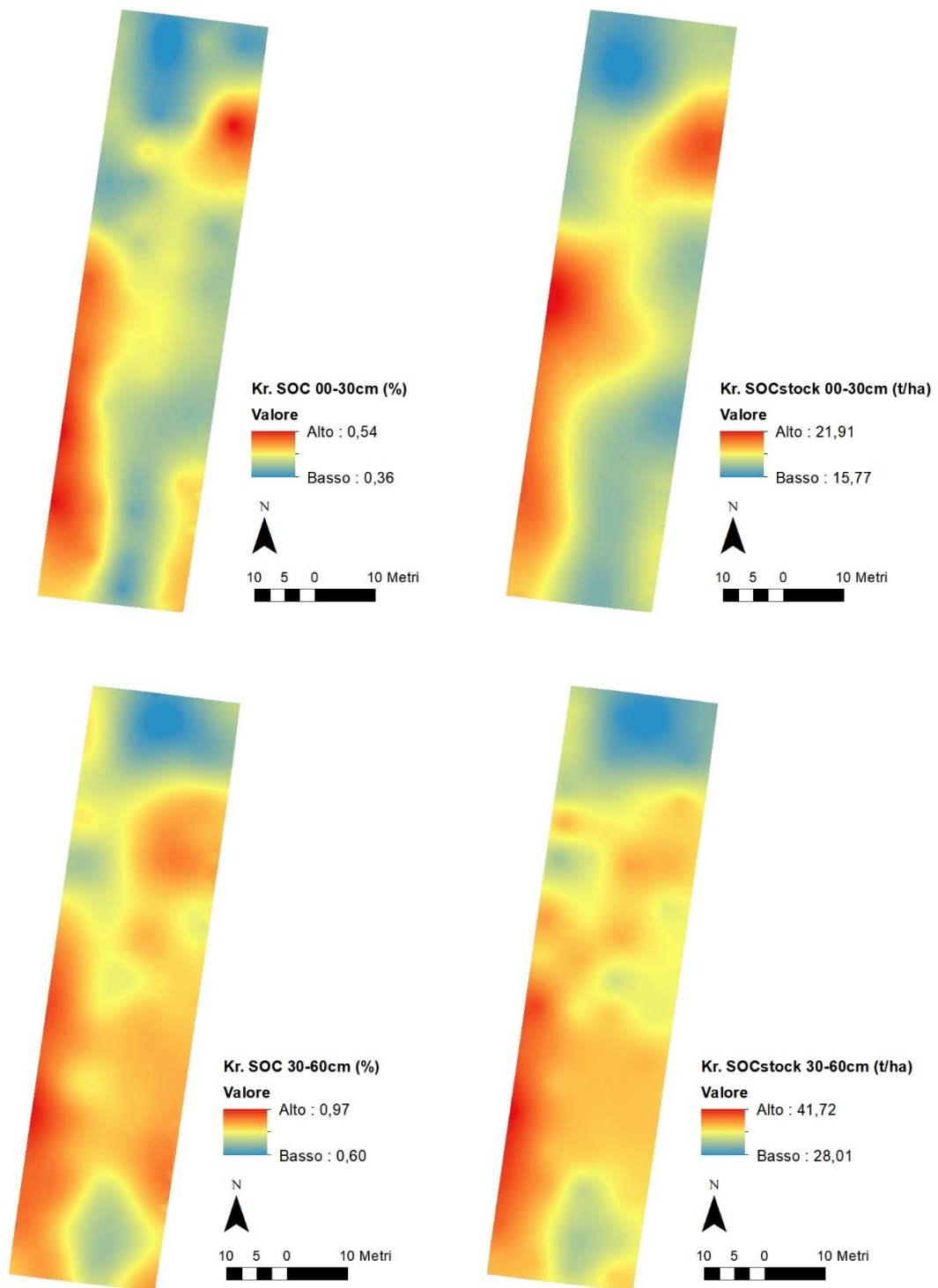


Figura A.4: distribuzione del carbonio organico nel suolo, in forma percentuale e come SOC stoccato, da interpolazione spaziale dei dati.

Tabella A.1: statistica descrittiva dei dati ottenuti dai campioni di suolo per il campo IS (n= 64).

	Min	Max	Range	Media	Mediana	Sd	CV%
SOC 00-30cm (%)	0.73	1.07	0.35	0.89	0.90	0.08	8.73
SOC 30-60cm (%)	0.61	0.95	0.34	0.80	0.82	0.07	8.83
DA 00-30cm (g/cm³)	1.27	1.52	0.25	1.38	1.38	0.06	4.37
DA 30-60cm (g/cm³)	1.35	1.57	0.22	1.47	1.47	0.04	2.80
SOCstock 00-30cm (t/ha)	29.99	45.47	15.48	37.06	37.27	3.44	9.28
SOCstock 30-60cm (t/ha)	28.01	41.63	13.63	35.44	35.96	2.87	8.09
Sand 00-30cm (%)	7.78	15.91	8.12	10.76	10.75	1.72	16.01
Silt 00-30cm (%)	62.35	67.37	5.02	65.51	65.67	1.16	1.76
Clay 00-30cm (%)	21.66	25.41	3.76	23.73	23.70	0.65	2.72
Sand 30-60cm (%)	4.96	20.82	15.86	9.46	8.81	3.23	34.14
Silt 30-60cm (%)	58.14	69.05	10.91	66.10	66.73	2.14	3.24
Clay 30-60cm (%)	20.69	26.65	5.96	24.44	24.54	1.29	5.27

Tabella A.2: statistica descrittiva dei dati di ECa (n= 823) e di umidità (*gravimetric water content*, n= 84; *volumetric water content*, n=20) in IS.

	ECa1 (mS/m)	ECa2 (mS/m)	ECa3 (mS/m)	VWC (%)	wc (%)
Min	5.02	14.59	19.88	28.3	20.5
Max	14.33	21.73	27.3	35	25.8
Range	9.31	7.14	7.42	6.7	5.4
Media	10.59	18.41	23.91	32.8	23.7
Mediana	10.62	18.37	23.85	33.2	24.1
Sd	1.17	1.32	1.45	1.7	1.4
CV%	11.04	7.19	6.06	5.2	5.8

Tabella A.3: statistica descrittiva dei dati radiometrici in IS (n= 84).

	K (Bq/kg)	U (Bq/kg)	Th (Bq/kg)	TC (counts/s)	TCcorr (counts/s)
Min	495.20	33.90	41.00	1241.00	1525.45
Max	639.10	54.80	55.80	1377.10	1753.48
Range	143.90	20.90	14.80	136.10	228.03
Media	556.60	42.50	46.70	1312.50	1657.94
Mediana	559.10	42.40	46.20	1312.40	1664.55
Sd	28.20	4.10	2.90	11.90	49.40
CV%	5.04	9.67	6.28	0.91	2.98

B. Campo Rot

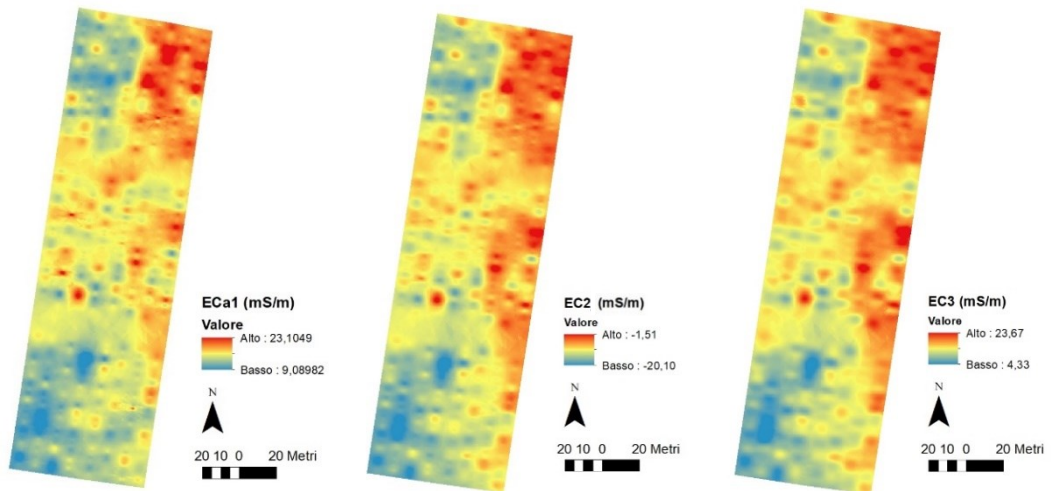


Figura B.1: distribuzione della conducibilità elettrica (Eca), da interpolazione spaziale delle misure.

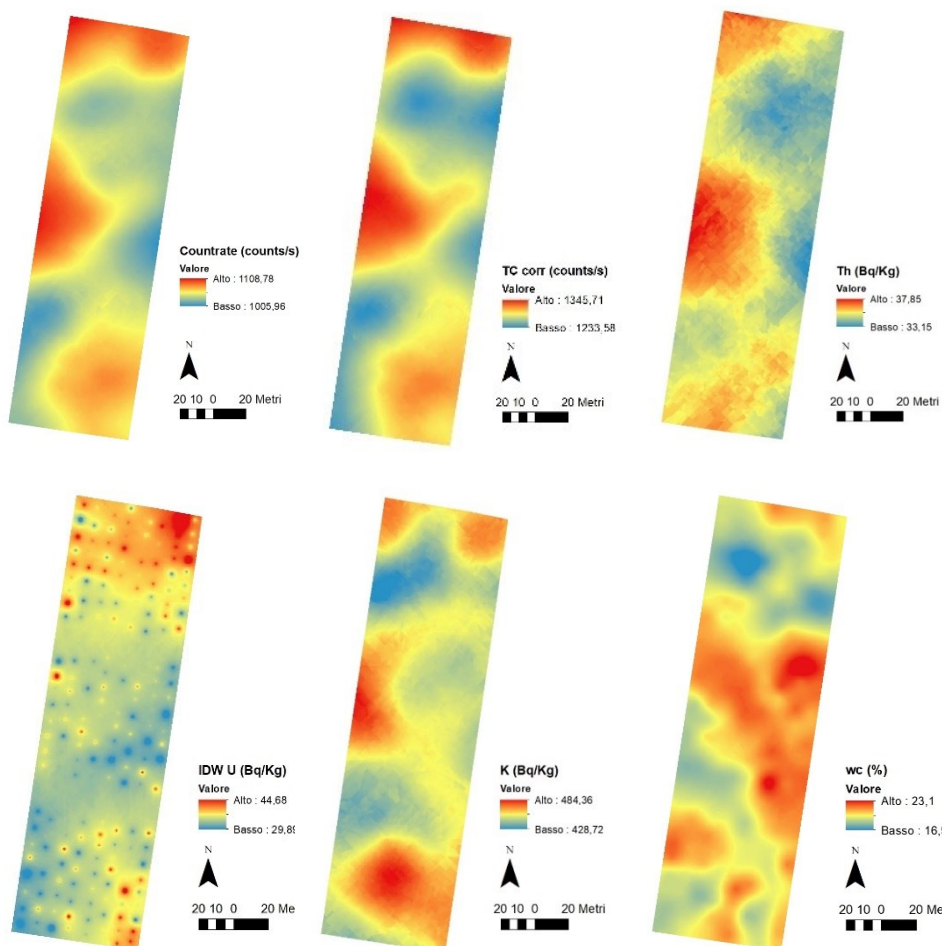


Figura B.2: distribuzione dei segnali radiometrici e dell'umidità nel suolo (contenuto idrico gravimetrico), da interpolazione spaziale delle misure.

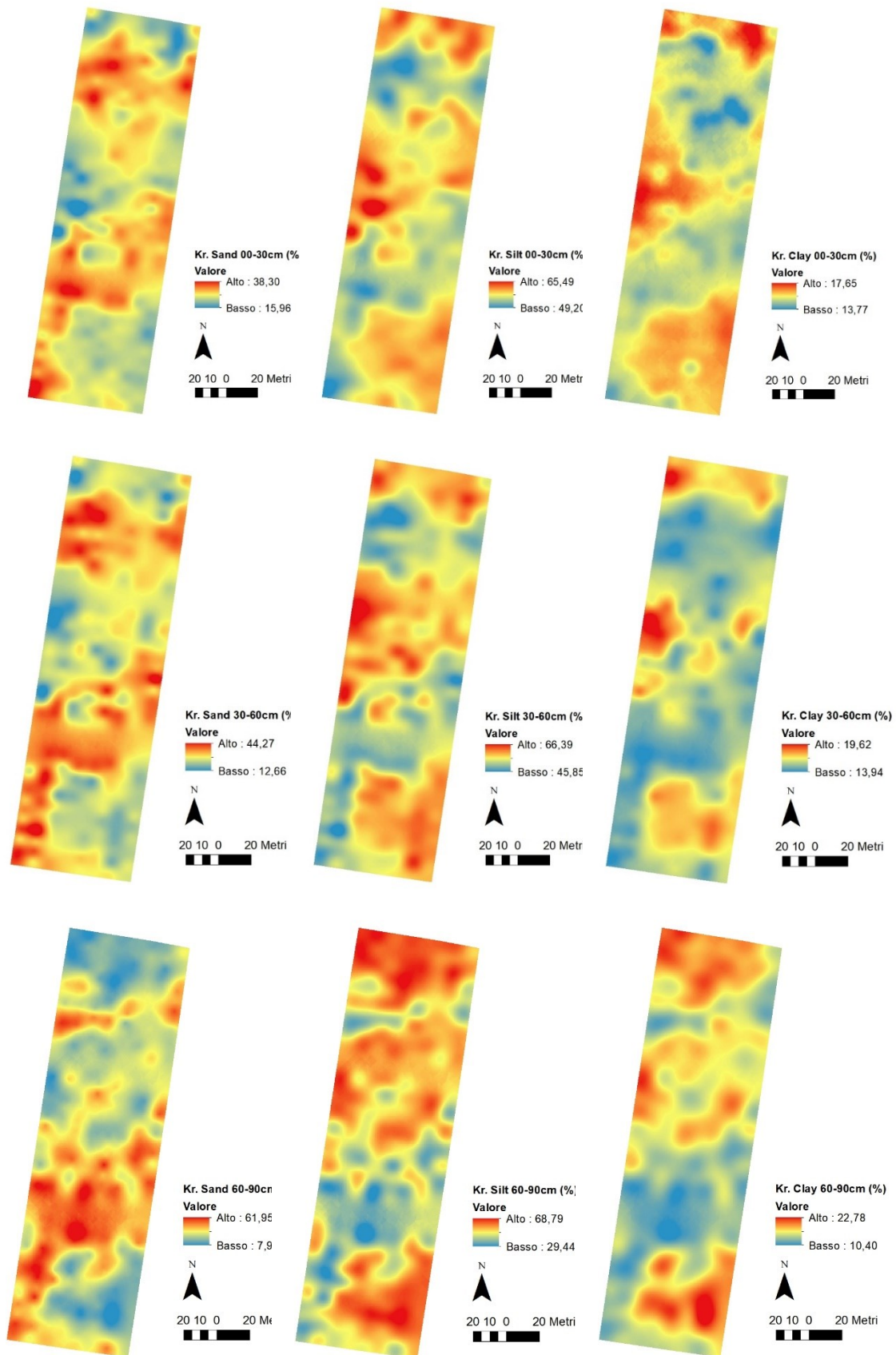


Figura B.3: distribuzione delle componenti tessiturali alle diverse profondità, da interpolazione spaziale dei dati.

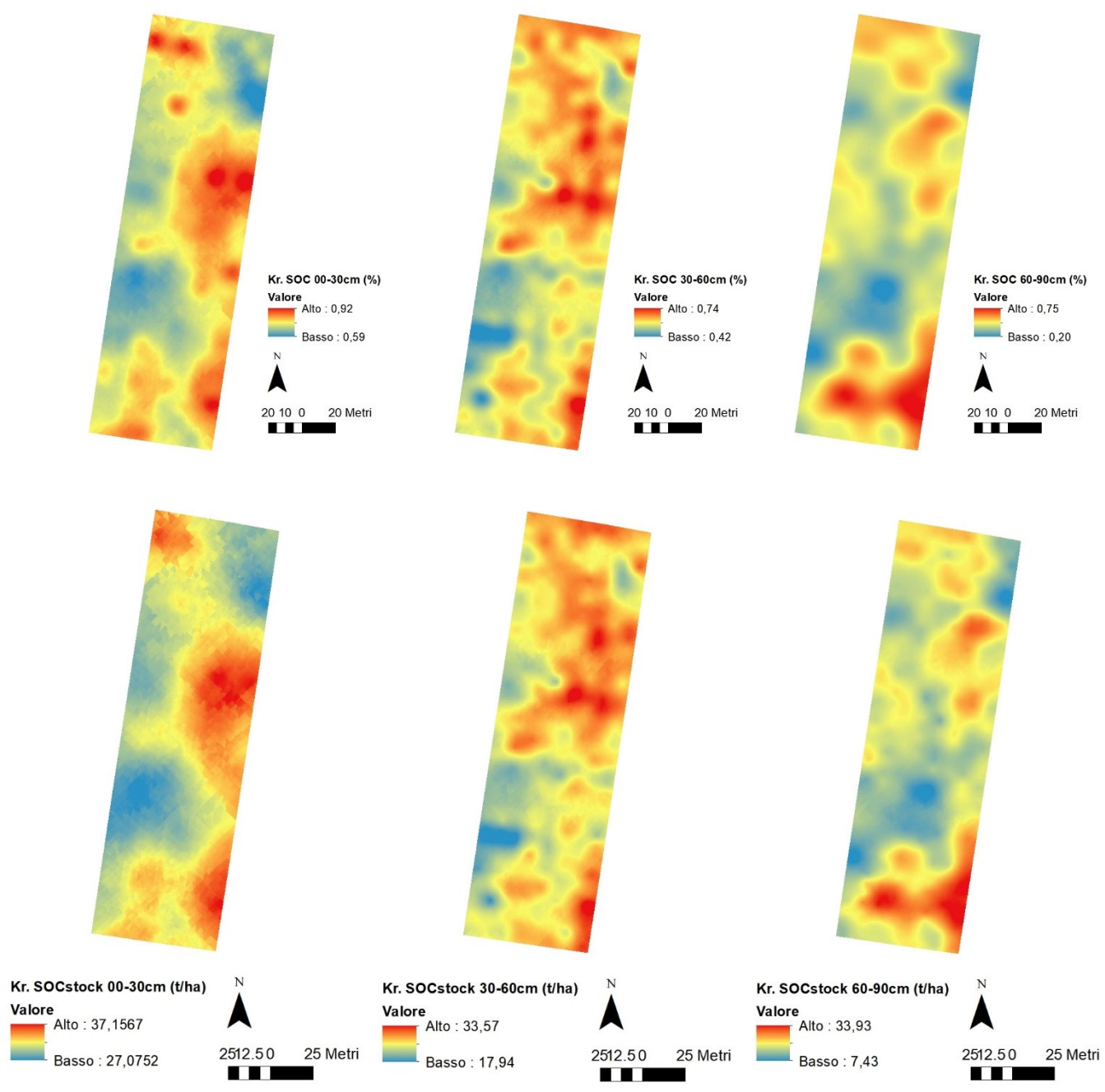


Figura B.4: distribuzione del carbonio organico nel suolo, in forma percentuale e come SOC stoccato, da interpolazione spaziale dei dati.

Tabella B.1: statistica descrittiva dei dati ottenuti dai campioni di suolo per il campo Rot (n= 288).

	Min	Max	Range	Media	Mediana	Sd	CV%
SOC 00-30cm (%)	0.51	1.27	0.76	0.75	0.74	0.11	15.17
SOC 30-60cm (%)	0.27	0.90	0.63	0.58	0.58	0.09	14.83
SOC 60-90cm (%)	0.06	0.86	0.80	0.45	0.45	0.15	33.62
DA 00-30cm (g/cm3)	1.18	1.61	0.43	1.43	1.43	0.06	4.52
DA 30-60cm (g/cm3)	1.33	1.59	0.26	1.49	1.49	0.05	3.07
DA 60-90cm (g/cm3)	1.27	1.59	0.32	1.43	1.43	0.05	3.44
SOCstock 00-30cm (t/ha)	22.47	55.43	32.96	31.83	31.37	4.66	14.64
SOCstock 30-60cm (t/ha)	12.29	39.33	27.04	25.76	25.66	3.90	15.16
SOCstock 60-90cm (t/ha)	2.58	38.54	35.97	19.49	19.00	6.78	34.79
Sand 00-30cm (%)	16.05	38.10	22.05	28.04	27.83	3.70	13.20
Silt 00-30cm (%)	47.59	69.07	21.48	56.25	56.59	3.30	5.87
Clay 00-30cm (%)	11.61	19.00	7.39	15.71	15.80	1.25	7.98
Sand 30-60cm (%)	12.59	44.25	31.66	27.83	27.44	5.65	20.29
Silt 30-60cm (%)	42.39	67.45	25.06	56.29	56.48	4.54	8.07
Clay 30-60cm (%)	12.76	21.16	8.40	15.88	15.89	1.54	9.70
Sand 60-90cm (%)	5.51	67.75	62.24	30.77	28.21	13.37	43.46
Silt 60-90cm (%)	22.84	71.43	48.59	53.42	55.80	10.64	19.92
Clay 60-90cm (%)	9.41	24.62	15.21	15.81	15.76	2.92	18.49

Tabella B.2: statistica descrittiva dei dati di ECa (n= 2256) e di umidità (*gravimetric water content*, n= 202; *volumetric water content*, n=151) in Rot.

	ECa1 (mS/m)	ECa2 (mS/m)	ECa3 (mS/m)	VWC (%)	wc (%)
Min	9.02	-20.12	4.17	19.5	16.3
Max	25.28	-1.44	23.96	34.9	25.3
Range	16.26	18.68	19.79	15.4	9.0
Media	14.78	-11.75	13.62	28.2	20.0
Mediana	14.69	-11.82	13.64	28.3	19.8
Sd	2.23	3.12	3.50	2.9	1.5
CV%	15.01	26.59	25.69	10.3	7.4

Tabella B.3: statistica descrittiva dei dati radiometrici in Rot (n= 202).

	K (Bq/kg)	U (Bq/kg)	Th (Bq/kg)	TC (counts/s)	TCcorr (counts/s)
Min	379.44	28.87	28.72	970.26	1185.74
Max	517.47	46.97	41.22	1136.65	1410.06
Range	138.04	18.09	12.50	166.39	224.32
Media	455.54	35.85	35.37	1055.31	1289.06
Mediana	455.01	35.86	35.48	1056.87	1289.76
Sd	23.80	3.50	2.41	9.98	43.35
CV%	5.25	9.88	6.82	1.00	3.36

C. Campo CaB

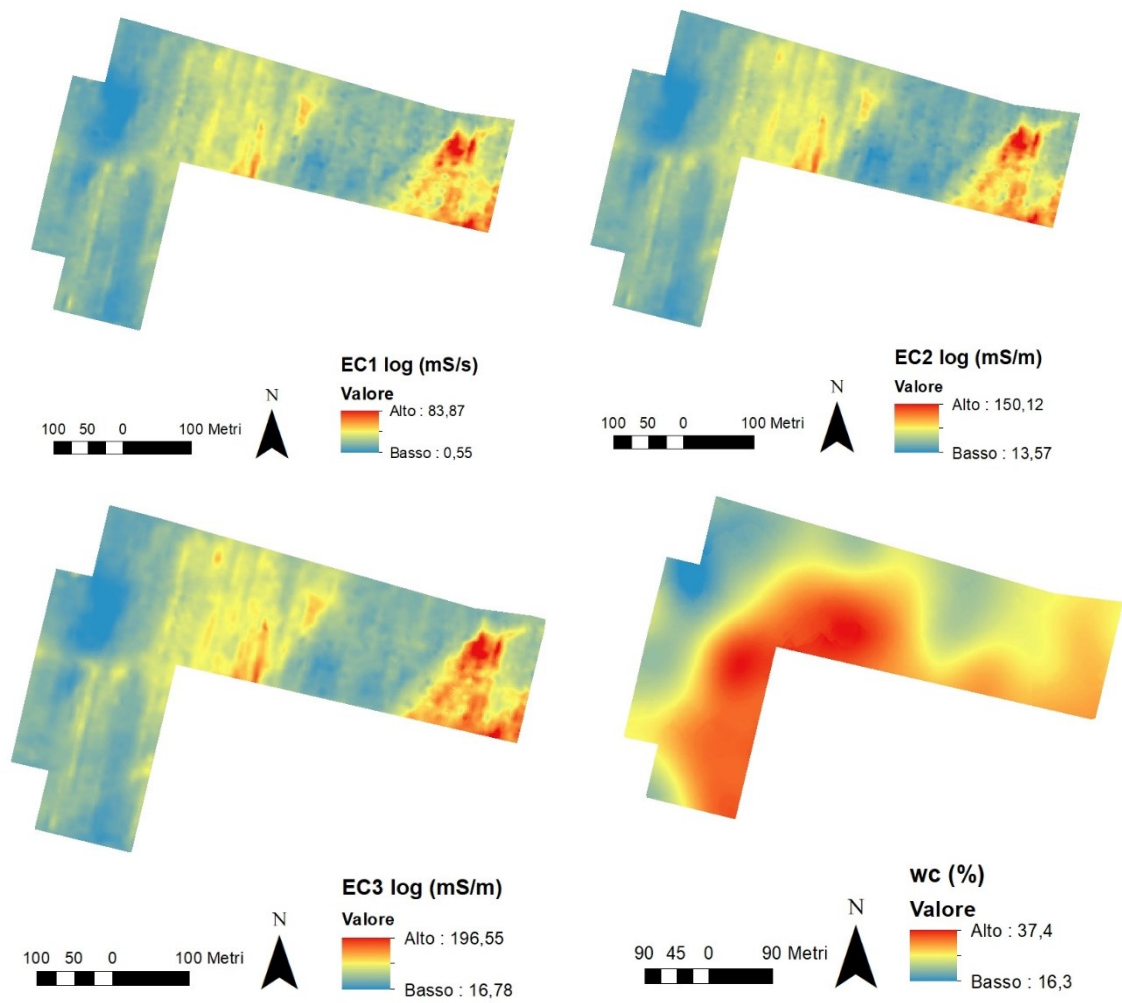


Figura C.1: distribuzione della conducibilità elettrica (ECa), da interpolazione spaziale delle misure.

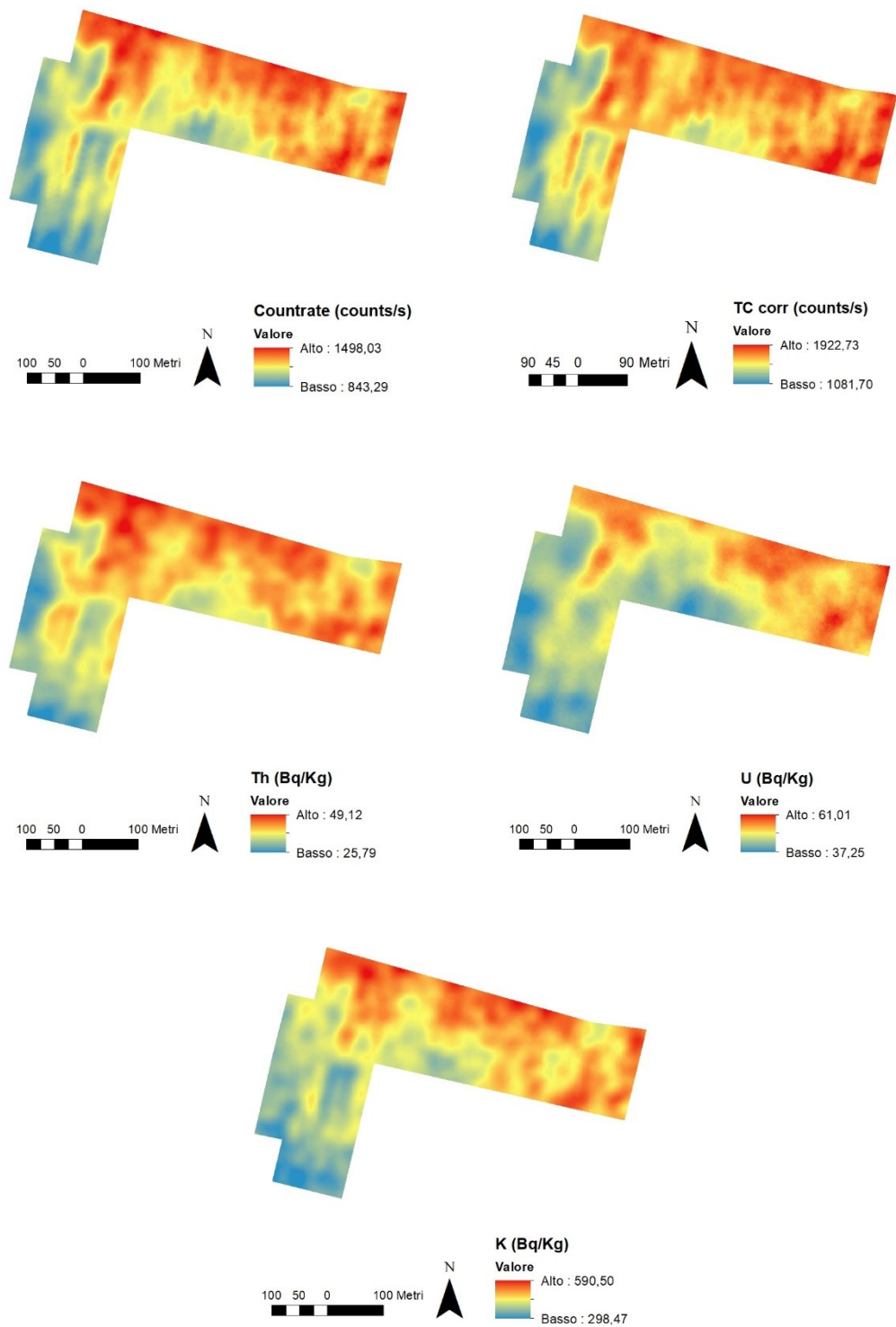


Figura C.2: distribuzione dei segnali radiometrici, da interpolazione spaziale delle misure.

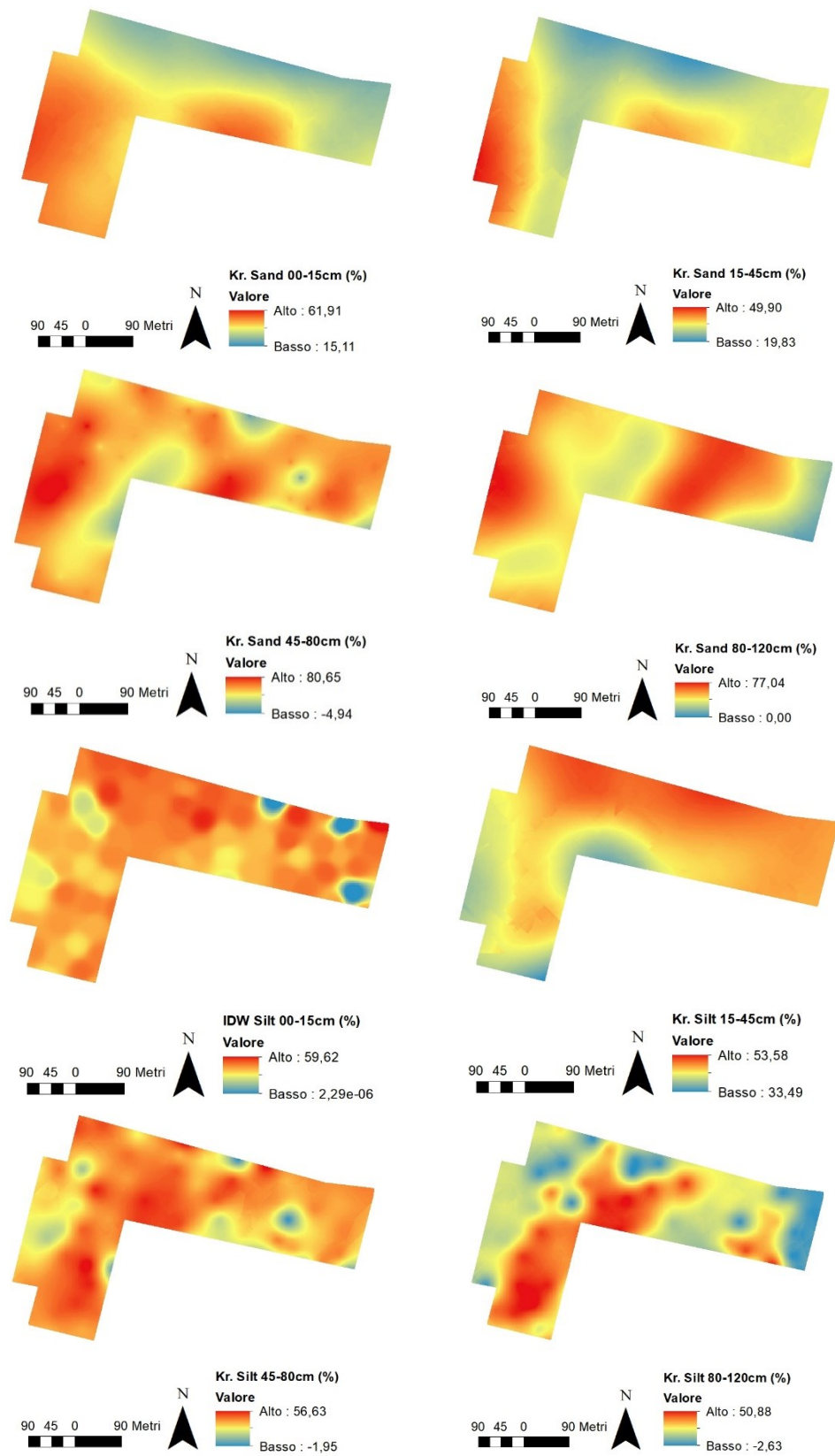


Figura C.3: distribuzione di sabbia e silt alle diverse profondità, da interpolazione spaziale dei dati.

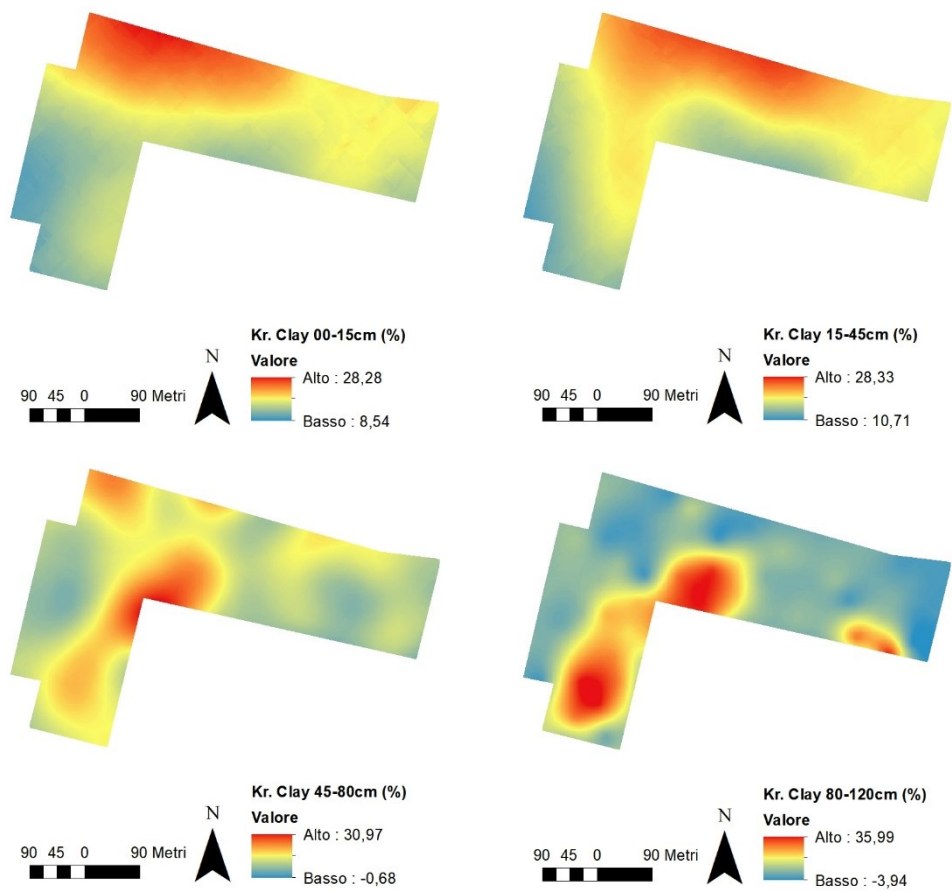


Figura C.4: distribuzione dell'argilla alle diverse profondità, da interpolazione dei dati.

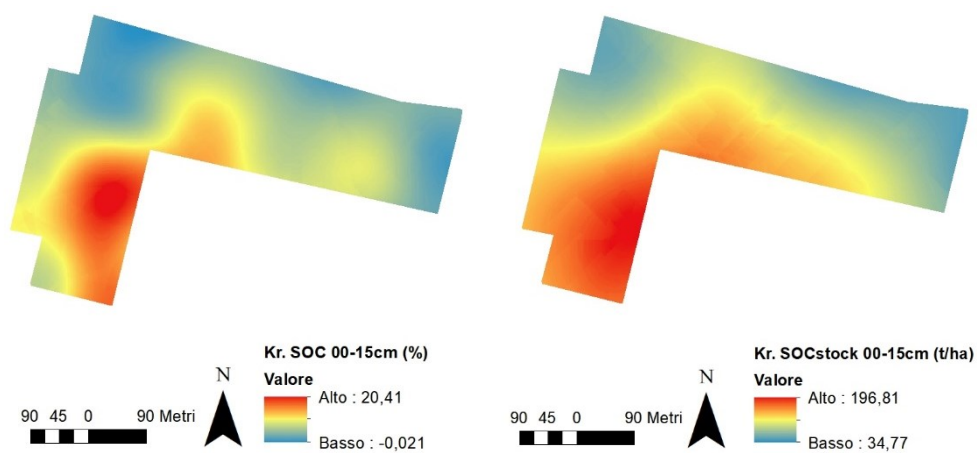


Figura C.5: distribuzione del carbonio organico nel suolo, in forma percentuale e come SOC stoccato, da interpolazione spaziale dei dati relativi al primo strato di suolo (0-15 cm).

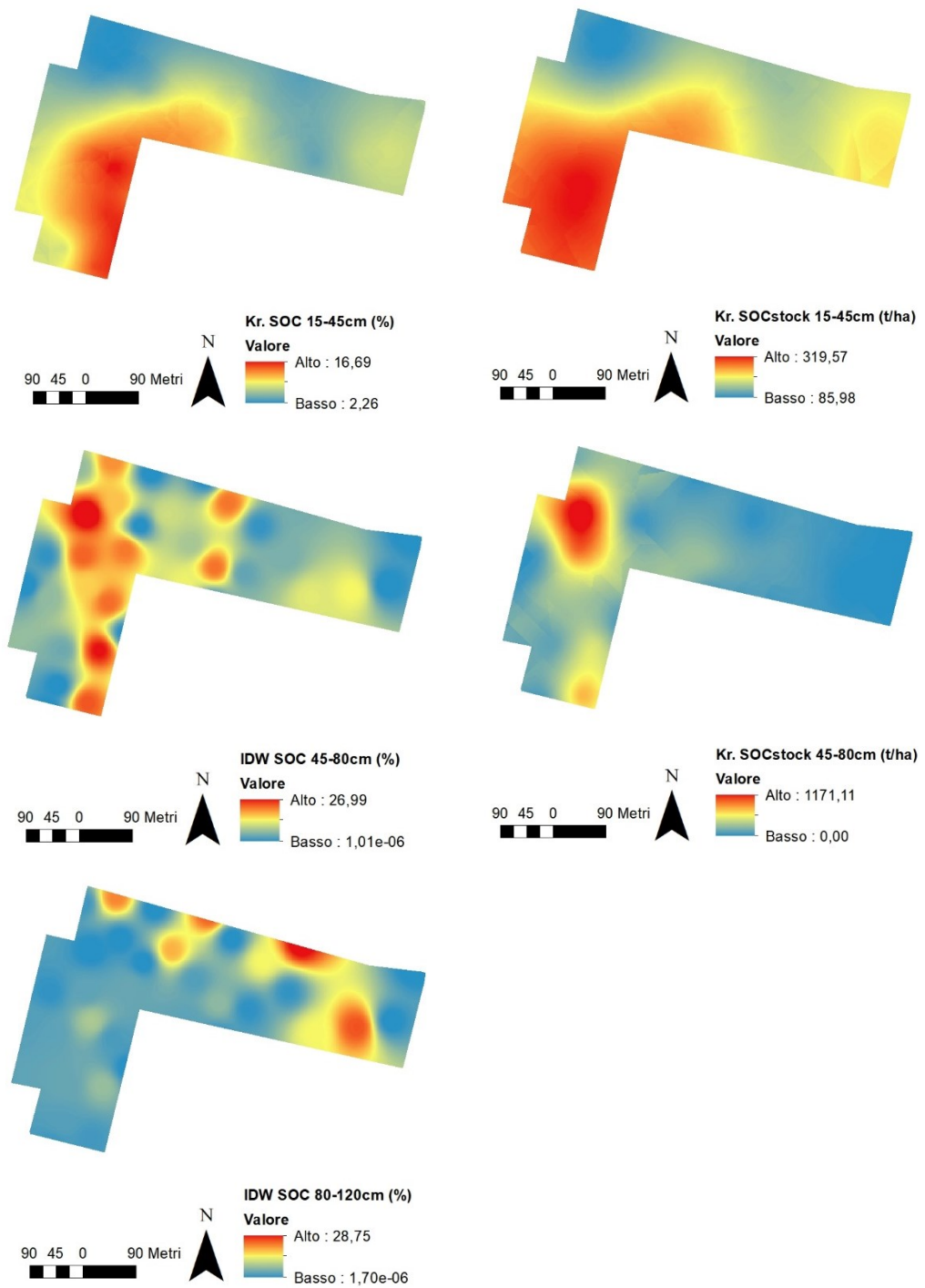


Figura C.6: distribuzione del carbonio organico nel suolo, in forma percentuale e come SOC stoccato, da interpolazione spaziale dei dati.

Tabella C.1: statistica descrittiva dei dati ottenuti dai campioni di suolo per il campo CaB.

	Min	Max	Range	Media	Mediana	Sd	CV%	n
SOC 00-15 (%)	1.29	22.34	21.05	9.82	8.66	5.35	54.49	35
SOC 15-45 (%)	1.41	22.19	20.78	9.36	7.41	5.76	61.50	38
SOC 45-80 (%)	0.10	26.99	26.89	10.85	9.99	7.78	71.69	37
SOC 80-120 (%)	0.36	29.45	29.08	7.12	2.74	8.93	125.46	35
DA 00-15 (g/cm3)	0.60	1.49	0.89	1.00	1.00	0.22	22.01	44
DA 15-45 (g/cm3)	0.40	1.48	1.08	0.97	1.00	0.25	26.02	43
DA 45-80 (g/cm3)	0.14	1.39	1.25	0.77	0.77	0.38	50.22	40
SOCstock 00-15 (t/ha)	28.82	233.68	204.87	128.74	129.18	48.74	37.85	30
SOCstock 15-45 (t/ha)	62.62	432.41	369.79	240.98	238.88	104.39	43.32	33
SOCstock 45-80 (t/ha)	2.22	1312.24	1310.02	320.45	230.35	327.47	102.19	30
Sand 00-15 (%)	15.39	87.02	71.63	44.49	46.27	14.10	31.69	116
Silt 00-15 (%)	12.66	59.62	46.96	39.43	39.75	7.97	20.22	116
Clay 00-15 (%)	0.32	32.36	32.04	16.08	14.30	7.31	45.43	116
Sand 15-45 (%)	11.89	82.93	71.04	37.03	34.74	12.86	34.73	118
Silt 15-45 (%)	14.54	62.51	47.97	45.67	47.15	7.36	16.12	118
Clay 15-45 (%)	2.53	34.26	31.73	17.30	16.40	6.69	38.68	118
Sand 45-80 (%)	12.95	92.09	79.14	54.24	53.67	16.51	30.44	85
Silt 45-80 (%)	7.06	56.62	49.56	33.52	34.78	10.54	31.43	85
Clay 45-80 (%)	0.85	35.09	34.24	12.24	11.22	7.17	58.57	85
Sand 80-120 (%)	15.85	88.96	73.11	59.35	69.25	22.26	37.51	71
Silt 80-120 (%)	8.36	52.50	44.14	29.02	26.31	12.68	43.71	71
Clay 80-120 (%)	0.74	33.73	32.99	11.64	6.47	10.31	88.63	71

Tabella C.2: statistica descrittiva dei dati di ECa (n= 9650) e di umidità (*gravimetric water content*, n= 1345; *volumetric water content*, n=163) in CaB.

	Eca1 (mS/m)	Eca2 (mS/m)	Eca3 (mS/m)	VWC (%)	wc (%)
Min	0.45	12.01	16.98	13.4	16.4
Max	89.41	150.87	196.65	35.2	36.6
Range	88.96	138.86	179.67	21.8	20.1
Media	21.00	49.72	66.96	27.2	27.9
Mediana	17.74	43.26	57.72	27.1	28.0
Sd	12.36	22.41	30.24	3.4	4.3
CV%	58.86	45.07	45.16	12.4	15.3

Tabella C.3: statistica descrittiva dei dati radiometrici in CaB (n= 1345).

	K (Bq/kg)	U (Bq/kg)	Th (Bq/kg)	TC (counts/s)	TCcorr (counts/s)
Min	249.95	30.96	23.82	840.41	1073.37
Max	631.61	73.31	53.73	1531.65	1973.82
Range	381.65	42.35	29.91	691.24	900.45
Media	454.46	48.49	39.95	1203.70	1574.36
Mediana	456.19	48.09	40.39	1215.83	1603.67
Sd	30.90	4.59	3.21	13.32	162.84
CV%	6.88	9.53	8.14	1.00	10.34

D. Campo CaTm

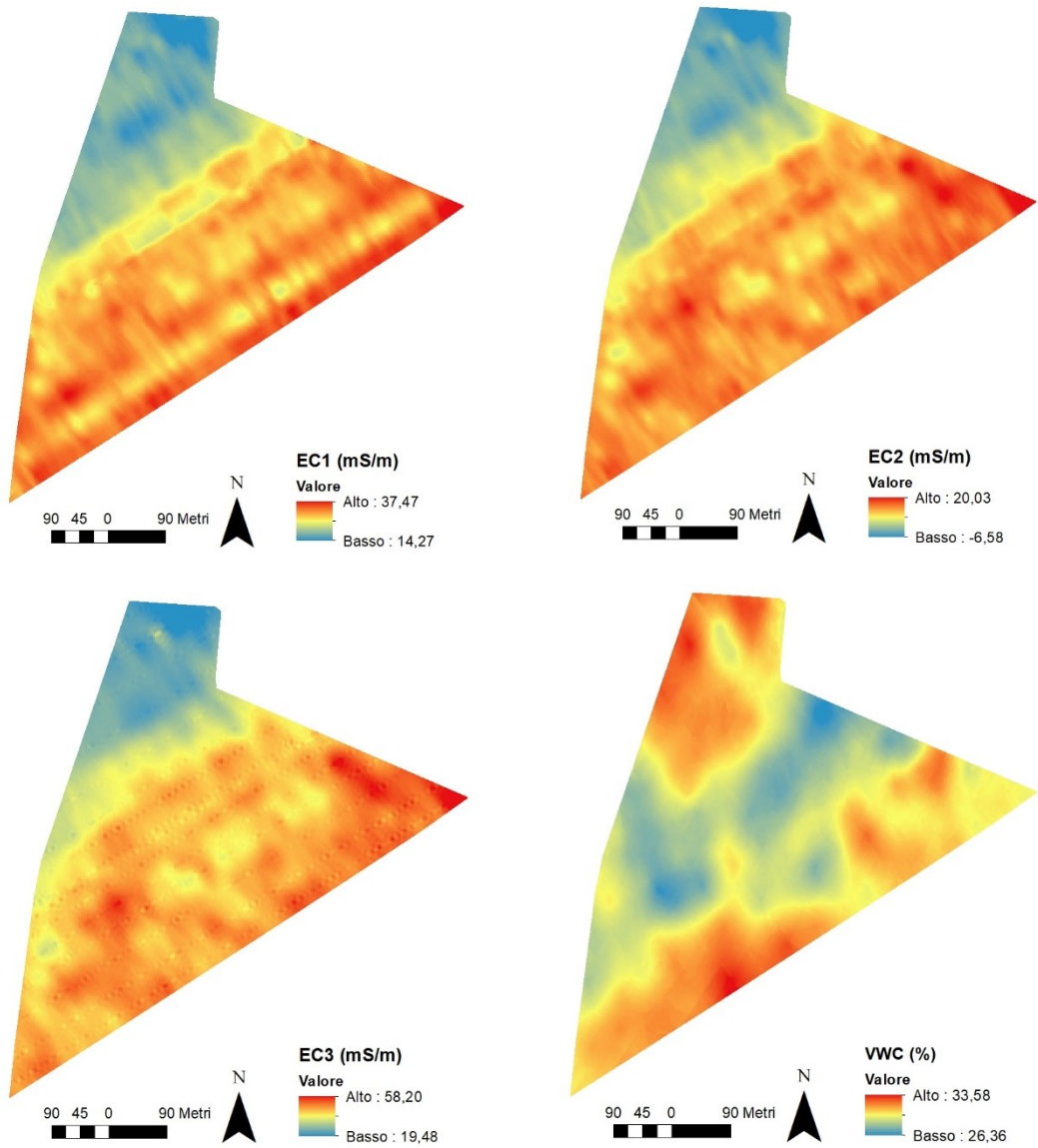


Figura D.1: distribuzione della conducibilità elettrica (ECa) e dell'umidità nel suolo (contenuto idrico volumetrico), da interpolazione spaziale delle misure.

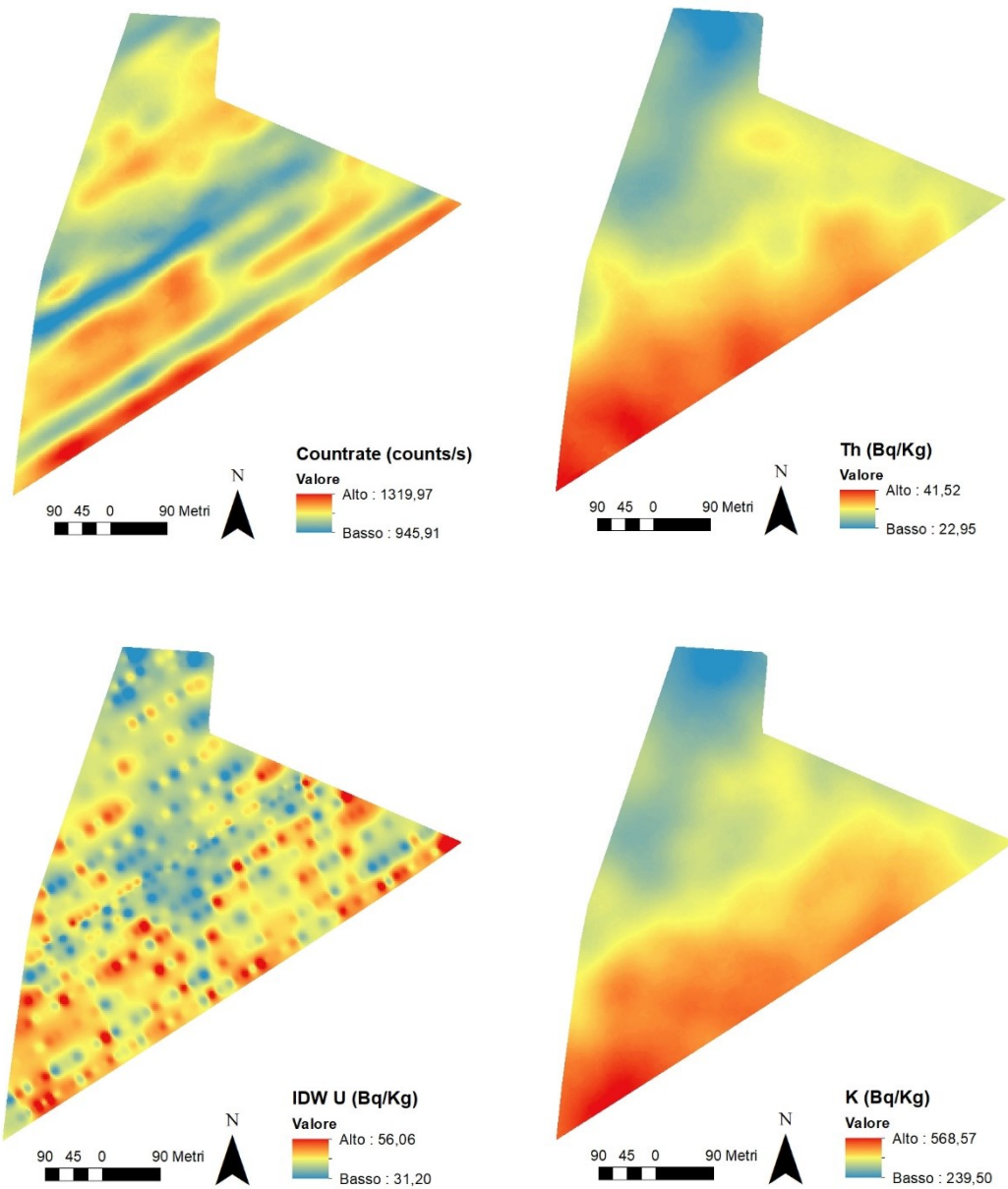


Figura D.2: distribuzione dei segnali radiometrici, da interpolazione spaziale delle misure.

Tabella D.1: statistica descrittiva dei dati di ECa (n= 3631) e di umidità (*volumetric water content*, n=176) in CaTm.

	ECa1 (mS/m)	ECa2 (mS/m)	ECa3 (mS/m)	VWC (%)
Min	-0.86	-48.01	19.30	24.8
Max	45.64	20.74	69.84	35.8
Range	46.50	68.75	50.54	11.0
Media	27.32	9.87	40.84	30.0
Mediana	28.32	11.37	42.27	30.0
Sd	5.15	5.73	7.31	2.2
CV%	18.87	58.05	17.89	7.2

Tabella D.2: statistica descrittiva dei dati radiometrici in CaTm (n= 420).

	K (Bq/kg)	U (Bq/kg)	Th (Bq/kg)	TC (counts/s)
Min	208.97	31.16	19.76	929.79
Max	615.26	56.07	46.50	1346.78
Range	406.28	24.90	26.74	416.98
Media	404.63	42.57	31.97	1108.62
Mediana	400.80	42.26	31.70	1100.97
Sd	26.11	3.99	2.68	16.71
CV%	6.45	9.37	8.37	1.51

E. Campo CaTs

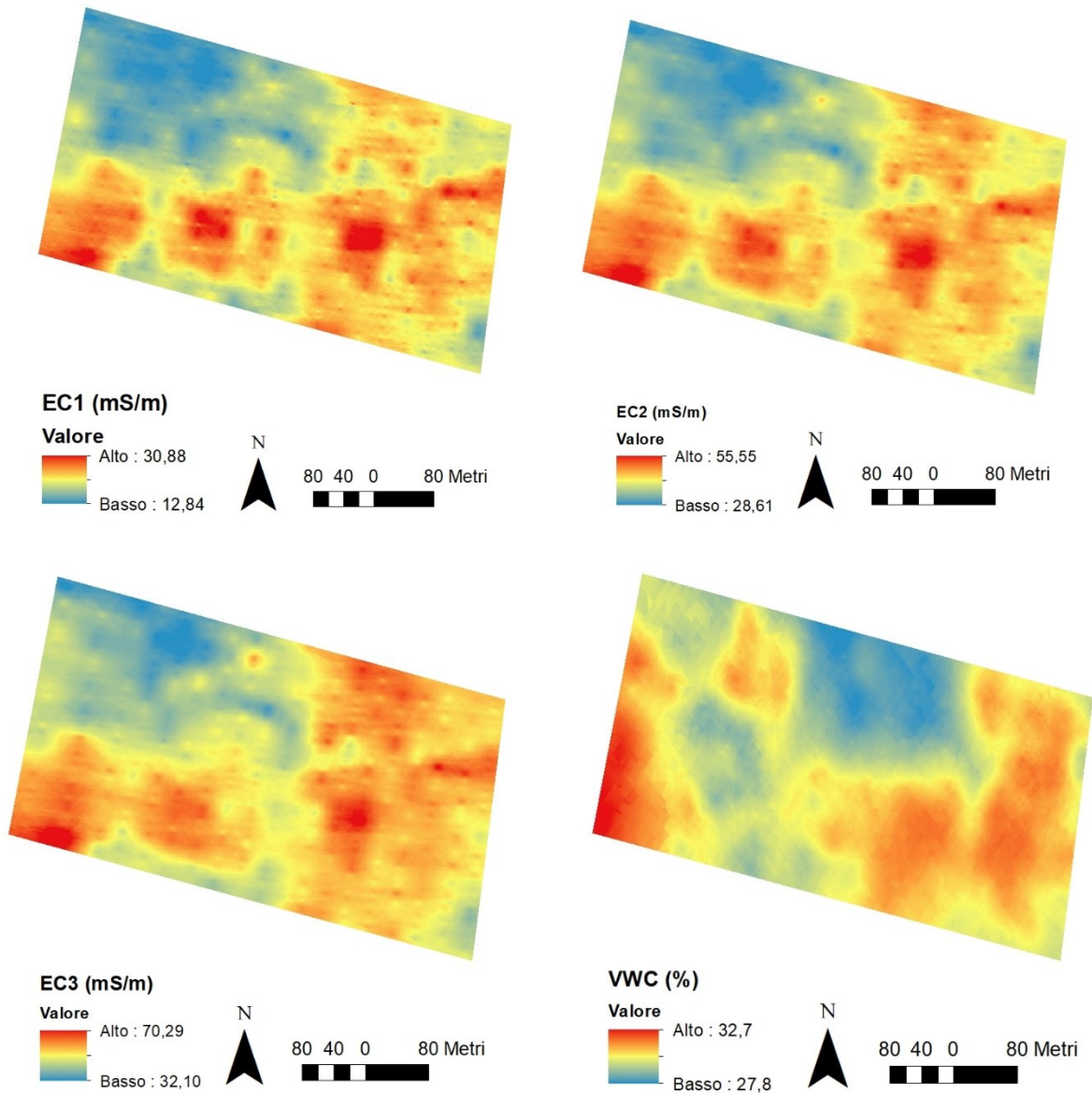


Figura E.1: distribuzione della conducibilità elettrica (ECa) e dell'umidità nel suolo (contenuto idrico volumetrico), da interpolazione spaziale delle misure.

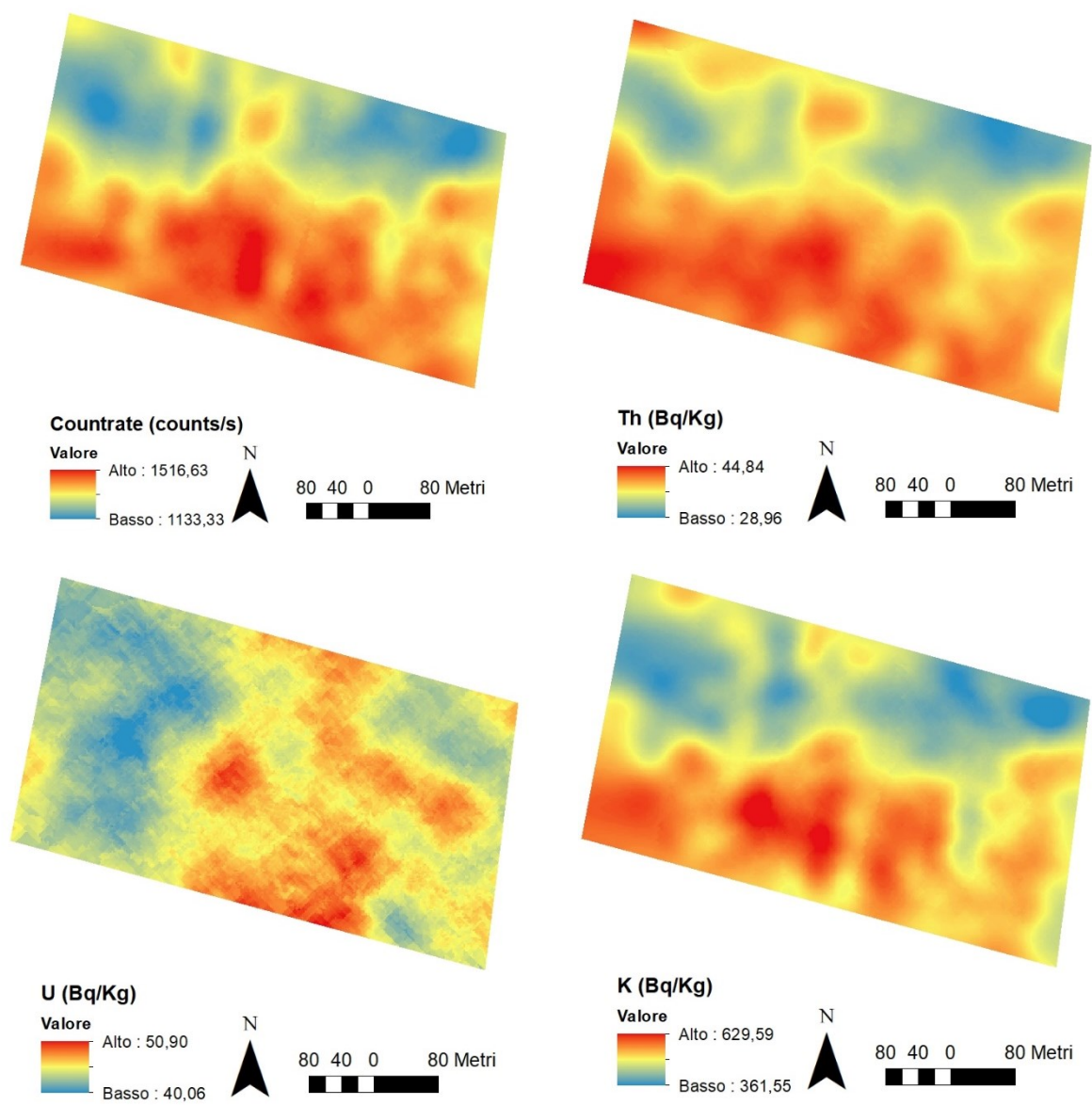


Figura E.2: distribuzione dei segnali radiometrici, da interpolazione spaziale delle misure.

Tabella E.1: statistica descrittiva dei dati di ECa (n= 5372) e di umidità (*volumetric water content*, n=202) in CaTs.

	ECa1 (mS/m)	ECa2 (mS/m)	ECa3 (mS/m)	VWC (%)
Min	12.61	28.22	32.00	25.2
Max	30.99	55.81	70.81	35.9
Range	18.38	27.59	38.81	10.7
Media	19.96	40.18	48.92	30.0
Mediana	20.19	40.65	49.74	30.0
Sd	3.12	4.67	6.37	2.0
CV%	15.65	11.63	13.01	6.6

Tabella E.2: statistica descrittiva dei dati radiometrici in CaTs (n= 628).

	K (Bq/kg)	U (Bq/kg)	Th (Bq/kg)	TC (counts/s)
Min	330.43	30.62	26.86	975.68
Max	661.05	59.11	54.35	1387.52
Range	330.63	28.49	27.49	411.84
Media	498.05	44.60	38.28	1202.13
Mediana	497.59	44.36	38.51	1210.89
Sd	22.11	3.21	2.30	12.19
CV%	4.44	7.21	6.00	1.01

F. Correlazione di Spearman e regressione multipla

In quest'Appendice sono contenuti i grafici scatterplot e le tabelle che riportano completamente i risultati delle analisi di correlazione per ranghi di Spearman applicate su tutti i dati, per ogni campo (IS, Rot e CaB). Le correlazioni risultate significative ($p < 0.05$) sono evidenziate in corsivo e grassetto nelle tabelle.

I dati di ECa sono valori integrati su diverse profondità: ECa1 a 0 - 25 cm; ECa2 a 0 - 50 cm; ECa3 a 0 - 90 cm. Anche per i dati del suolo (DA, SOC, SOCstock, tessitura) i numeri indicano le diverse profondità cui i dati si riferiscono, nei rispettivi siti di indagine. La relativa profondità è specificata nelle didascalie delle tabelle.

Sono qui riportate, inoltre, anche le tabelle complete con i risultati delle analisi di regressione multipla svolte sui dati relativi al primo strato di suolo (0 - 30 cm per IS e Rot, 0 - 45 cm per CaB).

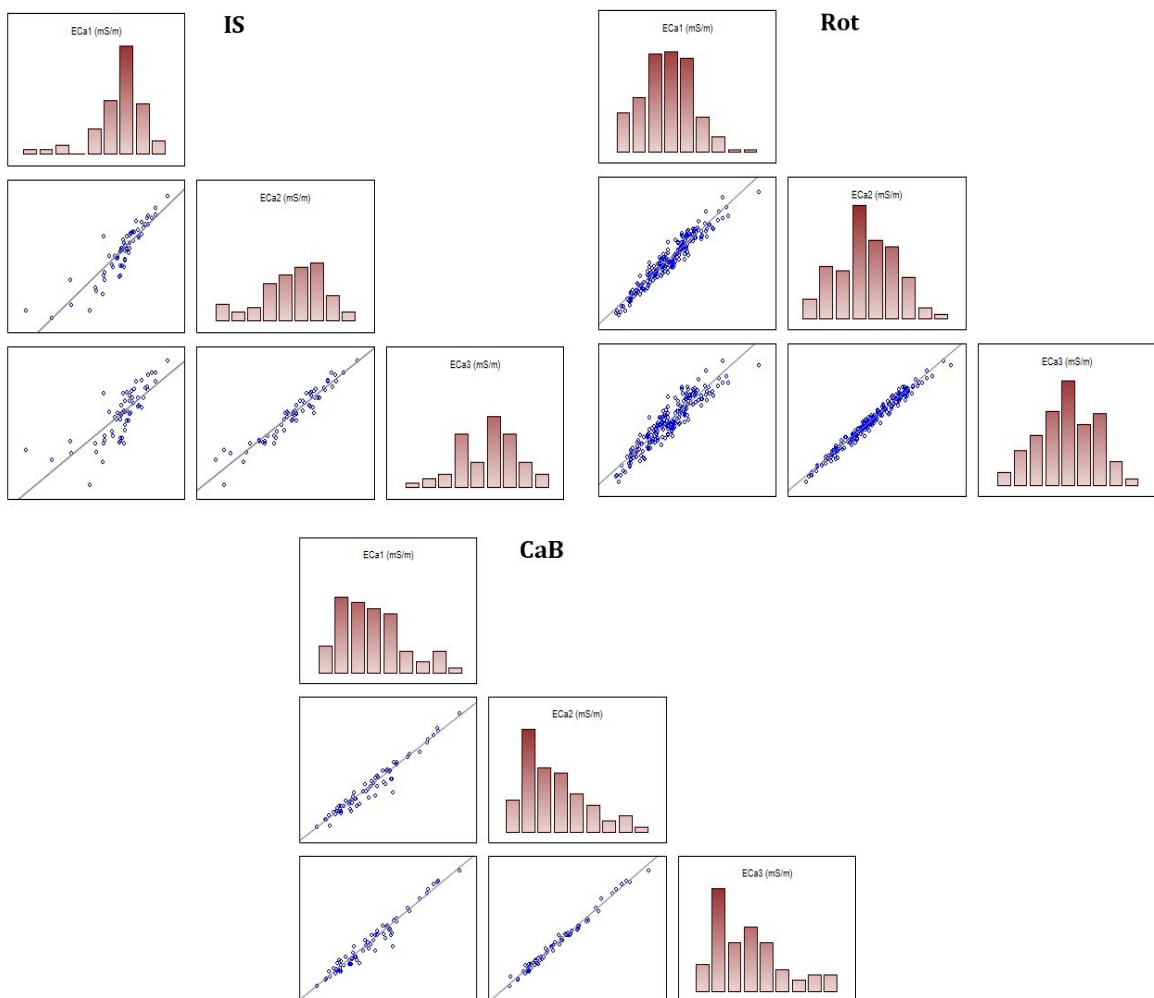


Figura F.1: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra i dati di ECa di IS (Tabella F.1), Rot (Tabella F.2) e CaB (Tabella F.3).

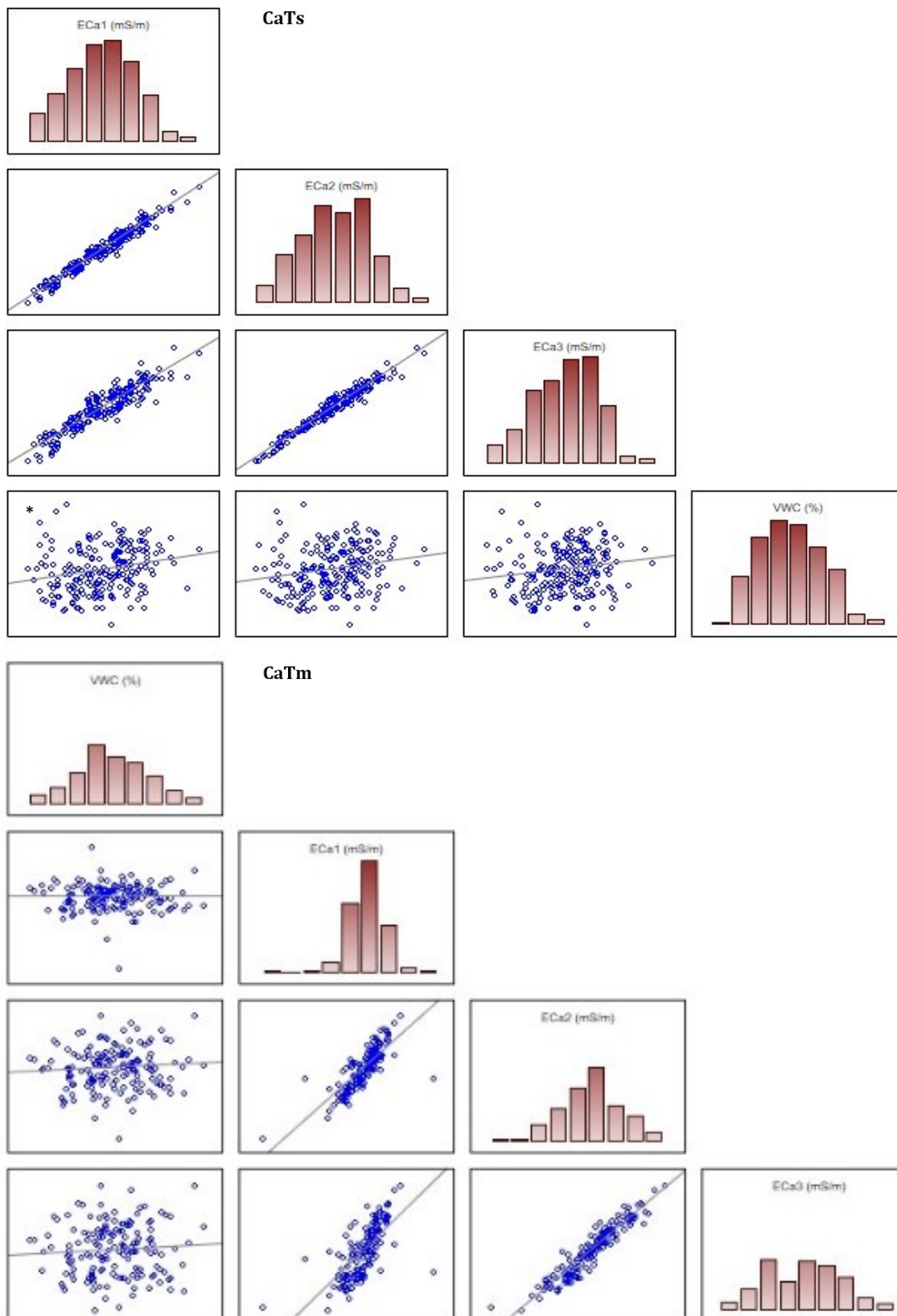


Figura F.2: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra i dati di ECa e VWC di CaTm (Tabella F.4) e CaTs (Tabella F.5).

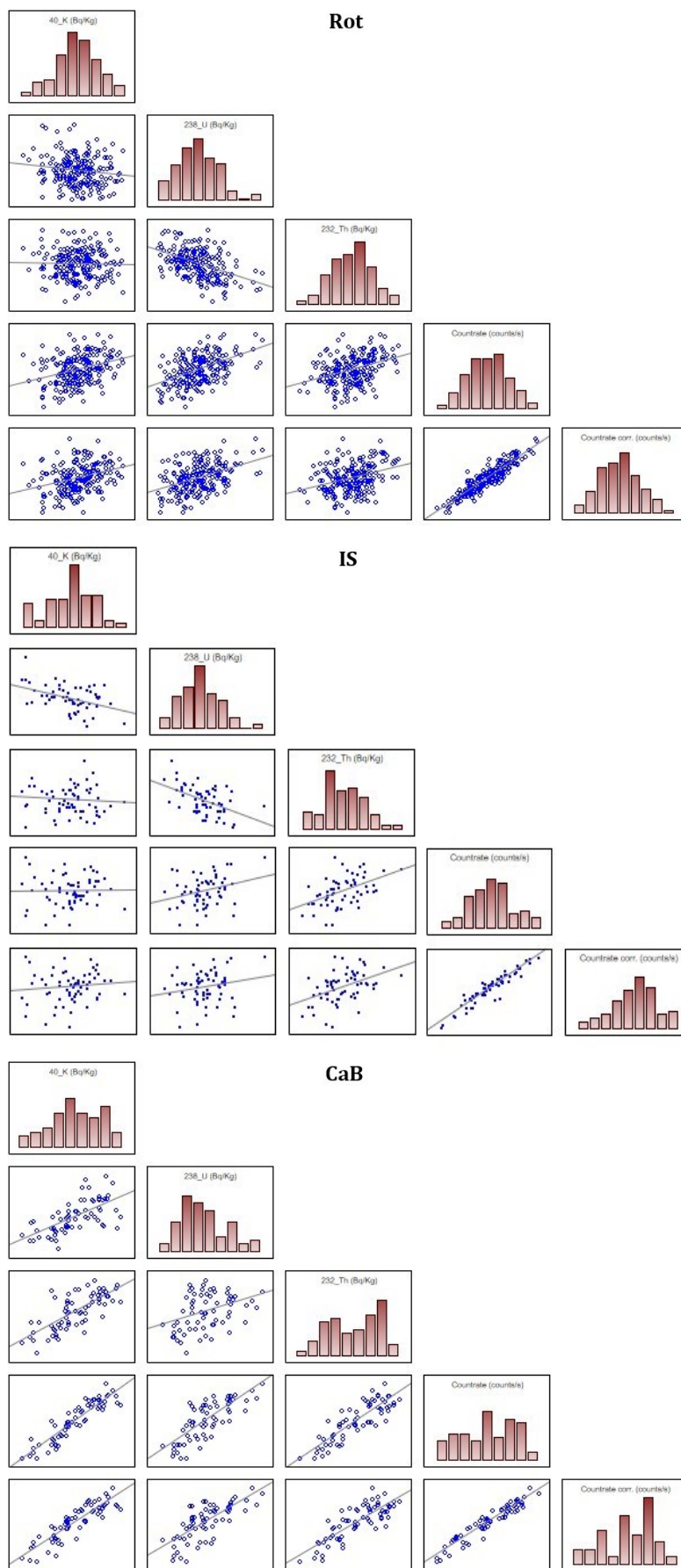


Figura F.3: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra i dati di radioattività per i campi IS (Tab. F.1), Rot (Tab. F.2) e CaB (Tab. F.3).

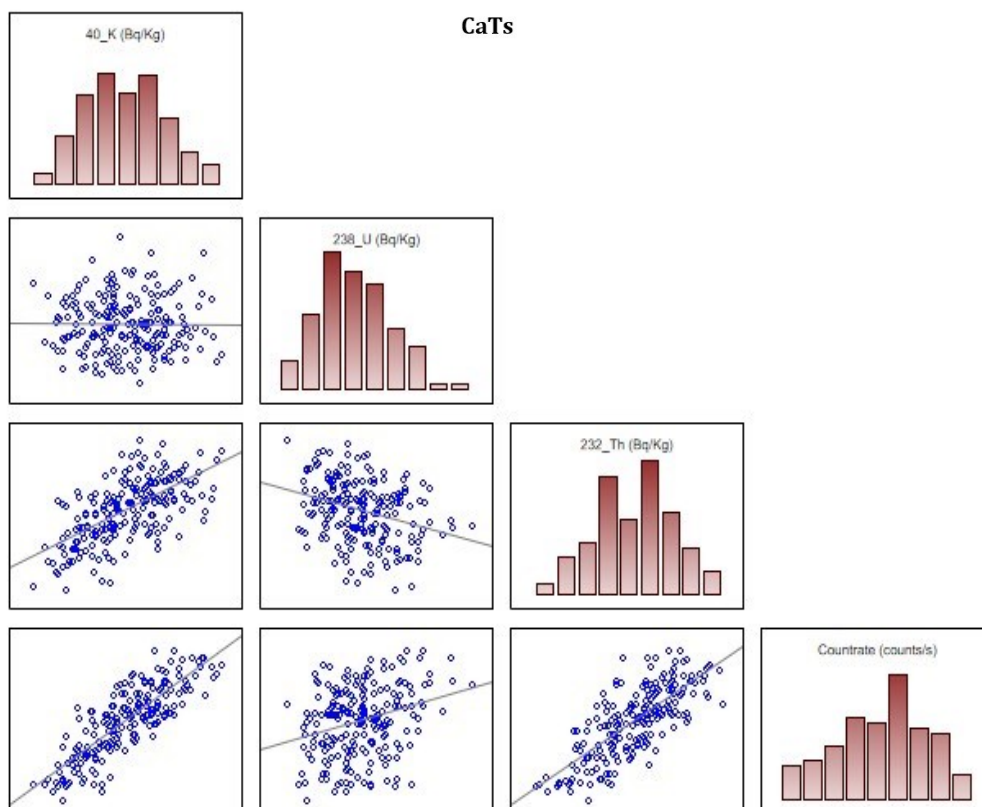
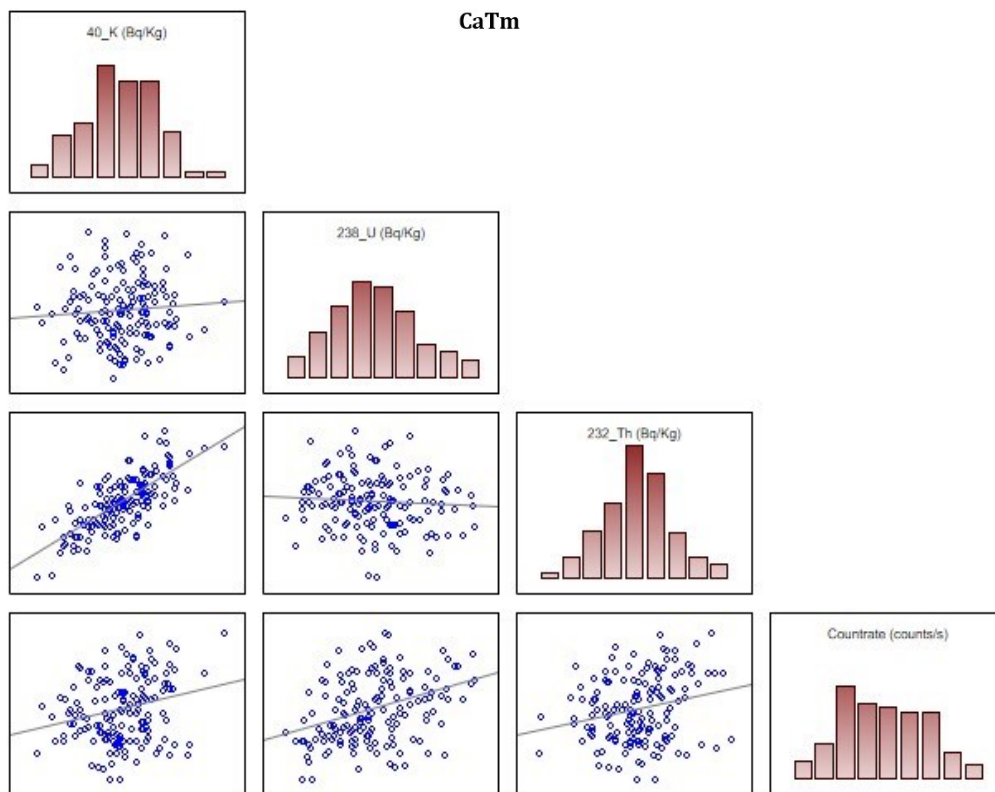


Figura F.4: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra i dati di radioattività per i campi CaTm (Tab. F.4) e CaTs (Tab. F.5).

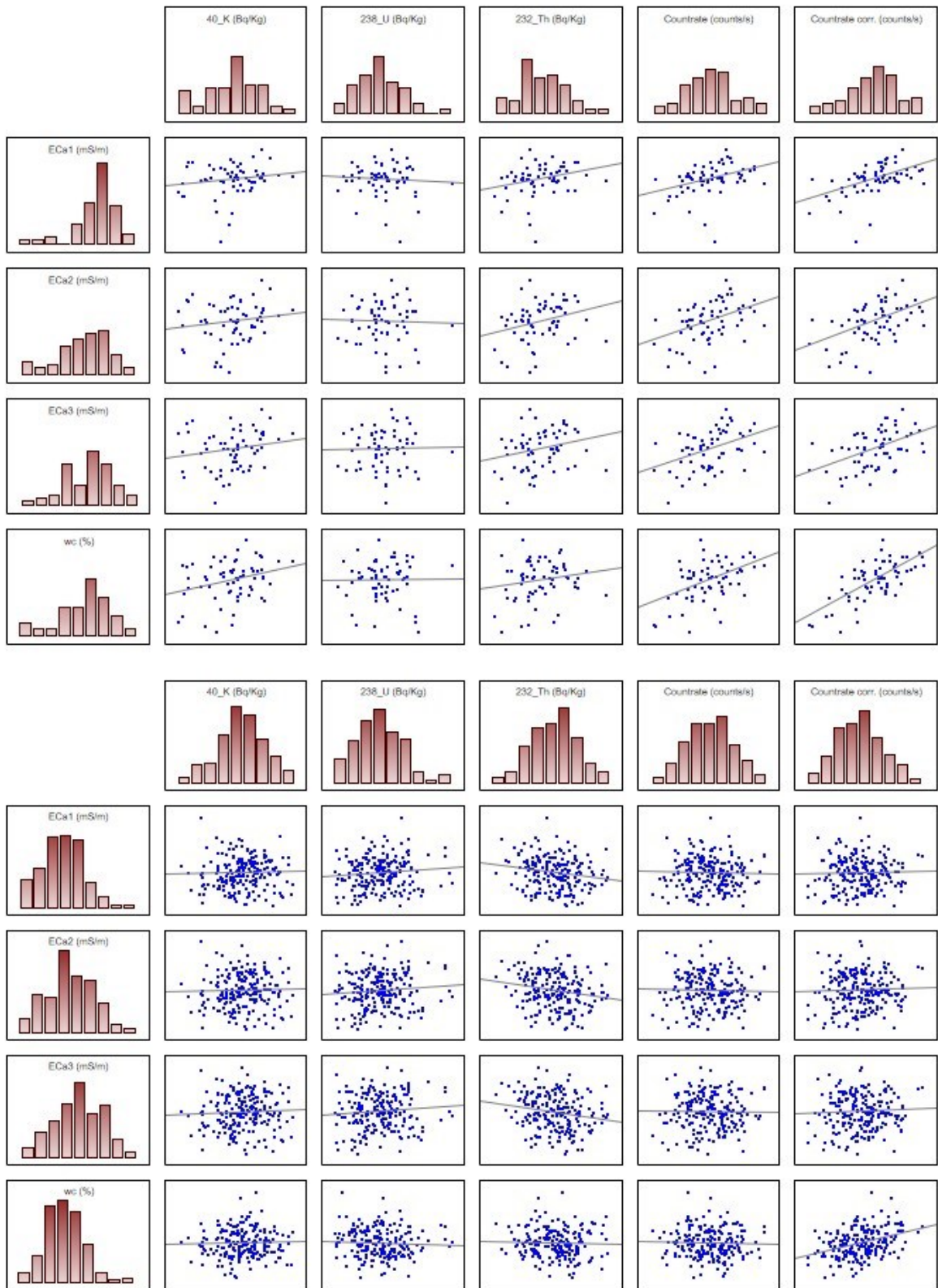


Figura F.5: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati gamma, ECa e contenuto idrico (wc) per i campi IS (sopra, Tab. F.1) e Rot (sotto, Tab. F.2).

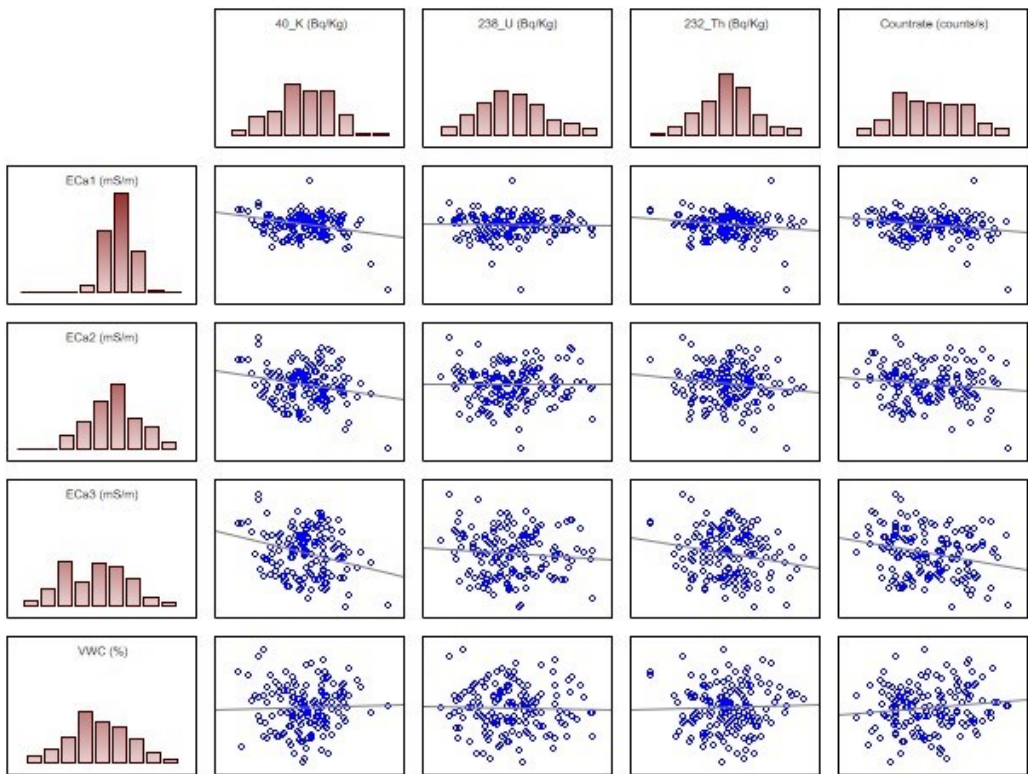
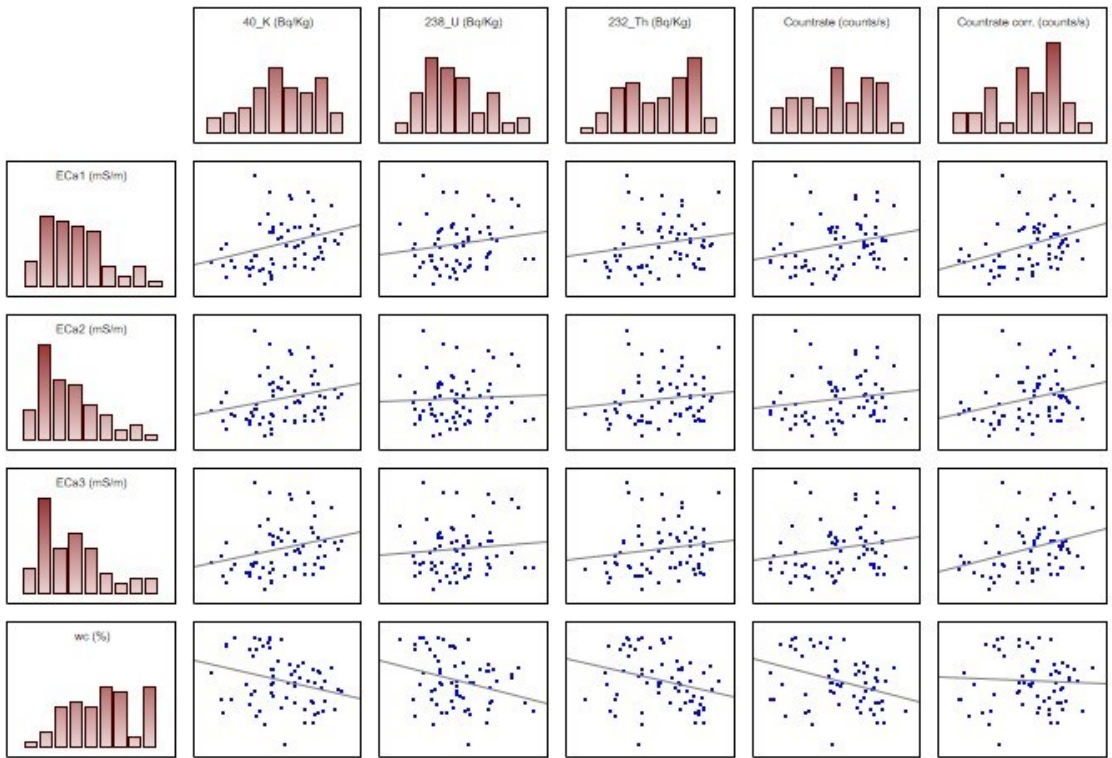


Figura F.6: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra: dati gamma, ECa e contenuto idrico (wc) per CaB (sopra, Tab. F.3); dati gamma, ECa e contenuto idrico (VWC) per CaTm (sotto, Tab. F.4).

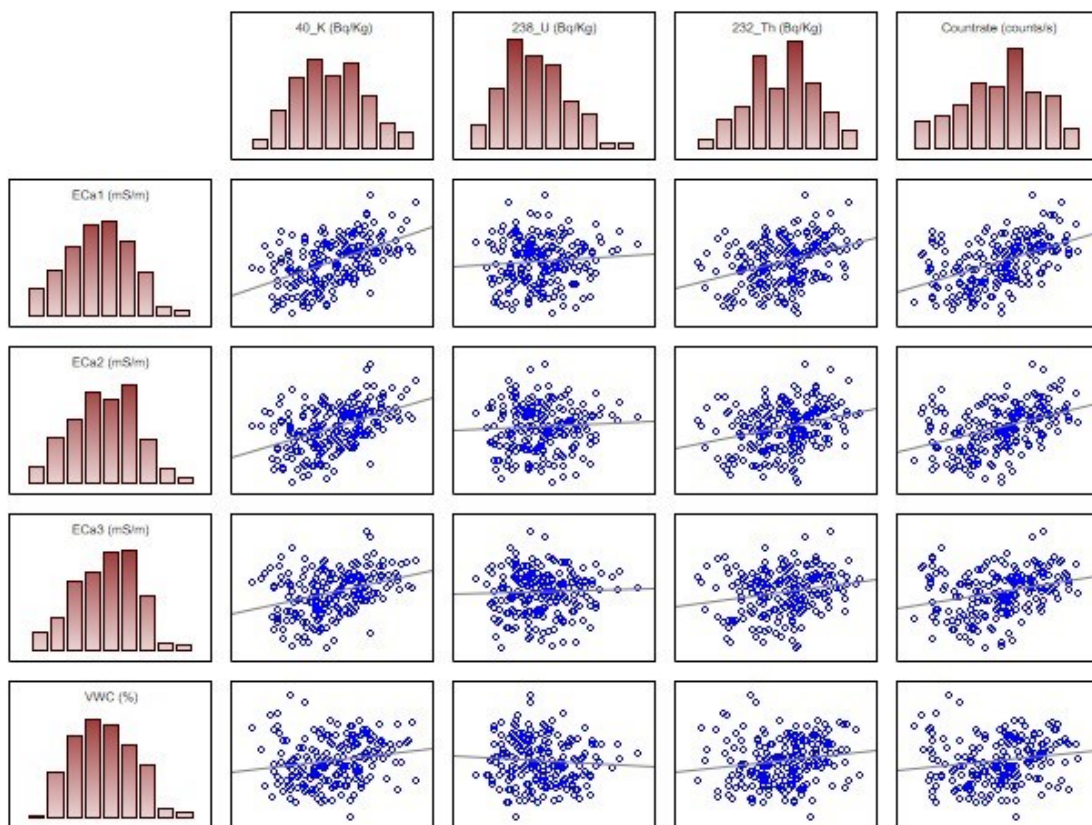


Figura F.7: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati gamma, ECa e contenuto idrico (VWC) per il campo CaTs (Tab. F.5).

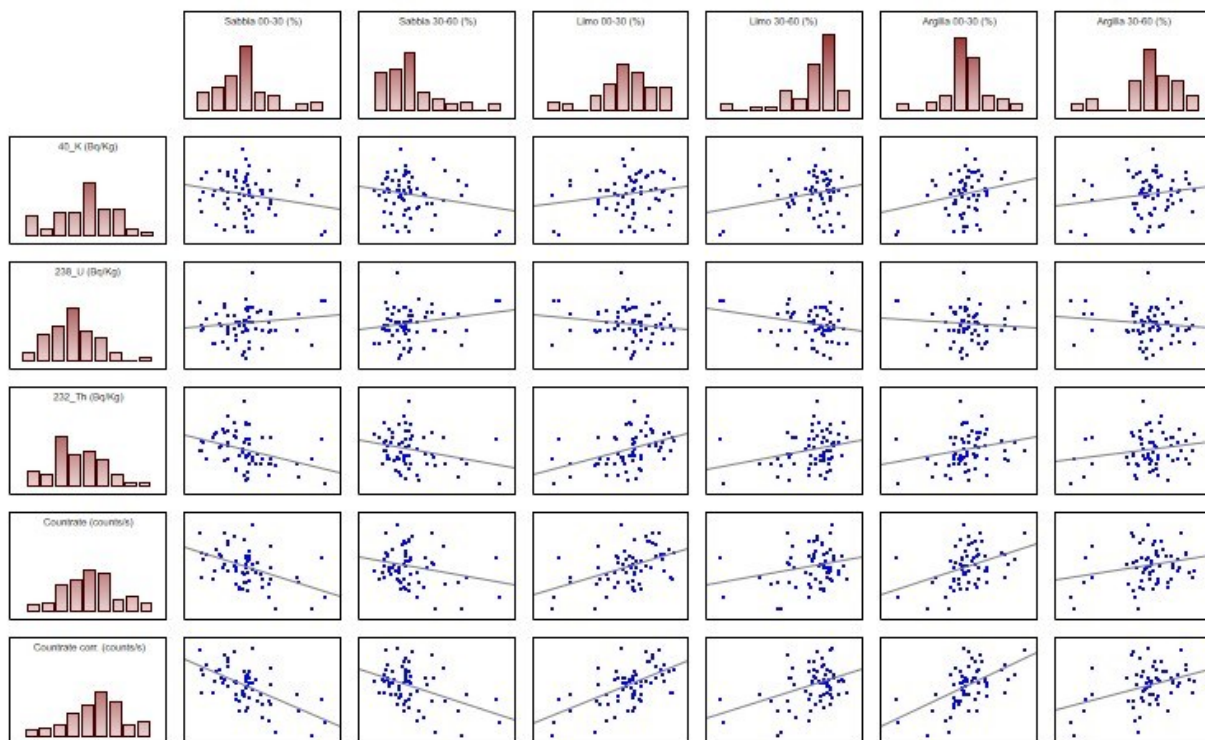


Figura F.8: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati gamma e dati di tessitura per il campo IS (Tab. F.1).

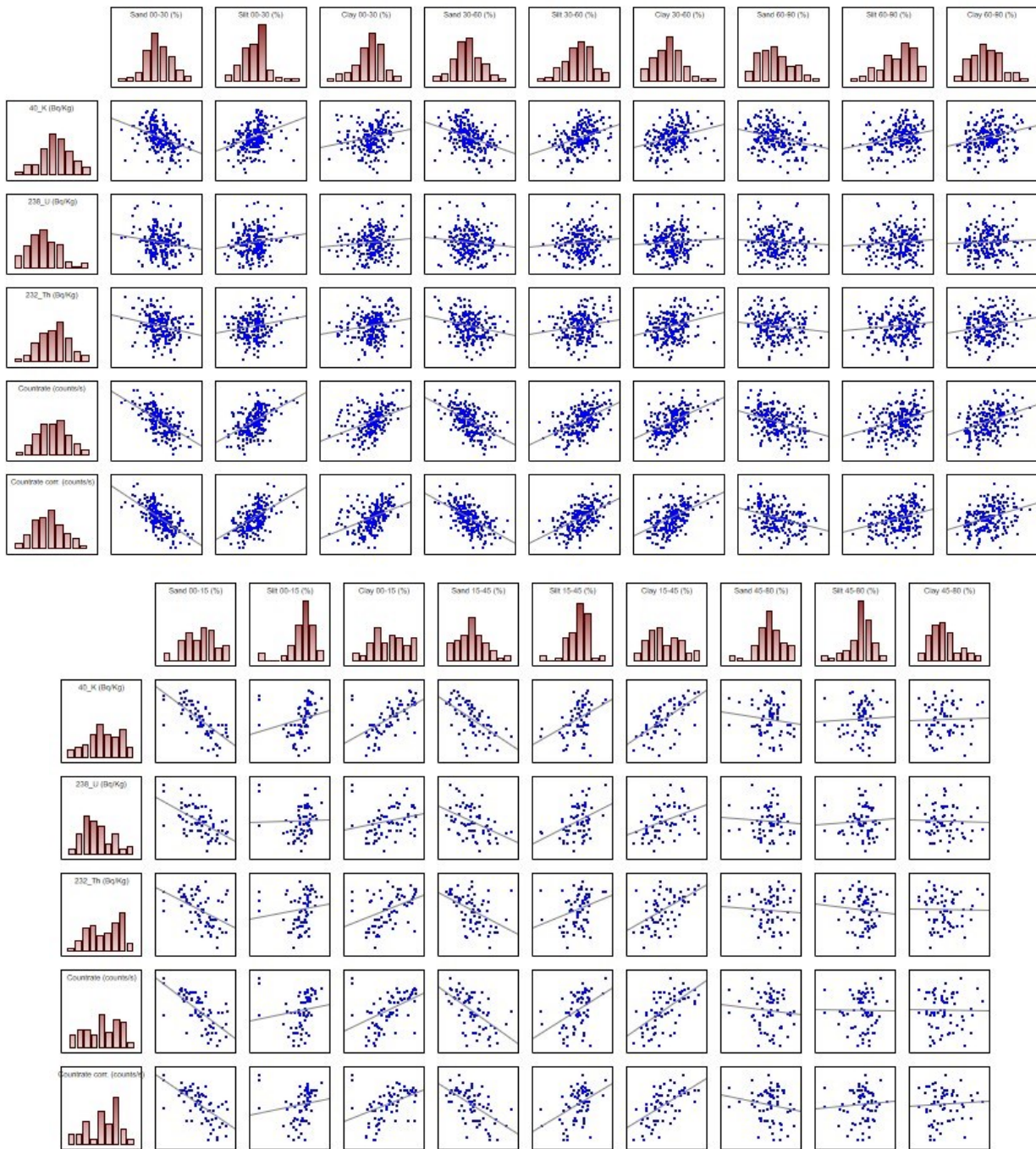


Figura F.9: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati gamma e dati di tessitura per i campi Rot (sopra, Tab. F.2) e CaB (sotto, Tab. F.3).

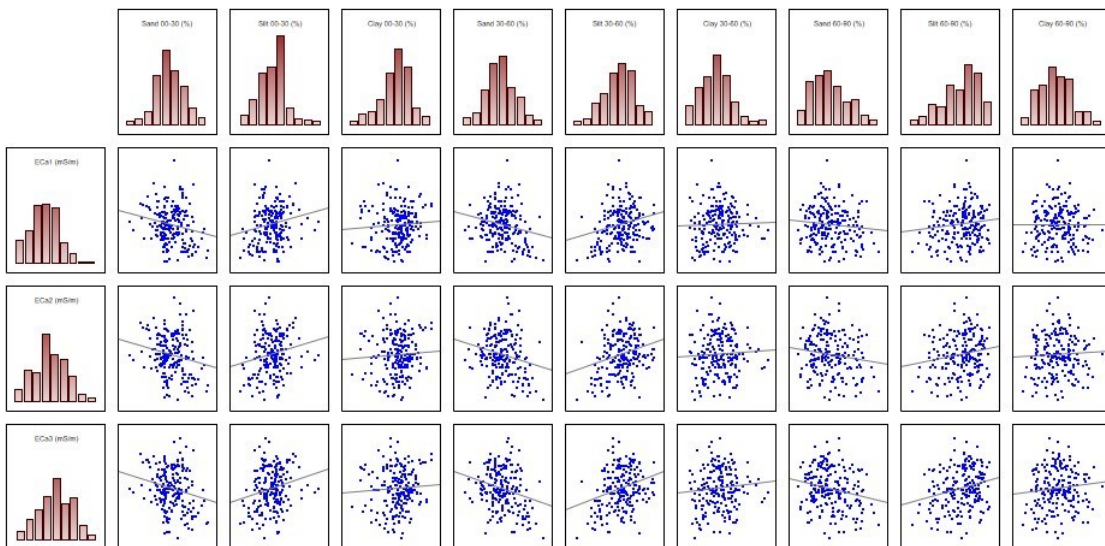
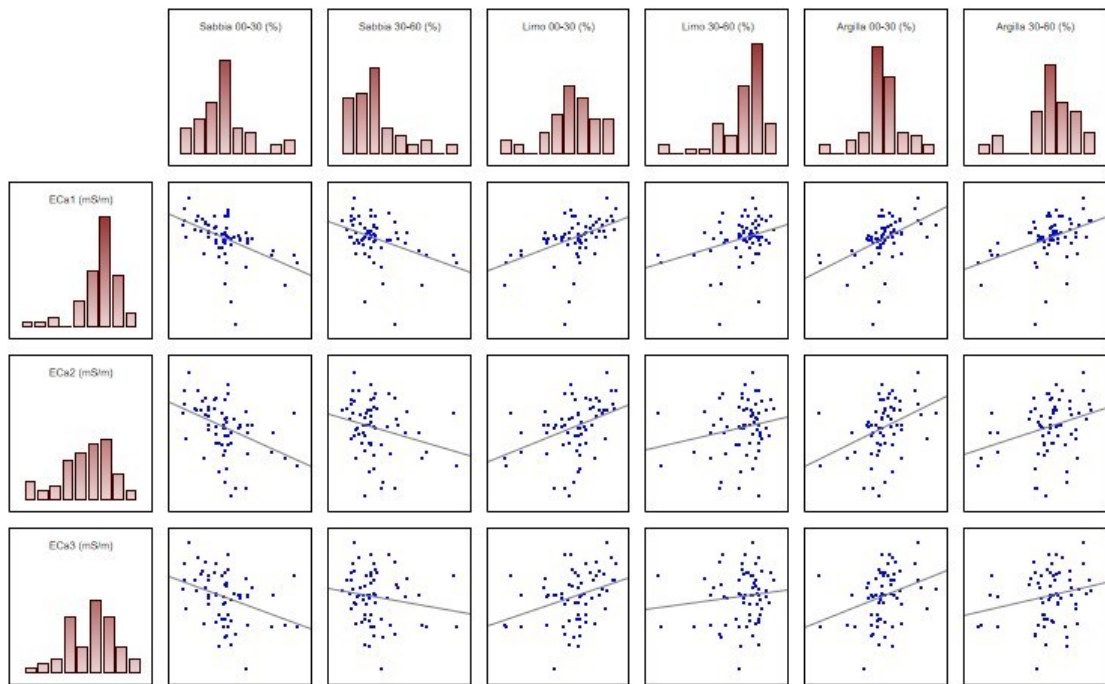


Figura F.10: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra ECa e dati di tessitura per i campi IS (sopra, Tab. F.1) e Rot (sotto, Tab. F.2).

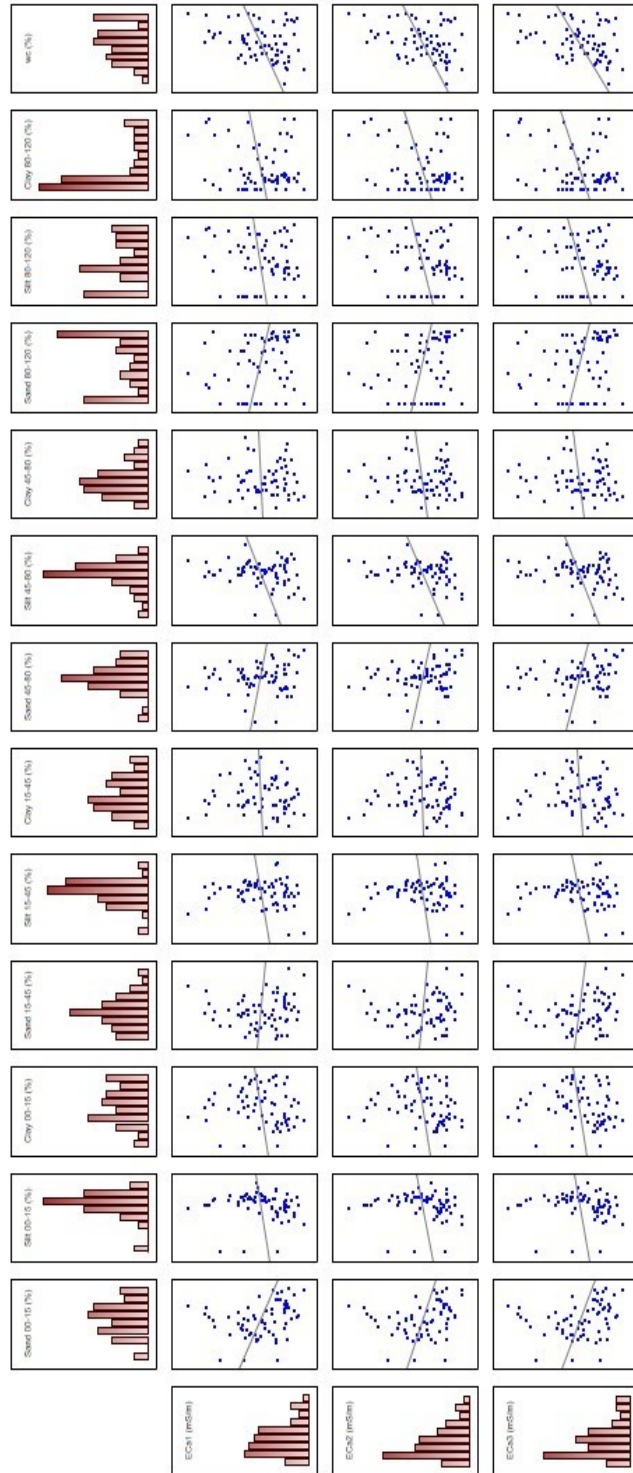


Figura F.11: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati ECa e dati di tessitura per il campo CaB (Tab. F.3).

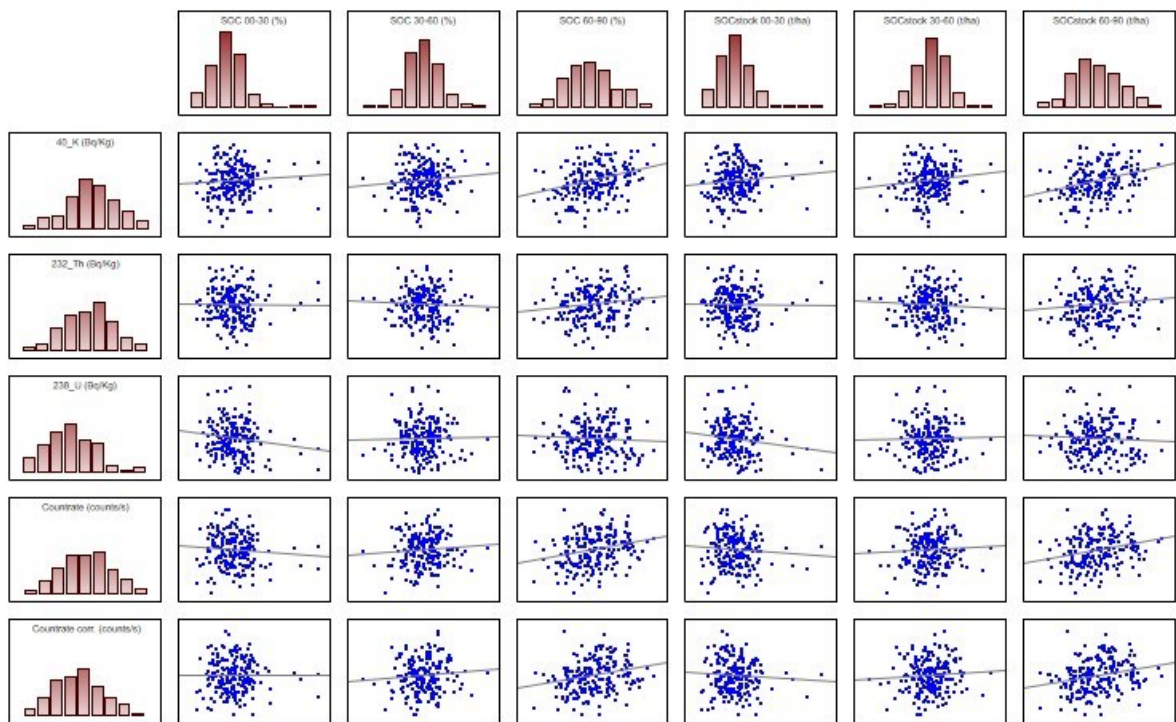
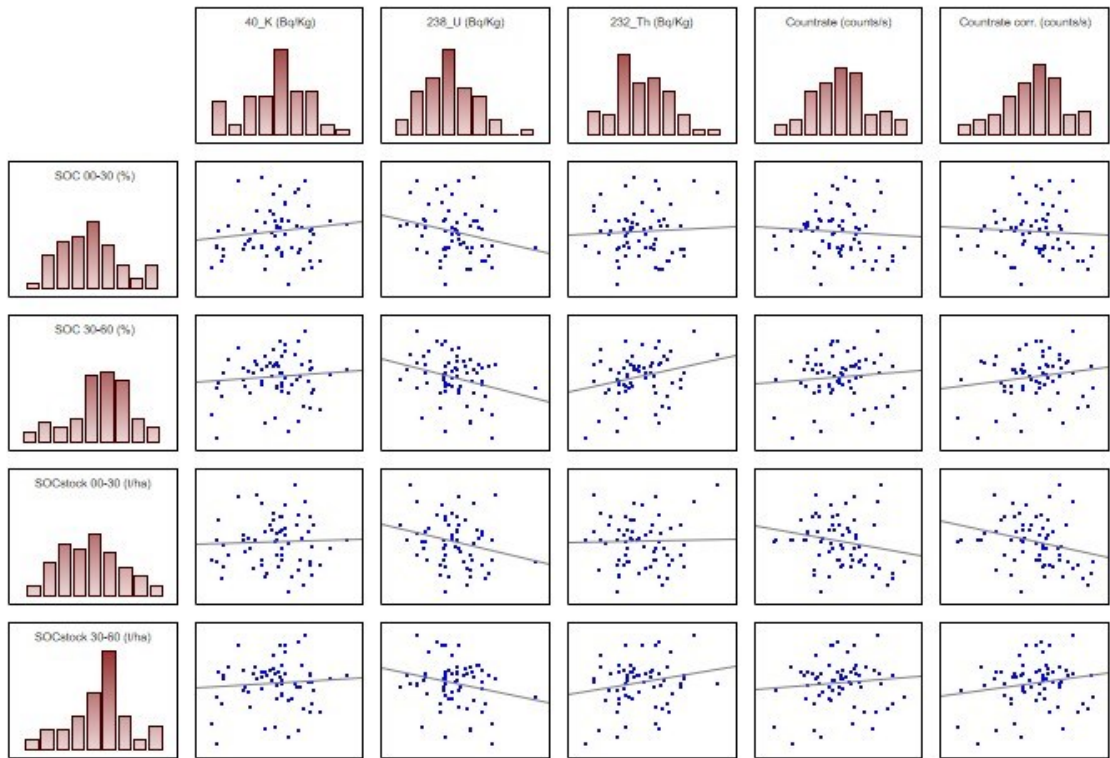


Figura F.12: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati gamma e SOC per i campi IS (sopra, Tab. F.1) e Rot (sotto, Tab. F.2).

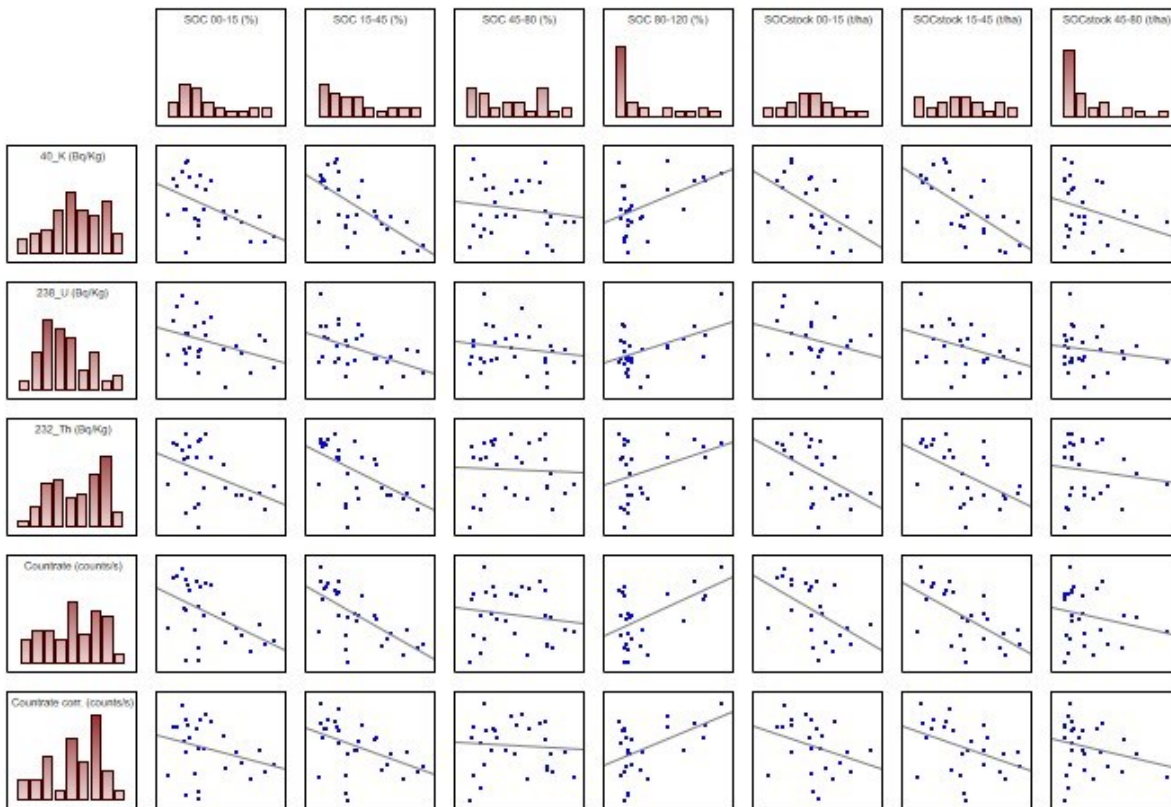


Figura F.13: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati gamma e SOC per il campo CaB (Tab. F.3).

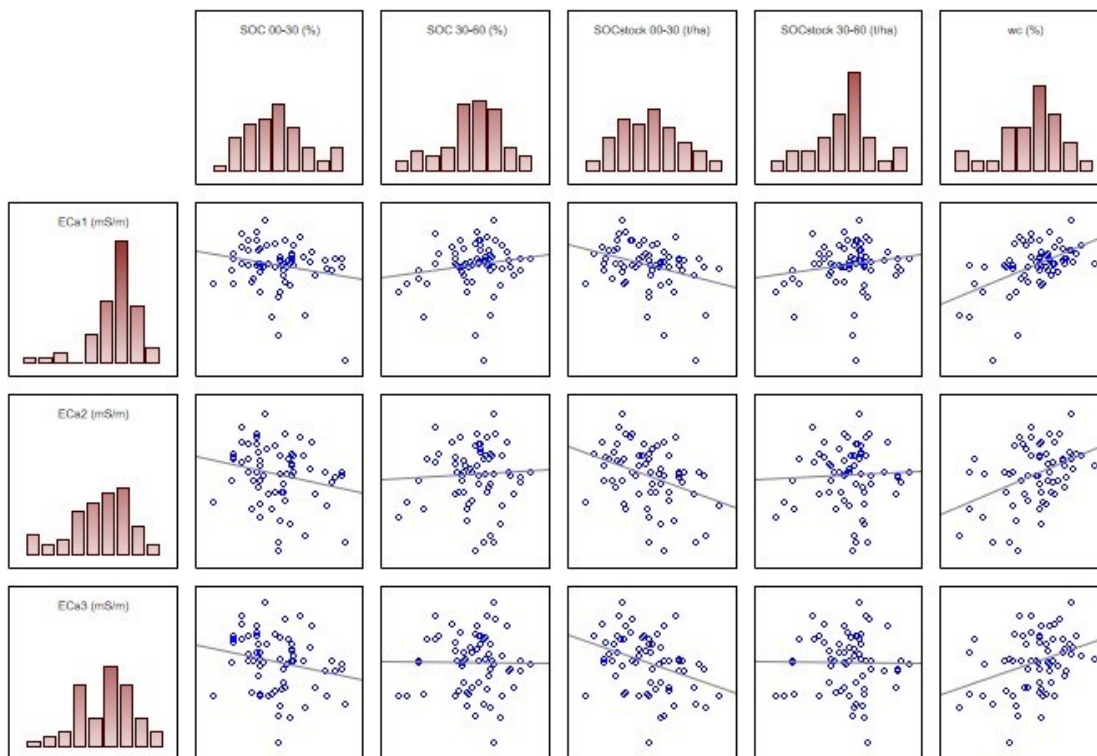


Figura F.14: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati ECa, SOC e contenuto idrico (wc) per il campo IS (Tab. F.1).

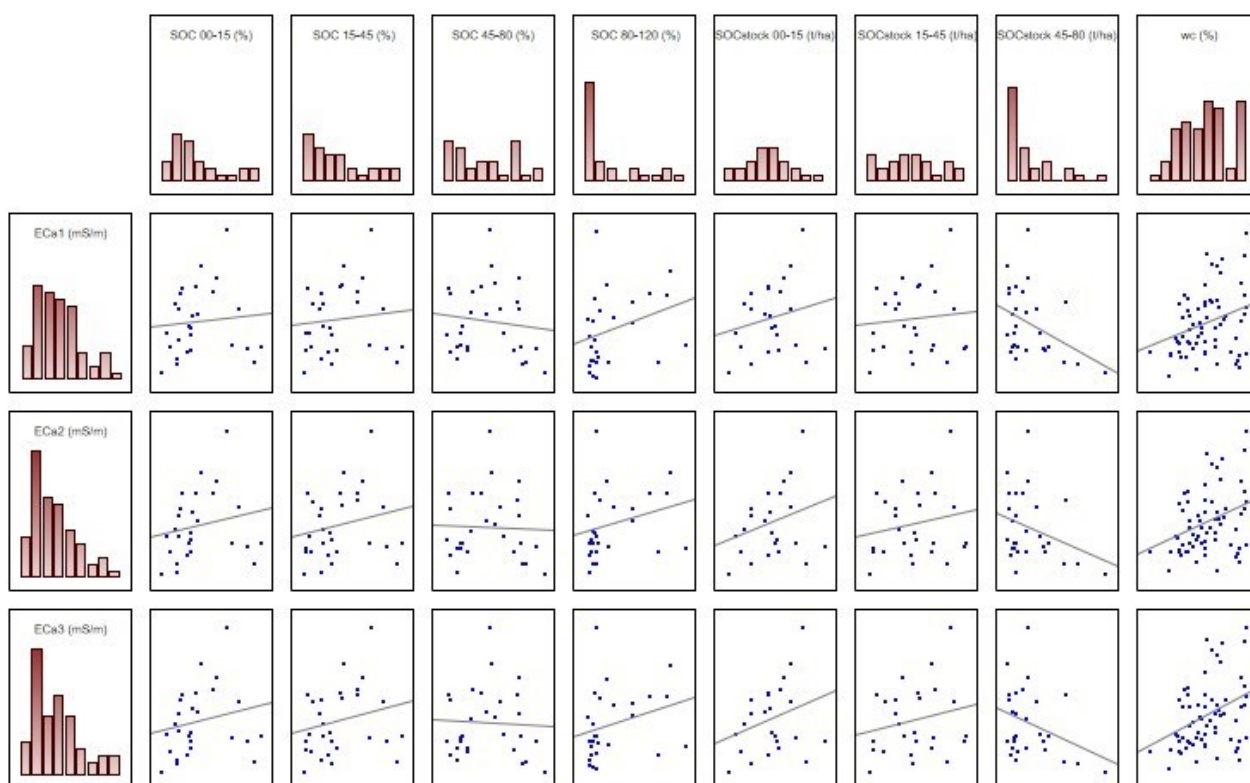
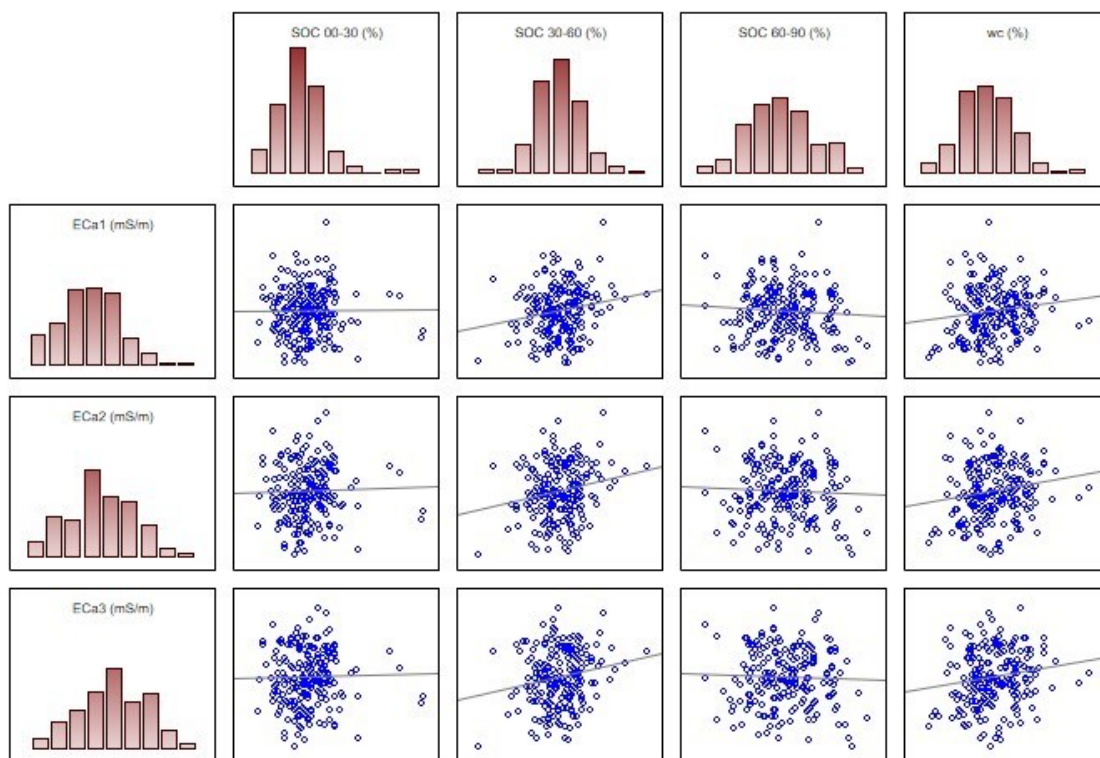


Figura F.15: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra dati ECa, SOC e contenuto idrico (wc) per i campi Rot (sopra, Tab. F.2) e CaB (sotto, Tab. F.3).

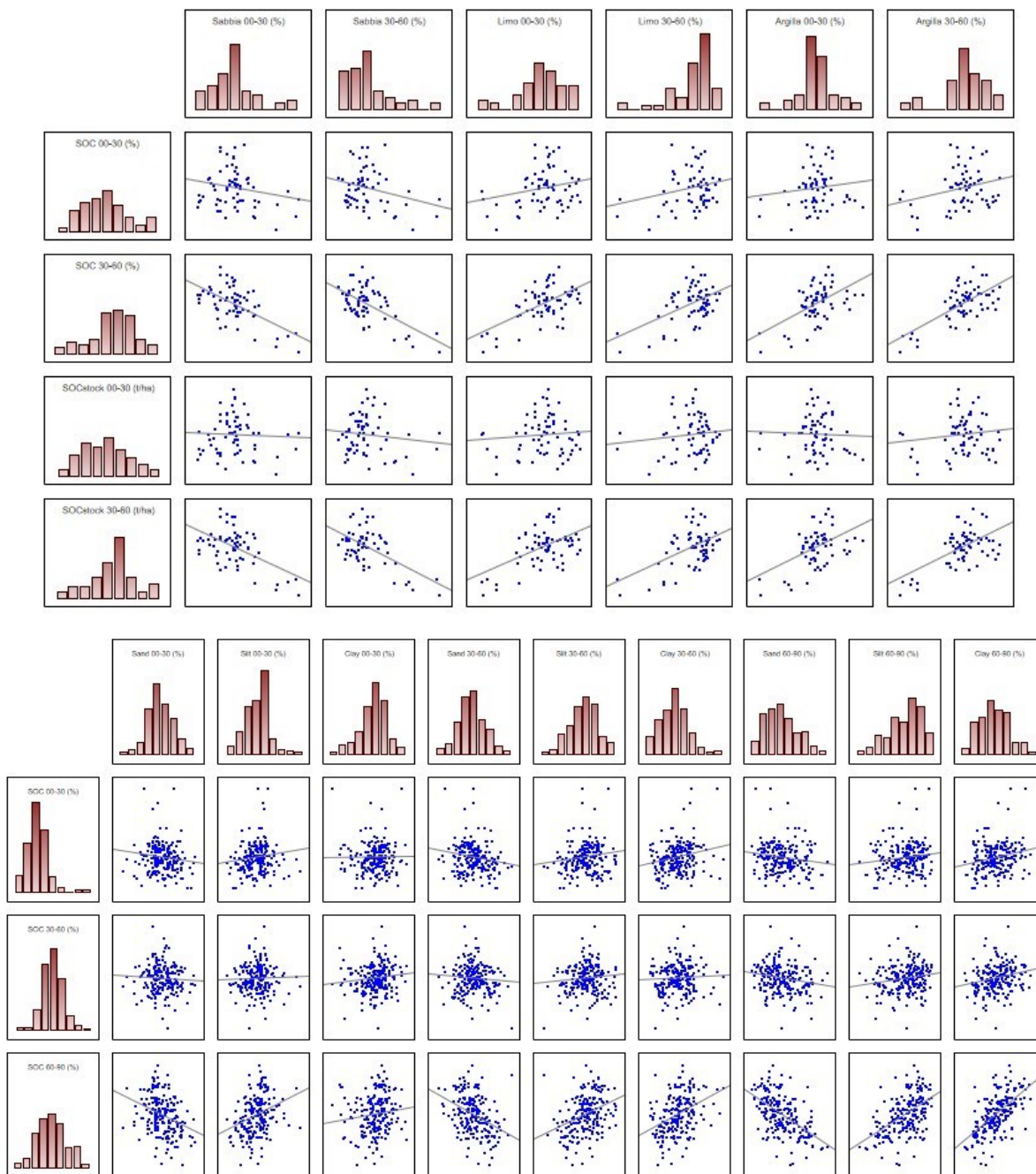


Figura F.16: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra SOC e dati di tessitura per i campi IS (sopra, Tab. F.1) e Rot (sotto, Tab. F.2).

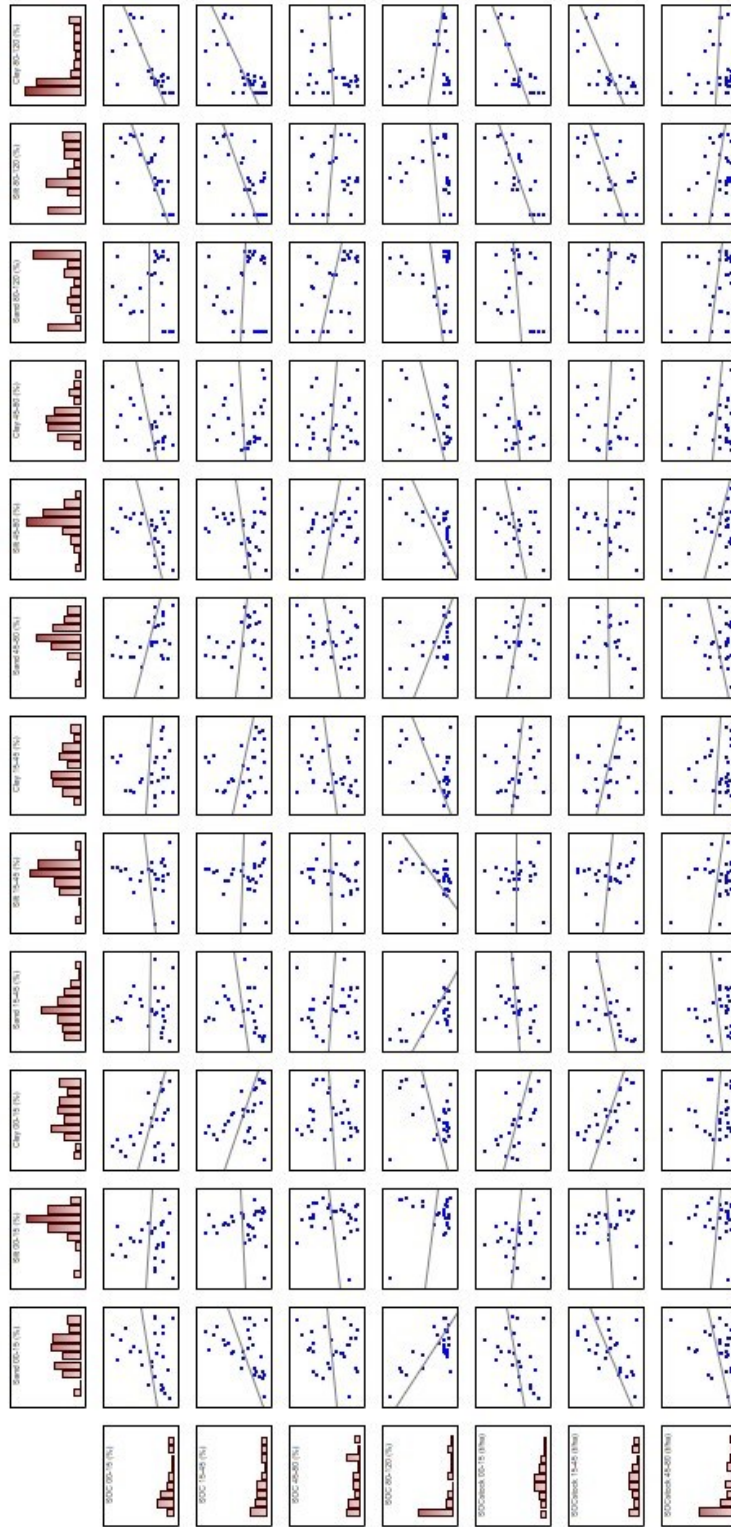


Figura F.17: grafici scatterplot delle correlazioni di Spearman fra SOC e dati di tessitura per il campo CaB (Tab. F.3).

Tabella F.1: tabella degli indici di Spearman (r) per le correlazioni fra i dati relativi al campo IS. Per i dati del suolo: 1 - 0-30 cm; 2 - 30-60 cm.

	SOCstock2 (t/ha)	SOCstock1 (t/ha)	SOC2 (%)	SOC1 (%)	clay2 (%)	silt2 (%)	sand2 (%)	clay1 (%)	silt1 (%)	sand1 (%)	wc (%)	DA2 (g/cm3)	DA1 (g/cm3)	U (Bq/kg)	Th (Bq/kg)	K (Bq/kg)	TCcorr (counts/s)	TC (counts/s)	ECa3 (mS/m)	ECa2 (mS/m)
ECa1 (mS/m)	0.15	-0.27	0.16	-0.11	0.46	0.28	-0.38	0.59	0.52	-0.56	0.45	-0.08	-0.35	-0.04	0.28	0.18	0.55	0.43	0.84	0.91
ECa2 (mS/m)	0.00	-0.35	0.02	-0.22	0.30	0.17	-0.25	0.43	0.42	-0.43	0.35	-0.02	-0.30	-0.02	0.31	0.16	0.49	0.43	0.96	
ECa3 (mS/m)	-0.06	-0.39	-0.06	-0.26	0.19	0.11	-0.16	0.36	0.37	-0.37	0.32	0.04	-0.29	0.02	0.28	0.23	0.47	0.42		
TC (counts/s)	0.05	-0.25	0.06	-0.13	0.18	0.17	-0.18	0.41	0.43	-0.42	0.43	0.03	-0.33	0.26	0.50	0.05	0.93			
TCcorr (counts/s)	0.10	-0.31	0.12	-0.11	0.30	0.29	-0.31	0.54	0.54	-0.54	0.64	-0.04	-0.46	0.16	0.47	0.14				
K (Bq/kg)	-0.03	0.02	0.02	0.11	0.12	0.10	-0.11	0.18	0.17	-0.18	0.22	0.00	-0.15	-0.36	-0.09					
Th (Bq/kg)	0.12	-0.05	0.23	-0.01	0.15	0.24	-0.22	0.29	0.49	-0.44	0.18	-0.16	-0.08	-0.45						
U (Bq/kg)	-0.12	-0.21	-0.25	-0.20	-0.09	-0.15	0.15	-0.04	-0.17	0.13	0.05	0.21	-0.10							
DA1 (g/cm3)	-0.18	0.34	-0.22	-0.14	-0.21	-0.14	0.21	-0.38	-0.26	0.31	-0.80	0.20								
DA2 (g/cm3)	-0.07	-0.09	-0.46	-0.23	-0.43	-0.10	0.29	-0.35	-0.29	0.34	-0.17									
wc (%)	0.09	-0.46	0.11	-0.07	0.36	0.33	-0.39	0.54	0.43	-0.48										
sand1 (%)	-0.35	-0.01	-0.47	-0.14	-0.69	-0.53	0.64	-0.88	-0.96											
silt1 (%)	0.32	0.04	0.43	0.14	0.60	0.58	-0.63	0.74												
clay1 (%)	0.34	-0.04	0.43	0.13	0.79	0.42	-0.62													
sand2 (%)	-0.27	0.00	-0.35	-0.11	-0.84	-0.92														
silt2 (%)	0.23	0.02	0.23	0.09	0.61															
clay2 (%)	0.37	0.09	0.49	0.20																
SOC1 (%)	0.67	0.86	0.72																	
SOC2 (%)	0.87	0.58																		
SOCstock1 (t/ha)	0.57																			

Tabella F.2: tabella degli indici di Spearman (r) per le correlazioni fra i dati relativi al campo Rot. Per i dati del suolo: 1 – 0-30 cm; 2 – 30-60 cm; 3 – 60-90 cm.

	SOCstock3 (t/ha)	SOCstock2 (t/ha)	SOCstock1 (t/ha)	SOC3 (%)	SOC2 (%)	SOC1 (%)	clay3 (%)	silt3 (%)	sand3 (%)	clay2 (%)	silt2 (%)	sand2 (%)	clay1 (%)	silt1 (%)	sand1 (%)	wc (%)	DA3 (g/cm3)	DA2 (g/cm3)	DA1 (g/cm3)	U (Bq/kg)	Th (Bq/kg)	K (Bq/kg)	TCcorr (counts/s)	TC (counts/s)	ECa3 (mS/m)	ECa2 (mS/m)
ECa1 (mS/m)	-0.02	0.19	0.10	-0.04	0.15	0.05	0.00	0.10	-0.07	0.05	0.21	-0.19	0.07	0.17	-0.17	0.15	0.20	0.21	0.17	0.09	-0.19	0.10	0.01	-0.06	0.93	0.96
ECa2 (mS/m)	0.02	0.20	0.13	-0.01	0.16	0.07	0.04	0.15	-0.12	0.06	0.22	-0.19	0.05	0.17	-0.16	0.16	0.26	0.22	0.18	0.08	-0.20	0.08	0.00	-0.08	0.99	
ECa3 (mS/m)	0.02	0.20	0.12	0.00	0.16	0.07	0.10	0.22	-0.19	0.08	0.23	-0.21	0.06	0.18	-0.17	0.16	0.25	0.20	0.16	0.08	-0.19	0.08	0.02	-0.06		
TC (counts/s)	0.26	0.05	-0.08	0.27	0.05	-0.07	0.38	0.33	-0.35	0.51	0.51	-0.54	0.46	0.49	-0.59	-0.02	-0.01	0.00	0.05	0.46	0.38	0.33	0.90			
TCcorr (counts/s)	0.26	0.07	-0.04	0.27	0.07	0.05	0.34	0.29	-0.31	0.55	0.55	-0.59	0.50	0.53	-0.64	0.37	0.00	-0.01	-0.19	0.40	0.32	0.34				
K (Bq/kg)	0.30	0.12	0.11	0.31	0.10	0.09	0.26	0.23	-0.24	0.32	0.39	-0.41	0.30	0.41	-0.45	0.03	0.08	0.12	0.12	-0.11	0.00					
Th (Bq/kg)	0.13	-0.07	-0.07	0.14	-0.05	-0.06	0.16	0.11	-0.12	0.25	0.16	-0.20	0.20	0.17	-0.23	-0.04	-0.07	0.00	0.01	-0.44						
U (Bq/kg)	-0.03	0.05	-0.08	-0.04	0.05	-0.09	0.06	0.07	-0.07	0.04	0.10	-0.09	0.07	0.09	-0.10	-0.07	-0.03	-0.05	0.04							
DA1 (g/cm3)	-0.03	-0.07	0.12	-0.04	-0.10	-0.21	0.04	0.01	-0.02	-0.04	0.08	-0.05	-0.03	0.04	-0.05	-0.60	0.13	0.18								
DA2 (g/cm3)	0.31	0.16	0.07	0.21	0.10	0.02	0.11	0.01	-0.03	-0.08	-0.12	0.12	-0.01	0.01	-0.02	-0.06	0.33									
DA3 (g/cm3)	0.01	0.04	0.01	0.01	0.05	0.21	-0.06	-0.04	0.04	0.20	0.19	-0.20	0.18	0.20	-0.24	-0.01										
wc (%)	-0.34	-0.08	-0.14	-0.34	-0.07	-0.15	-0.42	-0.38	0.40	-0.64	-0.80	0.81	-0.55	-0.93												
sand1 (%)	0.34	0.04	0.18	0.33	0.03	0.18	0.38	0.36	-0.37	0.61	0.73	-0.75	0.26													
clay1 (%)	0.18	0.15	0.04	0.19	0.16	0.08	0.29	0.28	-0.28	0.44	0.47	-0.49														
sand2 (%)	-0.39	-0.02	-0.16	-0.40	-0.04	-0.16	-0.59	-0.59	0.60	-0.78	-0.97															
silt2 (%)	0.37	0.04	0.16	0.38	0.06	0.15	0.55	0.56	-0.57	0.64																
clay2 (%)	0.40	0.04	0.19	0.41	0.06	0.22	0.54	0.53	-0.54																	
sand3 (%)	-0.53	-0.17	-0.14	-0.55	-0.20	-0.16	-0.96	-1.00																		
silt3 (%)	0.49	0.15	0.11	0.51	0.18	0.13	0.93																			
clay3 (%)	0.63	0.24	0.21	0.65	0.26	0.21																				
SOC1 (%)	0.35	0.50	0.93	0.35	0.55																					
SOC2 (%)	0.27	0.98	0.51	0.26																						
SOC3 (%)	0.99	0.25	0.32																							
SOCstock1 (t/ha)	0.33	0.47																								
SOCstock2 (t/ha)	0.27																									

Tabella F.3: tabella degli indici di Spearman (r) per le correlazioni fra i dati relativi al campo CaB. Per i dati del suolo: 1 – 0-15 cm; 2 – 15-45 cm; 3 – 45-80 cm; 4 – 80-120 cm.

	SOcstock3 (t/ha)	SOcstock2 (t/ha)	SOcstock1 (t/ha)	SOc4 (%)	SOc3 (%)	SOc2 (%)	SOc1 (%)	clay4 (%)	silt4 (%)	sand4 (%)	clay3 (%)	silt3 (%)	sand3 (%)	clay2 (%)	silt2 (%)	sand2 (%)	clay1 (%)	silt1 (%)	sand1 (%)	wc (%)	DA3 (g/cm3)	DA2 (g/cm3)	DA1 (g/cm3)	U (Bq/kg)	Th (Bq/kg)	K (Bq/kg)	TCorr (counts/s)	TC (counts/s)	ECa3 (mS/m)	ECa2 (mS/m)		
ECa1 (mS/m)	-0.37	0.07	0.17	0.38	-0.12	0.17	0.22	-0.02	0.10	-0.30	0.03	0.12	-0.10	0.09	0.12	-0.11	0.23	0.27	-0.36	0.28	-0.54	-0.17	-0.33	0.20	0.21	0.38	0.41	0.29	0.96	0.96		
ECa2 (mS/m)	-0.28	0.19	0.23	0.37	-0.03	0.28	0.32	0.07	0.19	-0.34	0.10	0.16	-0.14	0.10	0.14	-0.12	0.21	0.27	-0.30	0.35	-0.53	-0.30	-0.39	0.06	0.18	0.30	0.32	0.18	0.99			
ECa3 (mS/m)	-0.27	0.20	0.25	0.40	-0.03	0.27	0.32	0.08	0.20	-0.32	0.11	0.16	-0.17	0.12	0.17	-0.14	0.22	0.28	-0.31	0.38	-0.53	-0.29	-0.39	0.09	0.19	0.32	0.36	0.21				
TC (counts/s)	-0.11	-0.61	-0.60	0.20	-0.06	-0.67	-0.51	-0.39	-0.25	0.04	-0.02	-0.06	-0.03	0.64	0.42	-0.60	0.55	0.46	-0.71	-0.34	-0.39	0.58	0.47	0.79	0.83	0.92	0.94					
TCorr (counts/s)	-0.21	-0.45	-0.38	0.29	-0.05	-0.50	-0.25	-0.24	-0.07	-0.08	0.06	0.03	-0.11	0.62	0.43	-0.58	0.52	0.49	-0.70	-0.05	-0.53	0.36	0.21	0.74	0.78	0.89						
K (Bq/kg)	-0.27	-0.66	-0.60	0.28	-0.13	-0.66	-0.49	-0.37	-0.21	-0.04	0.05	0.03	-0.08	0.67	0.43	-0.63	0.63	0.55	-0.79	-0.27	-0.56	0.50	0.37	0.70	0.72							
Th (Bq/kg)	-0.03	-0.58	-0.54	0.17	-0.01	-0.64	-0.40	-0.32	-0.20	0.00	-0.06	-0.12	0.01	0.54	0.32	-0.50	0.45	0.35	-0.51	-0.31	-0.24	0.51	0.42	0.38								
U (Bq/kg)	-0.13	-0.35	-0.31	0.20	-0.11	-0.40	-0.32	-0.28	-0.20	0.16	0.00	-0.03	-0.03	0.47	0.36	-0.45	0.37	0.33	-0.55	-0.25	-0.26	0.37	0.32									
DA1 (g/cm3)	-0.12	-0.75	-0.61	-0.03	-0.23	-0.88	-0.80	-0.41	-0.39	0.34	-0.11	-0.27	0.19	0.21	0.02	-0.18	0.23	0.01	-0.26	-0.90	0.23	0.90										
DA2 (g/cm3)	-0.20	-0.81	-0.71	0.00	-0.28	-0.93	-0.87	-0.60	-0.56	0.22	-0.19	-0.17	0.21	0.16	-0.02	-0.13	0.28	0.03	-0.31	-0.86	0.16											
DA3 (g/cm3)	0.43	0.19	0.08	-0.39	0.06	0.05	-0.14	0.05	-0.20	0.45	-0.38	-0.45	0.39	-0.54	-0.46	0.55	-0.49	-0.53	0.60	-0.27												
wc (%)	0.16	0.79	0.68	-0.01	0.28	0.87	0.77	0.52	0.51	-0.35	0.29	0.33	-0.31	-0.15	-0.04	0.14	-0.21	-0.03	0.16													
sand1 (%)	0.24	0.51	0.43	-0.40	0.04	0.44	0.21	0.31	0.18	0.17	-0.19	-0.16	0.16	-0.60	-0.52	0.62	-0.69	-0.68														
silt1 (%)	-0.09	-0.18	-0.23	0.18	0.12	-0.15	-0.07	-0.10	-0.01	-0.13	0.11	0.07	-0.06	0.51	0.42	-0.49	0.80															
clay1 (%)	-0.13	-0.47	-0.53	0.16	0.05	-0.41	-0.32	-0.12	-0.06	-0.03	0.08	0.06	-0.06	-0.57	-0.41	-0.52																
sand2 (%)	0.07	0.35	0.25	-0.44	-0.17	0.33	0.08	0.20	0.00	-0.04	-0.24	-0.19	0.25	-0.95	-0.88																	
silt2 (%)	0.00	-0.20	-0.14	0.61	0.11	-0.19	0.05	-0.11	0.09	0.07	0.30	0.31	-0.34	0.72																		
clay2 (%)	-0.09	-0.32	-0.25	-0.19	-0.42	0.10	-0.06	-0.31	-0.26	-0.42	0.20	-0.74	-0.76																			
sand3 (%)	0.04	0.01	-0.19	0.49	-0.16	0.07	0.28	0.35	0.48	-0.22	0.75	1.00																				
clay3 (%)	-0.12	-0.03	0.18	0.49	-0.16	0.07	0.28	0.35	0.48	-0.22	0.75	1.00																				
silt3 (%)	0.01	-0.04	0.08	0.25	-0.09	0.00	0.23	0.34	0.44	-0.11																						
sand4 (%)	-0.19	-0.05	0.15	-0.16	-0.38	-0.07	-0.02	0.08	0.02																							
silt4 (%)	-0.16	0.48	0.61	0.37	-0.08	0.50	0.68	0.89																								
clay4 (%)	-0.02	0.61	0.60	0.13	0.03	0.61	0.62																									
SOc1 (%)	0.12	0.89	0.93	0.31	0.23	0.94																										
SOc2 (%)	0.23	0.95	0.92	-0.02	0.30																											
SOc3 (%)	0.81	0.24	0.09																													
SOc4 (%)	-0.12	-0.16	0.14																													
SOcstock1 (t/ha)	0.06	0.88																														
SOcstock2 (t/ha)	0.24																															

Tabella F.4: tabella degli indici di Spearman (r) per le correlazioni fra i dati relativi al campo CaTm.

	VWC (%)	U (Bq/kg)	Th (Bq/kg)	K (Bq/kg)	TC (counts/s)	ECa3 (mS/m)	ECa2 (mS/m)
ECa1 (mS/m)	-0.01	-0.01	-0.11	-0.17	-0.20	0.78	0.86
ECa2 (mS/m)	0.06	0.02	-0.08	-0.13	-0.12	0.95	
ECa3 (mS/m)	0.06	-0.05	-0.14	-0.21	-0.23		
TC (counts/s)	0.09	0.36	0.22	0.22			
K (Bq/kg)	0.07	0.07	0.71				
Th (Bq/kg)	0.05	-0.07					
U (Bq/kg)	-0.01						

Tabella F.5: tabella degli indici di Spearman (r) per le correlazioni fra i dati relativi al campo CaTs.

	VWC (%)	U (Bq/kg)	Th (Bq/kg)	K (Bq/kg)	TC (counts/s)	ECa3 (mS/m)	ECa2 (mS/m)
ECa1 (mS/m)	0.27	0.06	0.38	0.51	0.51	0.92	0.97
ECa2 (mS/m)	0.25	0.05	0.31	0.44	0.44	0.98	
ECa3 (mS/m)	0.21	0.04	0.21	0.33	0.31		
TC (counts/s)	0.23	0.26	0.75	0.83			
K (Bq/kg)	0.25	-0.03	0.64				
Th (Bq/kg)	0.22	-0.30					
U (Bq/kg)	-0.09						

Tabella F.6: tabelle con i risultati della regressione multipla, con K come variabile dipendente.

IS	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(59)	p-value
Intercept			187.71	456.53	0.41	0.68
DA 00-30 (g/cm³)	-0.11	0.13	-52.01	66.53	-0.78	0.44
Sand 00-30 (%)	0.16	0.33	2.82	5.68	0.50	0.62
Clay 00-30 (%)	0.34	0.33	15.78	15.28	1.03	0.31
SOC 00-30 (%)	0.11	0.13	41.02	49.16	0.83	0.41

N= 64 Adjusted R²= 0.02 p= 0.26

Rot	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(197)	p-value
Intercept			447.37	58.49	7.65	0.00
SOC 00-30 (%)	0.04	0.07	10.10	16.32	0.62	0.54
DA 00-30 (g/cm³)	0.08	0.07	32.28	27.39	1.18	0.24
Sand 00-30 (%)	-0.35	0.07	-2.50	0.53	-4.73	0.00
Clay 00-30 (%)	0.07	0.07	1.57	1.56	1.01	0.31

N= 202 Adjusted R²= 0.15 p= 0.00

CaB	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(12)	p-value
Intercept			426.46	208.27	2.05	0.06
DA 00-15 (g/cm³)	-0.44	0.38	-149.83	128.79	-1.16	0.27
DA 15-45 (g/cm³)	0.20	0.35	64.39	111.31	0.58	0.57
SOC 00-15 (%)	0.02	0.64	0.31	9.55	0.03	0.97
SOC 15-45 (%)	-0.54	0.81	-8.20	12.34	-0.66	0.52
Sand 00-15 (%)	-0.40	0.40	-2.24	2.28	-0.98	0.35
Clay 00-15 (%)	0.14	0.46	1.59	5.22	0.31	0.77
Sand 15-45 (%)	0.46	0.35	2.90	2.22	1.31	0.22
Clay 15-45 (%)	0.64	0.34	7.05	3.79	1.86	0.09

N= 21 Adjusted R²= 0.79 p= 0.00

Tabella F.7: tabelle con i risultati della regressione multipla, con Th come variabile dipendente.

IS	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(59)	p-value
Intercept			155.74	42.60	3.66	0.00
DA 00-30 (g/cm³)	0.00	0.12	-0.11	6.21	-0.02	0.99
Sand 00-30 (%)	-1.09	0.30	-1.92	0.53	-3.63	0.00
Clay 00-30 (%)	-0.77	0.30	-3.60	1.43	-2.53	0.01
SOC 00-30 (%)	-0.07	0.12	-2.63	4.59	-0.57	0.57

N= 64 Adjusted R²= 0.17 **p= 0.00**

Rot	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(197)	p-value
Intercept			36.87	5.74	6.43	0.00
SOC 00-30 (%)	-0.05	0.07	-1.00	1.60	-0.63	0.53
DA 00-30 (g/cm³)	-0.01	0.07	-0.36	2.69	-0.14	0.89
Sand 00-30 (%)	-0.19	0.08	-0.12	0.05	-2.40	0.02
Clay 00-30 (%)	0.10	0.08	0.21	0.15	1.35	0.18

N= 202 Adjusted R²= 0.04 **p= 0.01**

CaB	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(12)	p-value
Intercept			-5.62	26.48	-0.21	0.84
DA 00-15 (g/cm³)	-0.52	0.60	-14.22	16.37	-0.87	0.40
DA 15-45 (g/cm³)	0.72	0.56	18.25	14.15	1.29	0.22
SOC 00-15 (%)	-0.47	1.01	-0.57	1.21	-0.47	0.65
SOC 15-45 (%)	0.69	1.29	0.84	1.57	0.54	0.60
Sand 00-15 (%)	-0.18	0.64	-0.08	0.29	-0.28	0.79
Clay 00-15 (%)	0.81	0.72	0.75	0.66	1.12	0.28
Sand 15-45 (%)	0.95	0.56	0.48	0.28	1.70	0.11
Clay 15-45 (%)	0.59	0.54	0.53	0.48	1.09	0.30

N= 21 Adjusted R²= 0.48 **p= 0.03**

Tabella F.8: tabelle con i risultati della regressione multipla, con U come variabile dipendente.

IS	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(59)	p-value
Intercept			25.49	58.36	0.44	0.66
DA 00-30 (g/cm³)	-0.11	0.14	-6.83	8.50	-0.80	0.42
Sand 00-30 (%)	0.31	0.33	0.70	0.73	0.96	0.34
Clay 00-30 (%)	0.20	0.33	1.15	1.95	0.59	0.56
SOC 00-30 (%)	-0.20	0.13	-9.74	6.28	-1.55	0.13

N= 64 Adjusted R²= 0.02 p= 0.29

Rot	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(197)	p-value
Intercept			45.83	8.22	5.57	0.00
SOC 00-30 (%)	-0.17	0.07	-5.51	2.29	-2.40	0.02
DA 00-30 (g/cm³)	-0.03	0.07	-1.63	3.85	-0.42	0.67
Sand 00-30 (%)	-0.17	0.08	-0.16	0.07	-2.17	0.03
Clay 00-30 (%)	0.02	0.08	0.06	0.22	0.28	0.78

N= 202 Adjusted R²= 0.03 p= 0.03

CaB	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(12)	p-value
Intercept			54.32	20.50	2.65	0.02
DA 00-15 (g/cm³)	0.98	0.61	20.42	12.68	1.61	0.13
DA 15-45 (g/cm³)	0.75	0.56	14.59	10.96	1.33	0.21
SOC 00-15 (%)	-1.44	1.02	-1.33	0.94	-1.41	0.18
SOC 15-45 (%)	2.37	1.30	2.22	1.21	1.82	0.09
Sand 00-15 (%)	-1.46	0.64	-0.51	0.22	-2.27	0.04
Clay 00-15 (%)	-0.98	0.73	-0.69	0.51	-1.34	0.21
Sand 15-45 (%)	-0.85	0.56	-0.33	0.22	-1.51	0.16
Clay 15-45 (%)	-0.68	0.55	-0.46	0.37	-1.24	0.24

N= 21 Adjusted R²= 0.48 p= 0.03

Tabella F.9: tabelle con i risultati della regressione multipla, con TC come variabile dipendente.

IS	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(59)	p-value
Intercept			2011.05	374.03	5.38	0.00
DA 00-30 (g/cm³)	-0.25	0.12	-116.55	54.50	-2.14	0.04
Sand 00-30 (%)	-0.73	0.29	-11.79	4.65	-2.53	0.01
Clay 00-30 (%)	-0.34	0.29	-14.66	12.52	-1.17	0.25
SOC 00-30 (%)	-0.20	0.11	-69.90	40.28	-1.74	0.09

N= 64 Adjusted R²= 0.25 **p= 0.00**

Rot	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(197)	p-value
Intercept			1175.95	60.33	19.49	0.00
SOC 00-30 (%)	-0.16	0.06	-47.74	16.83	-2.84	0.01
DA 00-30 (g/cm³)	-0.03	0.06	-17.26	28.25	-0.61	0.54
Sand 00-30 (%)	-0.54	0.06	-4.72	0.55	-8.65	0.00
Clay 00-30 (%)	0.17	0.06	4.56	1.61	2.84	0.01

N= 202 Adjusted R²= 0.39 **p= 0.00**

CaB	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(12)	p-value
Intercept			712.06	478.39	1.49	0.16
DA 00-15 (g/cm³)	-0.09	0.48	-53.84	295.83	-0.18	0.86
DA 15-45 (g/cm³)	0.69	0.45	392.97	255.68	1.54	0.15
SOC 00-15 (%)	-0.72	0.81	-19.44	21.93	-0.89	0.39
SOC 15-45 (%)	0.97	1.04	26.67	28.35	0.94	0.37
Sand 00-15 (%)	-0.71	0.51	-7.23	5.25	-1.38	0.19
Clay 00-15 (%)	0.14	0.58	2.92	12.00	0.24	0.81
Sand 15-45 (%)	0.36	0.45	4.08	5.10	0.80	0.44
Clay 15-45 (%)	0.29	0.44	5.72	8.70	0.66	0.52

N= 21 Adjusted R²= 0.67 **p= 0.00**

Tabella F.10: tabelle con i risultati della regressione multipla, con TCcorr come variabile dipendente.

IS	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(59)	p-value
Intercept			2855.79	544.50	5.24	0.00
DA 00-30 (g/cm³)	-0.34	0.10	-269.40	79.35	-3.40	0.00
Sand 00-30 (%)	-0.78	0.24	-21.85	6.77	-3.23	0.00
Clay 00-30 (%)	-0.26	0.24	-19.50	18.23	-1.07	0.29
SOC 00-30 (%)	-0.23	0.10	-140.47	58.64	-2.40	0.02

N= 64 Adjusted R²= 0.46 **p= 0.00**

Rot	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(197)	p-value
Intercept			1692.25	71.34	23.72	0.00
SOC 00-30 (%)	-0.14	0.05	-53.94	19.90	-2.71	0.01
DA 00-30 (g/cm³)	-0.28	0.05	-183.60	33.40	-5.50	0.00
Sand 00-30 (%)	-0.60	0.06	-6.95	0.64	-10.78	0.00
Clay 00-30 (%)	0.17	0.06	5.96	1.90	3.13	0.00

N= 202 Adjusted R²= 0.51 **p= 0.00**

CaB	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(12)	p-value
Intercept			1033.20	620.35	1.67	0.12
DA 00-15 (g/cm³)	-0.30	0.52	-222.50	383.62	-0.58	0.57
DA 15-45 (g/cm³)	0.69	0.48	474.89	331.56	1.43	0.18
SOC 00-15 (%)	-0.70	0.88	-22.76	28.43	-0.80	0.44
SOC 15-45 (%)	1.09	1.12	35.76	36.77	0.97	0.35
Sand 00-15 (%)	-0.92	0.56	-11.23	6.80	-1.65	0.12
Clay 00-15 (%)	0.13	0.63	3.20	15.56	0.21	0.84
Sand 15-45 (%)	0.59	0.49	8.06	6.61	1.22	0.25
Clay 15-45 (%)	0.40	0.47	9.63	11.28	0.85	0.41

N= 21 Adjusted R²= 0.61 **p= 0.01**

Tabella F.11: tabelle con i risultati della regressione multipla, con ECa1 come variabile dipendente.

IS	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(59)	p-value
Intercept			25.97	16.79	1.55	0.13
DA 00-30 (g/cm³)	-0.15	0.11	-3.21	2.45	-1.31	0.19
Sand 00-30 (%)	-0.55	0.27	-0.42	0.21	-2.00	0.05
Clay 00-30 (%)	-0.03	0.28	-0.07	0.56	-0.12	0.91
SOC 00-30 (%)	-0.33	0.11	-5.55	1.81	-3.07	0.00

N= 64 Adjusted R²= 0.32 **p= 0.00**

Rot	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(197)	p-value
Intercept			10.45	4.89	2.14	0.03
SOC 00-30 (%)	0.03	0.07	0.48	1.36	0.35	0.73
DA 00-30 (g/cm³)	0.16	0.07	5.19	2.29	2.27	0.02
Sand 00-30 (%)	-0.19	0.08	-0.11	0.04	-2.46	0.01
Clay 00-30 (%)	-0.01	0.08	-0.02	0.13	-0.16	0.88

N= 202 Adjusted R²= 0.05 **p= 0.01**

CaB	b*	Std.Err.	b	Std.Err.	t(12)	p-value
Intercept			29.15	66.29	0.44	0.67
DA 00-15 (g/cm³)	-0.38	0.87	-17.75	40.99	-0.43	0.67
DA 15-45 (g/cm³)	-0.15	0.80	-6.75	35.43	-0.19	0.85
SOC 00-15 (%)	0.88	1.45	1.84	3.04	0.61	0.56
SOC 15-45 (%)	-0.85	1.85	-1.81	3.93	-0.46	0.65
Sand 00-15 (%)	-0.25	0.92	-0.20	0.73	-0.28	0.79
Clay 00-15 (%)	0.82	1.04	1.31	1.66	0.79	0.45
Sand 15-45 (%)	0.35	0.80	0.31	0.71	0.43	0.67
Clay 15-45 (%)	-0.35	0.78	-0.55	1.21	-0.45	0.66

N= 21 Adjusted R²= -0.07 p= 0.58

