

Satelliti, droni e rilievi a terra: tecnologie e strumenti digitali in aiuto all'agricoltura

Giulia Sofia

¹ Dipartimento Territorio e Sistemi Agro-Forestali, Università degli Studi di Padova, Agripolis, Viale dell'Università 16, 35020 Legnaro (PD) (giulia.sofia@unipd.it)

Agricoltura e stress idrico: motivazioni

L'utilizzo efficiente ed efficace dell'acqua è di importanza fondamentale per uno sviluppo agricolo sostenibile, la sicurezza alimentare e la crescita economica globale (Liu et al., 2022), soprattutto alla luce dei futuri scenari di cambiamento climatico e della concorrente domanda di acqua da parte di tutti i settori economici (McDermid et al., 2021; Puy et al., 2022).

Sviluppare ed applicare strategie di adattamento per ottimizzare l'utilizzo di risorse irrigue, sia a breve che a lungo termine, rappresenta quindi una delle sfide più importanti e irrinunciabili, del nostro secolo.

La siccità che si sta registrando nel 2022 sta determinando una situazione molto difficile per gli imprenditori del settore agroalimentare italiano. Il deficit idrico del Veneto, in particolare, ha registrato valori critici, specialmente nelle aree irrigue, dove mediamente sono state registrate precipitazioni tra 20 e 40 mm e l'anomalia è a -25-50 mm sui comprensori dei Consorzi di Bonifica Veneti (ANBI Veneto, 2021). A livello di bacino, rispetto alla media 1994-2021, sono state riscontrate ovunque condizioni di deficit pluviometrico, con portate nettamente inferiori alle medie storiche: nell'Adige -60%, nel Po -63%, nel Brenta -70%, nel Bacchiglione -75% (ARPAV, 2022). Queste condizioni meteo stanno portando ad una riduzione della produzione agricola, che per il mais raggiunge circa il 50%, mentre per il grano e le colture cerealicole si aggira intorno al 25%.

Questa siccità è solo l'ultima di una serie di eventi che negli ultimi anni hanno interessato il territorio. Dal 2001 al 2016, fenomeni siccitosi di diversa intensità hanno colpito tutta l'Italia, con perdite economiche tra 0,5 e 1,75 miliardi di euro (García-León et al., 2021). Specialmente per l'agricoltura, è stato indicato come la siccità sia diventata la calamità più rilevante, minacciando oltre il 30% della produzione agricola nazionale con danni stimati in media in un miliardo di euro all'anno soprattutto per le quantità e la qualità dei raccolti.

Il settore agricolo è quindi chiamato a fornire soluzioni che siano in grado di incrementare l'adattamento delle colture agli effetti (diretti ed indiretti) del cambiamento climatico, ma anche ad

individuare soluzioni che contribuiscano ad un oculato utilizzo delle risorse idriche disponibili (Howden et al., 2007).

Le interazioni tra terreni e clima mediate dall'umidità del suolo e dalla vegetazione svolgono un ruolo fondamentale nel sistema agricolo, in particolare per quanto la siccità. Tuttavia, queste sono scarsamente definite negli attuali modelli operativi, portando a grandi incertezze nelle previsioni climatiche. Gli agricoltori, gli scienziati e i responsabili della gestione delle risorse idriche possono posizionare sensori nel terreno, ma questi forniscono misurazioni in loco e purtroppo le misurazioni sono rare in alcune aree agricole critiche. Negli ultimi anni si è assistito alla crescente disponibilità di serie di dati basati su telerilevamento riguardo a umidità del suolo, e caratteristiche della vegetazione, che forniscono un potenziale ancora inespresso per meglio modellare gli effetti del clima sulla produzione agricola. Nel contempo, si è visto un aumentare dell'accessibilità di dati meteo continui sia nello spazio che nel tempo, che offrono opportunità di analisi ancora inesplorate a livello operativo.

Gli obiettivi principale del progetto, per questi 10 mesi, sono stati quindi quelli di:

1. Identificare indicatori ottimali delle condizioni di siccità sia sulla base di dati meteorologici, che considerando informazioni sul suolo
2. Valutare l'effettivo impatto delle siccità sulle colture.

Durante il progetto sono stati analizzati dati storici meteo (1981-2022), dati da satellite relativi alla vegetazione (2001-2022), dati relativi ai suoli (da open-data globali), e dati relativi a

- i) proiezioni future di precipitazione (2050)
- ii) perdita di sostanza organica al suolo (2100).

Queste informazioni a scala di comprensorio irriguo, sono state integrate da una serie di campagne di rilievi con drone multispettrale in quattro aziende pilota in Veneto, rilievi concomitanti a campionamenti di profili di suolo che sono in fase di elaborazione presso il laboratorio di Biotecnologie dell'università di Verona.

1. Aree di studio e rilievi al suolo

Il progetto si è focalizzato sul territorio del consorzio di bonifica Lessinio Euganeo Berico [LEB] (Figura 1). Il Consorzio LEB è un Consorzio di secondo grado, formato dai Consorzi di bonifica Adige Euganeo (con sede in Este – PD), Alta Pianura Veneta (con sede in San Bonifacio – VR) e Bacchiglione (con sede in Padova), ed è preposto alla gestione e alla manutenzione delle opere del sistema LEB. Il sistema LEB è un'opera irrigua di fondamentale importanza per la gestione della risorsa idrica nella Regione del Veneto. Un canale di 16 km e un successivo condotto di 28 km permettono di prelevare

26,5 m³/s medi e 34 m³/s massimi dal fiume Adige e di alimentare tutta la pianura centrale veneta, fino al fiume Bacchiglione. Il sistema LEB alimenta oggi l'irrigazione di 106.496 ha nelle province di Verona, Vicenza, Padova e Venezia. All'interno del comprensorio, sono state individuate quattro aziende campione, dove effettuare rilievi di campo.

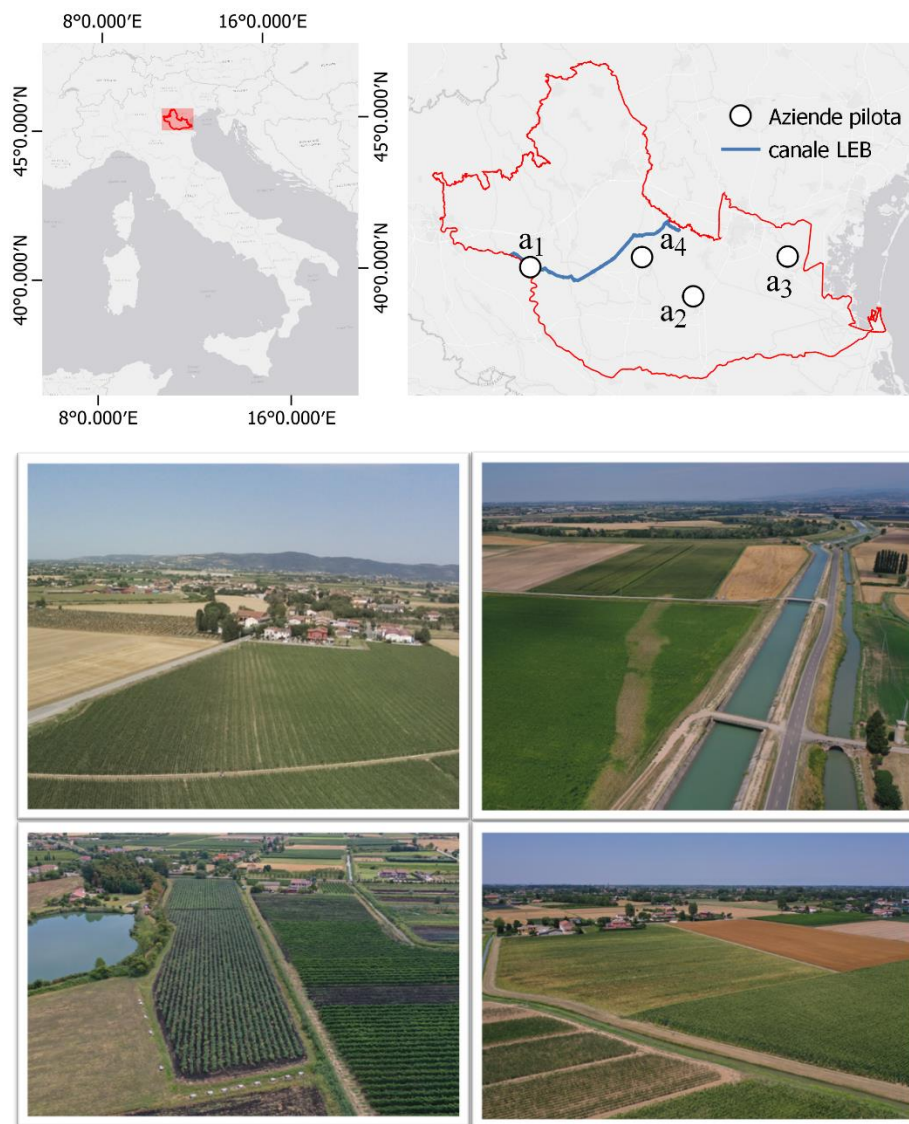


Figura 1: Localizzazione del comprensorio LEB e delle aziende agricole pilota. La figura riporta anche una visione dall'alto dei quattro appezzamenti.

Durante la campagna di rilievi, è stato utilizzato un drone DJI P4 equipaggiato con una telecamera RGB e un array di tre telecamere multispettrali. Le immagini sono registrate da una telecamera integrata sul mezzo insieme alla posizione e alle informazioni di assetto. Le fotografie sono state quindi elaborate per generare una serie di immagini ortorettificate e georeferenziate, per la stima della condizione vegetativa. La procedura, dall'acquisizione del materiale fotografico alla generazione delle immagini finali, è stata organizzata in varie fasi tramite il software Metashape. La prima fase è l'allineamento della fotocamera. Il programma utilizzato individua una serie di *feature* per ogni immagine, risolvendo le equazioni di collinearità:

questa operazione consente di orientare le camere nello spazio individuando i punti omologhi tra le immagini. Tali punti vengono sfruttati per accoppiare le immagini tra loro. Come risultato, viene generata una nuvola sparsa di punti e un insieme di posizioni della fotocamera. Per aumentare la precisione del modello, sono stati manualmente inseriti i vari ground-control-point misurati con GPS durante la campagna di rilievi. Sulla base delle posizioni di ripresa stimate delle camere, è stata poi generata una nube densa di punti, utilizzata per la creazione delle ortofoto da cui calcolare i vari indici di vegetazione.

Conoscere le caratteristiche del suolo è una condizione fondamentale per fornire un quadro complessivo sullo stato della coltura e sul comportamento dell'acqua nel sistema suolo-pianta. A tal fine, sono stati effettuati, in concomitanza al rilievo con il drone, dei campionamenti di terreno secondo quanto previsto dal D.M. del 13/09/1999 (Gazz. Uff. Suppl. Ordin. N° 248 del 21/10/1999). In particolare, per ogni punto individuato, sono stati prelevati campioni di suolo a due profondità (0-15 e 15-30 cm; Figura 2) ed aperto un profilo per consentire la determinazione della densità.



Figura 2: esempio dei rilievi effettuati a scala di azienda: concomitante al volo con drone (a,b) è stato effettuato il prelievo dei campioni di suolo con trivella (c) per l'analisi chimico-fisica di laboratorio (d,e). In Figura b) è riportata la visione dall'alto catturata dal drone durante il rilievo, dove emerge una fascia dell'appezzamento in chiara situazione di stress vegetativo.

I campioni prelevati sono al momento in elaborazione presso il Laboratorio di Chimica del suolo e delle biomasse, al dipartimento di Biotecnologie (Università di Verona), per restituire informazioni quali la tessitura (i.e., contenuto di argilla, sabbia e limo), il contenuto di sostanza organica (sia bulk che espressa come carbonio organico) e micro-/macro-nutrienti (e.g., N totale, P disponibile), umidità, porosità, densità, pH e conduttività elettrica. Contemporaneamente, per ogni azienda, è

stato creato un database esteso di informazioni sulle diverse colture in esame e sono state raccolte informazioni di dettaglio sulla gestione del suolo a livello aziendale (e.g., tecniche di impianto, sistemazione del suolo, scelta varietale, coltivazione, concimazione, e irrigazione).

2. Elaborazione dati storici su piattaforma GEE

Per questa parte del progetto, sono stati elaborati più set di dati, a diversa copertura spaziale e temporale. Per l'analisi della vegetazione, sono state considerate le immagini disponibili dal 2000 al 2022 da Landsat-7 ETM+, Landsat-8 OLI e Sentinel-2 5 MSI. Sfruttando la piattaforma Google Earth Engine, è stata applicata la procedura descritta in (Zhang et al., 2021) per elaborare una serie continua e senza interruzioni di immagini relative alla condizione della vegetazione. Osservazioni non valide, tra cui nuvole, ombre, neve e valori saturi, sono state identificate e mascherate sulla base degli algoritmi di (Zhu and Woodcock, 2012) e (Qiu et al., 2019). Per abbinare le varie immagini, i dati di riflettanza di Sentinel-2 MSI e Landsat-8 OLI sono stati calibrati e convertiti nello standard Landsat-7 9 ETM+ (Chastain et al., 2019). Le immagini calibrate sono state quindi utilizzate per comporre una serie temporale di riflettanza con intervallo temporale di 16 giorni. Seguendo il lavoro di Zhang et al. (2021), eventuali vuoti dovuti all'assenza o scarsa qualità delle osservazioni Landsat e Sentinel-2, sono stati colmati utilizzando i prodotti MODIS Vegetation Index (MOD13Q1) (NDVI ed EVI) e LSWI da MODIS Surface Reflectance (MOD09A1) versione6. L'algoritmo per questa procedura è stato estratto ed adattato dai codici condivisi in Zhang et al. (2021).

Il contenuto volumetrico di umidità del suolo è stato recuperato dal sistema di previsione climatica NCEP versione 2 (CFSv2) a 6 ore e aggregato su scala giornaliera.

I dati sulle precipitazioni sono stati forniti da una combinazione del sistema di previsione climatica NCEP a 6 ore versione 2 (Saha et al., 2011) e del Climate Hazards Group InfraRed Precipitation (CHIRPS) (Funk et al., 2015). I dati sono stati confrontati e validati con stazioni meteo locali. Le precipitazioni future sono state recuperate dal set di dati della NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Projections (NEX-GDDP). L'analisi si è concentrata su due dei quattro scenari di emissioni di gas serra noti come RCP 2.6 e RCP 8.5.

Per estendere l'analisi a scala di comprensorio, è stato considerato il database di OpenLandMap, che definisce informazioni sui suoli (sabbia, argilla e limo) ad una risoluzione di 250 m (Hengl et al., 2017).

3. Indicatori di siccità considerati

Da una raccolta bibliografica estensiva, si è visto come proxy climatici, come lo Standardized Precipitation Index (SPI), il Palmer Drought Severity Index (PDSI) o lo Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI) siano stati spesso utilizzati per eseguire valutazioni su larga scala da dati satellitari o locali. Questi indici empirici tipicamente valutano la disponibilità di acqua considerando solo l'apporto di umidità (precipitazioni) o confrontandolo con la domanda (potenziale evapotraspirazione). Sebbene siano indicatori appropriati per l'umidità passata, diversi lavori scientifici hanno dimostrato come essi non siano sempre in grado di catturare l'effettivo impatto della siccità sulle colture (Haile et al., 2020; Otkin et al., 2018; Vicente-Serrano et al., 2020), e anche quanto opportunamente formulati, non siano pienamente in grado di cogliere l'effetto del cambiamento climatico (Hoylman et al., 2022). Inoltre, basandosi solamente su dati meteorologici, questi indici tendono a ignorare l'influenza delle condizioni del suolo (ad es. tessitura) e della vegetazione (composizione e struttura) sulla risposta alla siccità. Il suolo rappresenta il serbatoio idrico principale per la vegetazione. Questo perché esso conserva l'umidità necessaria per la crescita anche in fasi prolungate di assenza di precipitazioni.

Nonostante i limiti, lo SPI è ampiamente diffuso a livello internazionale, nazionale e regionale/locale per il monitoraggio, a diverse scale temporali, della siccità in termini di deficit (o surplus) di precipitazione rispetto alla media climatologica. Le soglie SPI associate ai diversi livelli di severità della siccità sono già definite e note in letteratura.

In aggiunta, è stato calcolato un indice di anomalia dell'umidità del suolo (Cammalleri et al., 2016). Questo indice (Drought Severity Index -DSI-) parte dalla definizione di un deficit idrico, che identifica con valori progressivamente negativi condizioni che si verificano quando la disponibilità di acqua per le piante diminuisce a un livello tale da influire negativamente sulla resa delle colture e, di conseguenza, sulla produzione agricola. Il deficit idrico viene quindi trasformato in una probabilità, che varia da 0 ad 1 per condizioni di siccità crescente, con valori >0.6 che indicano siccità persistente. L'indice è stato calcolato usando il contenuto di acqua nel suolo stimato secondo i dati meteo del CFSv2, normalizzati in base a due costanti idrologiche (punto di appassimento, capacità di campo). Queste ultime sono state estrapolate dai dati tessiturali di OpenLandMap, in base ad equazioni pedotransfer riportate da Saxton and Rawls (2006).

Per il calcolo dei due indici (SPI,DSI) i dati di partenza di pioggia (per SPI) e anomalia dell'umidità (per DSI) vengono rappresentati da una distribuzione specifica: Gamma per SPI, e Beta per DSI. I parametri caratteristici di queste distribuzioni, vengono definiti considerando i dati relativi ad un

periodo climatologico di riferimento, solitamente 1981-2010, e poi applicati per la stima della probabilità per l'intervallo temporale di interesse.

Per il progetto è stata valutata l'affidabilità di entrambi gli indici, valutandone la variabilità (o Bias) dovuto all'uso di

1. media climatologica fissa 1980-2010
2. media climatologica 'mobile', ideata per meglio catturare l'effetto dei cambiamenti climatici.

Per l'impatto sulla vegetazione, è stato applicato lo SVI (Standardised Vegetation Index) (Peters et al., 2002) che è in grado di attribuire ad una condizione di anomalia della vegetazione rispetto alla media storica, rilevata da satellite, una 'probabilità di occorrenza' che varia da 0 ad 1, con valori maggiori per condizioni ottimali.

Per poter effettuare un confronto fra le diverse stagioni a partire dal 1980 e fino alla stagione passata si è fatto riferimento in questa sede ad una metodologia di analisi definita come teoria dei run (theory of runs) sviluppata negli anni '60 da (Yevjevich, 1969) per caratterizzare in maniera scientifica i vari eventi siccitosi. Secondo questo metodo gli eventi siccitosi sono definiti come intervalli consecutivi in cui la variabile studiata rimane in maniera continua al di sotto(sopra) di una prefissata soglia.

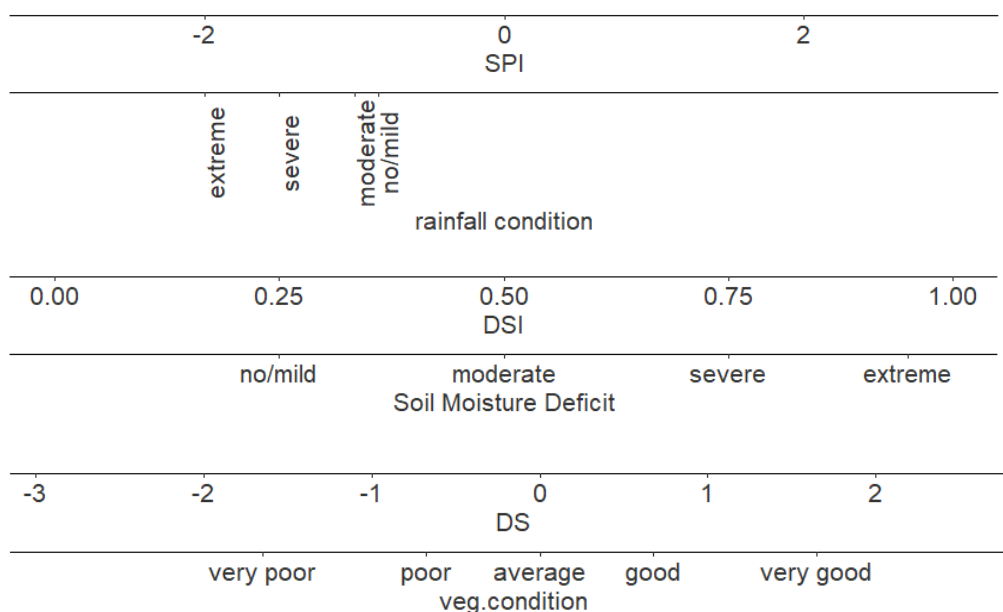
Per l'analisi sono state quindi identificati due definizioni di eventi siccitosi, dal 1980 al 2022:

1. Siccità Meteorologiche [SM]: le precipitazioni da SPI significativamente più piccole di un valore critico (-1.5, rappresentativo, come standard, di siccità 'severe')
2. Siccità Agricole [SA]: l'umidità del suolo identificata dal DSI si riduce ad un livello superiore a 0.75, identificato da Camalleri et al. (2006) come soglia critica.

Per i periodi che verificavano le due opzioni sopra, è stata calcolata poi l'intensità (Drought Severity DS) di ogni evento, dove l'intensità è stata definita come somma dell'anomalia della vegetazione, per le zone con $SVI < 0.5$ [vegetazione in condizioni più basse della media]: valori molto negativi di DS implicano un maggiore impatto sulla vegetazione.

La tabella sottostante riporta la variabilità tipica degli indici considerati, e i livelli di siccità corrispondenti ai vari valori.

Tab1. Variabilità tipica degli indici considerati in questo progetto



Dai dati storici, è stata calcolata quindi una regressione tra durata delle siccità, e intensità della siccità. Questa relazione ha offerto la base per stimare un possibile trend futuro. A tale proposito, sono stati poi ipotizzati due scenari:

1. Ricalcolando SPI in base a precipitazioni future (NEX-GDDP)
2. ricalcolando il DSI ipotizzando una perdita di carbonio nel suolo e una diminuzione di umidità.

Il carbonio organico del suolo (SOC) diminuisce all'aumentare dell'aridità da condizioni subumide a condizioni secche (Plaza et al., 2018a, 2018b) . Le perdite di SOC nei suoli italiani tra il 2001 e il 2100 per diversi scenari climatici variano dal 3,6% all'11,5% del contenuto di SOC iniziale, con un coefficiente di variazione del 31% (Mondini et al., 2012). È stato quindi considerato uno spostamento del SOC pari al valore medio fornito dagli scenari A2 e A1FI in Mondini et al. (2012), ovvero -8,92%, che si riconcilia grosso modo con gli scenari di RCP 8.5 (van Vuuren and Carter, 2014). Per l'umidità del suolo giornaliera, è stata considerato una variazione dell'umidità del suolo del - 5,5%, come mostrato in (Calanca et al., 2006) per il dominio di studio.

3. Alcuni risultati ottenuti

La Figura 3 riporta un esempio di immagine nel visibile e corrispondente indice di vegetazione (NDVI), rilevato dal satellite Sentinel 2 (a, b) e dal drone (c, d) nel giugno 2022. La risoluzione del drone consente una mappatura dello stato vegetativo a scala submetrica. Al momento sono state elaborati i dati di 2 rilievi per azienda, uno relativo al mais e uno relativo alla barbabietola da zucchero, per un totale di oltre 7000 immagini per rilievo.

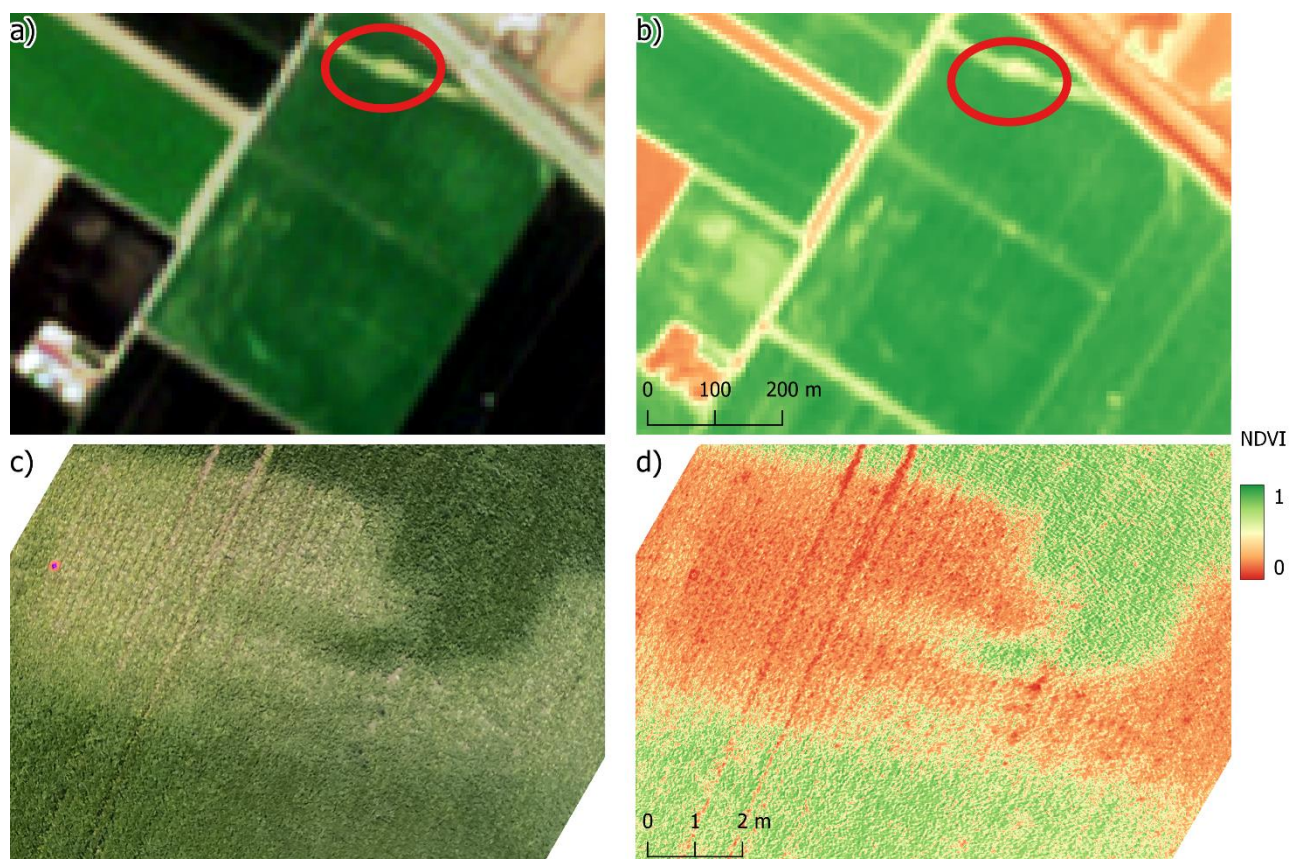


Figura 3: esempio di indice di vigore vegetativo (NDVI) rilevato da Sentinel 2 (a,b) e drone (c,d) a giugno 2022.

Per l'area in analisi, i dati campionati al suolo mostrano alcune differenze significative (Fig. 4). La zona con vegetazione più in stress ($NDVI < 0.4$ in figura 3) presenta valori più bassi di umidità, Carbonio organico e totale, e limo (Fig.4). Presenta invece maggior contenuto di sabbia e argilla, e un PH leggermente più alto.

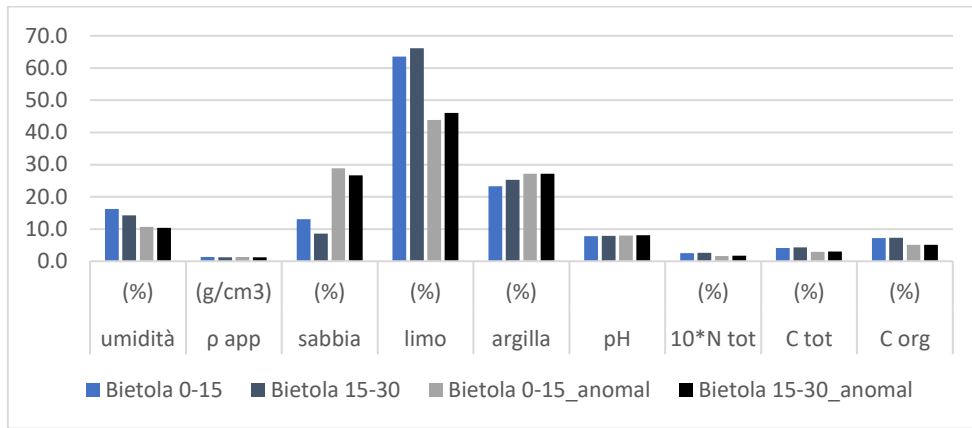


Figura 4: Esempio di dati relativi al campionamento al suolo effettuato contemporaneamente al rilievo in figura 3. I valori vengono riportati a due profondità, 0-15 e 15-30cm, per l'area in condizioni migliori (scala di verde in fig. 3) e quella in condizioni meno ottimali (scala di rosso, fig 3), identificata come 'anom' nel grafico.

Nell'esempio sottostante è riportata un'analisi dell'anomalia nell'umidità del suolo, comparata alla dinamica dell'anomalia della vegetazione, a scala di comprensorio, per le stagioni irrigue 2003, 2017, 2021 e 2022.

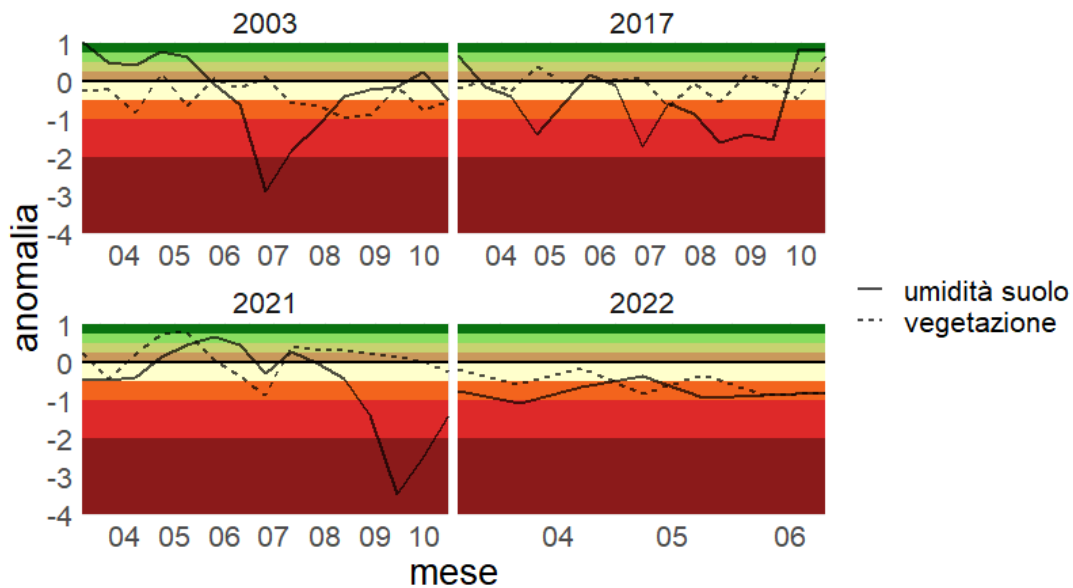


Figura 5: Anomalia di umidità del suolo, e di vegetazione, per le stagioni irrigue 2003, 2017, 2021 e 2022. Nella figura le aree in rosso indicano condizioni di siccità crescente.

Come si nota, i dati satellitari mostrano che nel comprensorio, per l'inizio della stagione irrigua 2022, l'umidità del suolo si attesta su valori molto più bassi del normale, rimanendo sempre su valori negativi. Le scarse precipitazioni non consentono una diminuzione del deficit, come invece era avvenuto a giugno 2017, o maggio-giugno 2021. Per quanto riguarda la stagione vegetativa 2022, l'andamento caratteristico rappresenta quello tipico di annate decisamente sfavorevoli (anomalia sempre negativa), con una qualità della vegetazione inferiore rispetto anche ai dati 2003 e 2017.

I risultati dai dati storici, non riportati ma al momento presentati un articolo in revisione su Earths' future, hanno inoltre dimostrato che sia DSI che SPI presentano gravi sottostime della siccità, applicando come soglia di riferimento uno standard climatologico fisso (1980-2010). Questo suggerisce come sia più appropriato considerare un riferimento climatico aggiornato ogni decennio, in modo da meglio catturare i cambiamenti climatici e rappresentare accuratamente il rischio di siccità reale.

A livello dell'intero comprensorio, tarando opportunamente i dati con una climatologia mobile, oltre alla semplice serie temporale aggregata mostrata in Figura 5, è stato possibile produrre mappe di impatto della siccità corrente (DS) e futuri impatti (Figura 6)

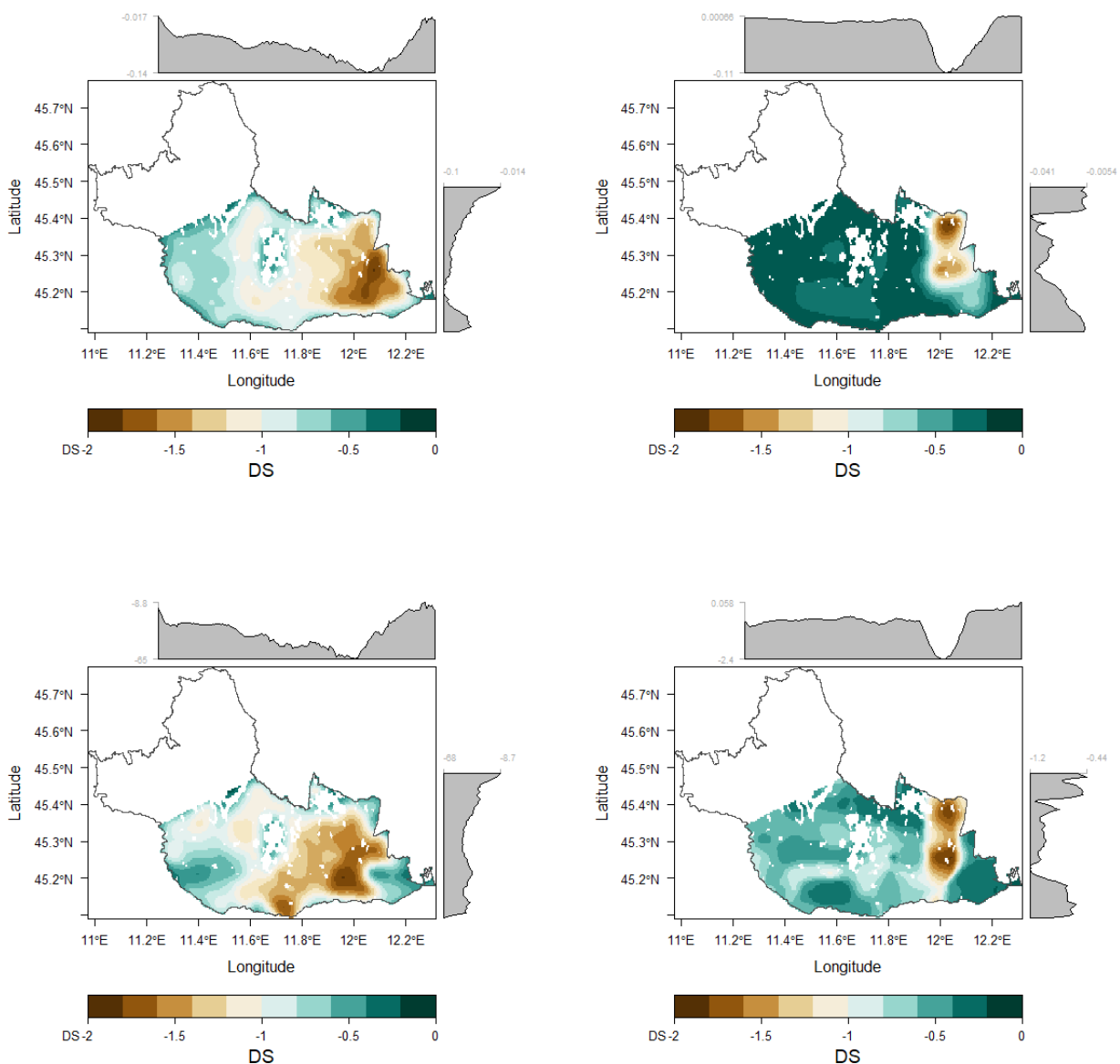


Figura 6: Panoramica degli indici di siccità attuali e futuri (a-h). Impatto sull'agricoltura (Drought Severity, DS) degli ultimi 10 anni [2010-2022] in base a siccità individuata da soglie di SPI (a), DSI (b) e impatti del clima futuro.

Nel complesso, l'analisi ha mostrato un aumento del rischio di siccità durante la stagione irrigua per il comprensorio. Rispetto alla fine del ventesimo secolo, la siccità aumenta del 50% circa tra la metà e la fine del ventunesimo secolo, e dell'80% circa per il clima futuro, con un aumento sproporzionato in tutto il territorio. Questi cambiamenti hanno contribuito, e verosimilmente contribuiranno, ad un aumento di circa tre volte dell'impatto sulle colture, impatto che varia spazialmente a seconda delle proprietà del suolo e delle strategie di gestione dell'acqua. I risultati dimostrano come sarebbe opportuno promuovere, oltre alla corretta gestione dell'acqua irrigua, anche tecniche di coltivazione che promuovono il mantenimento o l'incremento della sostanza organica nel suolo.

4. Conclusioni e Prospettive future

Le sfide poste da scenari di carattere globale, spesso interconnessi, come evoluzione della tecnologia, cambiamenti climatici, e produttività agricola, impongono, oltre che la consapevolezza critica dei *driver* di tali processi, anche l'adozione di orientamenti e strumenti di gestione innovativi all'altezza delle sfide stesse ed adeguati ad agire con efficacia nella diversità dei vari contesti. In questo senso, la collaborazione tra il mondo delle università, quello delle imprese, degli enti di gestione del territorio e delle realtà produttive assume sempre più un'importanza strategica.

5. Prodotti della ricerca

Articoli e convegni

Sofia, G., Zaccone, C., and Tarolli, P. (Under review)- *Agricultural drought severity in NE Italy: variability, bias and future scenarios*. Earth's future.

Sofia, G., Zaccone, C., and Tarolli, P. 2022 - *Satelliti, droni e rilievi a terra: tecnologie e strumenti digitali in aiuto all'agricoltura*- L'Informatore Agrario, ISSN:0020-0689.

Sofia, G., Zaccone, C., and Tarolli, P. 2022 - *Characterizing water stress (Ponding and Droughts) in irrigated agricultural systems: integrating remote sense data, field surveys, and local knowledge*. In: Book of abstracts of the AIIA 2022 International Conference "Biosystems engineering towards the green deal. Improving the resilience of agriculture, forestry and food systems in the post-Covid era", September 19-22, Palermo, Italy, 61-62 (ISBN: 9780136019701; doi: 10.3303/BOA2202)

Sofia, G., Zaccone, C., and Tarolli, P. 2022 - *Drought and surface water ponding monitoring in irrigated landscapes*, EGU General Assembly 2022, Vienna, Austria, 23–27 May 2022, EGU22-5171, <https://doi.org/10.5194/egusphere-egu22-5171>, 2022.

Sofia, G., Zaccone, C., and Tarolli, P. 2022 - *Sperimentazione irrigua nel Consorzio LEB: satelliti e droni al servizio della resilienza idrica*. Nuovi spazi per l'acqua. Ridisegnare il territorio in risposta ai cambiamenti climatici. Convegno organizzato da ANBI Veneto e Università di Padova, 19 Maggio 2022, Padova, Italia.

Rassegna Stampa

Droni, satelliti e paratie intelligenti: dal Leb soluzioni contro la siccità. L’Arena. **31 maggio 2022**

<https://www.larena.it/territori/bassa/droni-satelliti-e-paratie-intelligenti-dal-leb-soluzioni-contro-la-siccita-1.9438477>

Veneto, la siccità viene monitorata con i droni. TGVeneto, RAI1. **22 maggio 2022**

<https://www.rainews.it/tgr/veneto/articoli/2022/05/ven-agricoltura-in-veneto-la-siccita-viene-monitorata-con-i-droni-430817ad-40a1-44f7-8a29-767160a298ab.html>

Ringraziamenti

Si ringraziano la Società Agricola Negretto S.S, la Società Agricola Sartori Giovanni e Figli S.S., e le aziende di Grigoletto Giampietro e Zambon Marco per la collaborazione, necessaria ed indispensabile per effettuare le analisi qui riportate.

Bibliografia

ANBI Veneto, 2021. Bollettino Anbi Veneto della risorsa idrica di aprile, 2021. <https://www.anbiveneto.it/bollettino-anbi-veneto-della-risorsa-idrica-di-aprile/> (ultimo accesso 7.11.22).

ARPAV, 2022. Bollettino n. 360 del 30 aprile 2022. <https://www.arpa.veneto.it/temi-ambientali/acqua/file-e-allegati/bollettini/risorsa-idrica/2022/Bollettino%20n.%20360%20del%2030%20aprile%202022.pdf> (ultimo accesso 7.11.22).

Calanca, P., Roesch, A., Jasper, K., Wild, M., 2006. Global Warming and the Summertime Evapotranspiration Regime of the Alpine Region. *Climatic Change* 79, 65–78. <https://doi.org/10.1007/s10584-006-9103-9>

Cammalleri, C., Micale, F., Vogt, J., 2016. A novel soil moisture-based drought severity index (DSI) combining water deficit magnitude and frequency. *Hydrological Processes* 30, 289–301. <https://doi.org/10.1002/hyp.10578>

Decreto Ministeriale del 13/09/1999. Approvazione dei “Metodi ufficiali di analisi chimica del suolo”. Gazz. Uff. Suppl. Ordin. n° 248 del 21/10/1999

Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Pedreros, D., Verdin, J., Shukla, S., Husak, G., Rowland, J., Harrison, L., Hoell, A., Michaelsen, J., 2015. The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Sci Data* 2, 150066. <https://doi.org/10.1038/sdata.2015.66>

García-León, D., Standardi, G., Staccione, A., 2021. An integrated approach for the estimation of agricultural drought costs. *Land Use Policy* 100, 104923. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104923>

Haile, G.G., Tang, Q., Hosseini-Moghari, S.-M., Liu, X., Gebremicael, T.G., Leng, G., Kebede, A., Xu, X., Yun, X., 2020. Projected Impacts of Climate Change on Drought Patterns Over East Africa. *Earth’s Future* 8, e2020EF001502. <https://doi.org/10.1029/2020EF001502>

- Hengl, T., Jesus, J.M. de, Heuvelink, G.B.M., Gonzalez, M.R., Kilibarda, M., Blagotić, A., Shangguan, W., Wright, M.N., Geng, X., Bauer-Marschallinger, B., Guevara, M.A., Vargas, R., MacMillan, R.A., Batjes, N.H., Leenaars, J.G.B., Ribeiro, E., Wheeler, I., Mantel, S., Kempen, B., 2017. SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning. *PLOS ONE* 12, e0169748. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0169748>
- Howden, S.M., Soussana, J.-F., Tubiello, F.N., Chhetri, N., Dunlop, M., Meinke, H., 2007. Adapting agriculture to climate change. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 104, 19691–19696. <https://doi.org/10.1073/pnas.0701890104>
- Hoylman, Z.H., Bocinsky, R.K., Jencso, K.G., 2022. Drought assessment has been outpaced by climate change: empirical arguments for a paradigm shift. *Nat Commun* 13, 2715. <https://doi.org/10.1038/s41467-022-30316-5>
- Liu, X., Liu, W., Tang, Q., Liu, B., Wada, Y., Yang, H., 2022. Global Agricultural Water Scarcity Assessment Incorporating Blue and Green Water Availability Under Future Climate Change. *Earth's Future* 10, e2021EF002567. <https://doi.org/10.1029/2021EF002567>
- McDermid, S.S., Mahmood, R., Hayes, M.J., Bell, J.E., Lieberman, Z., 2021. Minimizing trade-offs for sustainable irrigation. *Nat. Geosci.* 14, 706–709. <https://doi.org/10.1038/s41561-021-00830-0>
- Mondini, C., Coleman, K., Whitmore, A.P., 2012. Spatially explicit modelling of changes in soil organic C in agricultural soils in Italy, 2001–2100: Potential for compost amendment. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 153, 24–32. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2012.02.020>
- Otkin, J.A., Svoboda, M., Hunt, E.D., Ford, T.W., Anderson, M.C., Hain, C., Basara, J.B., 2018. Flash Droughts: A Review and Assessment of the Challenges Imposed by Rapid-Onset Droughts in the United States. *Bulletin of the American Meteorological Society* 99, 911–919. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-17-0149.1>
- Peters, A.J., Walter-Shea, E.A., Ji, L., Viña, A., Hayes, M., Svoboda, M.D., 2002. Drought monitoring with NDVI-based Standardized Vegetation Index. *Photogramm Eng* 68, 71–75.
- Plaza, C., Gascó, G., Méndez, A.M., Zaccone, C., Maestre, F.T., 2018a. Chapter 2 - Soil Organic Matter in Dryland Ecosystems, in: Garcia, C., Nannipieri, P., Hernandez, T. (Eds.), *The Future of Soil Carbon*. Academic Press, pp. 39–70. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-811687-6.00002-X>
- Plaza, C., Zaccone, C., Sawicka, K., Méndez, A.M., Tarquis, A., Gascó, G., Heuvelink, G.B.M., Schuur, E.A.G., Maestre, F.T., 2018b. Soil resources and element stocks in drylands to face global issues. *Sci Rep* 8, 13788. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-32229-0>
- Puy, A., Sheikholeslami, R., Gupta, H.V., Hall, J.W., Lankford, B., Lo Piano, S., Meier, J., Pappenberger, F., Porporato, A., Vico, G., Saltelli, A., 2022. The delusive accuracy of global irrigation water withdrawal estimates. *Nat Commun* 13, 3183. <https://doi.org/10.1038/s41467-022-30731-8>
- Qiu, S., Zhu, Z., He, B., 2019. Fmask 4.0: Improved cloud and cloud shadow detection in Landsats 4–8 and Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing of Environment* 231, 111205. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.05.024>

Saha, S., Moorthi, S., Wu, X., Wang, J., Nadiga, S., Tripp, P., Behringer, D., Hou, Y.-T., Chuang, H., Iredell, M., Ek, M., Meng, J., Yang, R., Mendez, M.P., Dool, H. van den, Zhang, Q., Wang, W., Chen, M., Becker, E., 2011. NCEP Climate Forecast System Version 2 (CFSv2) 6-hourly Products.

Saxton, K.E., Rawls, W.J., 2006. Soil Water Characteristic Estimates by Texture and Organic Matter for Hydrologic Solutions. Soil Science Society of America Journal 70, 1569–1578. <https://doi.org/10.2136/sssaj2005.0117>

van Vuuren, D.P., Carter, T.R., 2014. Climate and socio-economic scenarios for climate change research and assessment: reconciling the new with the old. Climatic Change 122, 415–429. <https://doi.org/10.1007/s10584-013-0974-2>

Vicente-Serrano, S.M., Quiring, S.M., Peña-Gallardo, M., Yuan, S., Domínguez-Castro, F., 2020. A review of environmental droughts: Increased risk under global warming? Earth-Science Reviews 201, 102953. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2019.102953>

Yevjevich, V., 1969. An objective approach to definitions and investigations of continental hydrologic droughts. Journal of Hydrology 7, 353. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(69\)90110-3](https://doi.org/10.1016/0022-1694(69)90110-3)

Zhang, M., Wu, B., Zeng, H., He, G., Liu, C., Tao, S., Zhang, Q., Nabil, M., Tian, F., Bofana, J., Beyene, A.N., Elnashar, A., Yan, N., Wang, Z., Liu, Y., 2021. GCI30: a global dataset of 30&thinspm cropping intensity using multisource remote sensing imagery. Earth System Science Data 13, 4799–4817. <https://doi.org/10.5194/essd-13-4799-2021>

Zhu, Z., Woodcock, C.E., 2012. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. Remote Sensing of Environment 118, 83–94. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.028>

Padova, 31/09/2022

Firma Titolare della Borsa di ricerca

