ALMA MATER STUDIORUM – UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

Corso di Laurea Triennale in Ingegneria e Scienze Informatiche

Prototipo d'Irrigazione di Precisione

Tesi di laurea in: Supervisor's course name

Relatore
Prof. Supervisor Here

Candidato Davide Speziali

Correlatori

Dott. CoSupervisor 1
Dott. CoSupervisor 2

Indice

\mathbf{Agr}	ricultu	ra di precisione	1
1.1	Introd	luzione generale all'agricoltura di precisione	2
	1.1.1	Agricoltura e cambiamento climatico	2
	1.1.2		
	1.1.3	Agricoltura di precisione	7
1.2	Comp		
	1.2.1		
	1.2.2	-	
	1.2.3	Software in supporto alle decisioni	13
1.3	Irrigaz		
	1.3.1	-	
	1.3.2		
			17
Bibliografia			17
	1.1	1.1 Introd 1.1.1 1.1.2 1.1.3 1.2 Comp 1.2.1 1.2.2 1.2.3 1.3 Irrigaz 1.3.1 1.3.2	1.1.1 Agricoltura e cambiamento climatico 1.1.2 Parametri di coltivazione

INDICE

iv

Elenco delle figure

1.1	Valori soglia per Soil Water Content (SWC)[1]	3
1.2	Relazione tra le soglie e la tessitura del terreno[1]	5
1.3	Le classificazioni della distribuzione granulometrica del Dipartimen-	
	to dell'Agricoltura degli Stati Uniti.[2]	5
1.4	Classificazione del suolo in base alla struttura: (A) granulare, (B)	
	a blocchi, (C) prismatico e (D) massiccio[2]	6
1.5	Curve di ritenzione idrica del suolo per tre diversi tipi di terreno.	
	Le linee tratteggiate indicano la capacità di campo (FC) e il punto	
	di appassimento permanente (PWP)[3]	6

ELENCO DELLE FIGURE

Capitolo 1

Agricultura di precisione

La lotta al cambiamento climatico è uno dei temi più importanti per il futuro delle popolazioni del pianeta. A partire dal 2015 l'Organizzazione delle Nazioni Unite (ONU), con l'obiettivo di rispondere in maniera sistematica al problema del cambiamento climatico, ha adottato l'Agenda 2030 per lo Sviluppo Sostenibile. In questo contesto vengono specificate 16 Sustainable Development Goals (SDG): obiettivi comuni su questioni importanti per lo sviluppo tra cui la lotta alla povertà, l'eliminazione della fame e il contrasto al cambiamento climatico. Tra essi SDG 6 "Acqua pulita e sanificazione", si concentra sul garantire un accesso sicuro e sostenibile alle risorse idriche [4]. Il punto 6.4 in particolare punta a un miglioramento dell'efficienza dell'uso di acqua in tutti i settori [5, 6].

Il settore agricolo è uno dei maggiori consumatori di acqua: dal 1970, la quantità di acqua utilizzata per l'agricoltura è quasi raddoppiata e attualmente rappresenta circa tre volte l'uso idrico rispetto a qualsiasi altro settore[7].

SDG 2 si pone l'obbiettivo di combattere la fame globale. Uno dei target associati, in particolare il 2.4, afferma che è necessario "garantire sistemi di produzione alimentare sostenibili e implementare pratiche agricole resilienti che aumentino la produttività e la produzione, che aiutino a proteggere gli ecosistemi, che rafforzino la capacità di adattamento ai cambiamenti climatici, a condizioni meteorologiche estreme, siccità, inondazioni e altri disastri e che migliorino progressivamente la qualità del suolo" [8].

Di conseguenza, è cresciuto l'interesse per lo sviluppo di tecnologie digitali

avanzate, volte a monitorare e gestire in modo autonomo l'intero settore agricolo.

La sezione 1.1 introduce il concetto di agricoltura di precisione come strumento per l'ottimizzazione delle risorse, la sezione 1.2 elenca le sue principali componenti, la sezione 1.3 si concentra con più attenzione al tema dell'irrigazione di precisione.

1.1 Introduzione generale all'agricoltura di precisione

1.1.1 Agricoltura e cambiamento climatico

L'agricoltura è una delle attività più importanti per l'essere umano: per questo motivo nei secoli ha subito enormi trasformazioni e l'era moderna non fa differenza [9]. Oggi è interessata da continui progressi tecnologici e cambiamenti sociali, economici e ambientali. Anche grazie a innovazioni tecnologiche, la produzione è in stabile aumento, permettendo a tutte le popolazioni del mondo di accedere a una maggiore varietà di prodotti [10].

La ricerca di metodi più sostenibili per la gestione del settore agricolo è diventato un obbiettivo primario per affrontare nuove sfide a livello mondiale [11]. In primis il costante aumento della popolazione, che si stima raggiungerà i 10 miliardi persone verso gli anni 2080 [12], porterà un aumento della richiesta di prodotti agricoli e quindi la necessità di un aumento dell'offerta. Diventa sempre più importante agire per quanto riguarda il tema dell'impatto che il settore ha sull'ambiente, come deforestazione, uso eccessivo di risorse idriche e fertilizzanti inquinanti [13]. Tutti questi fattori contribuiscono all'aumento delle temperature, che a loro volta incrementano la probabilità di eventi meteorologici estremi, capaci di danneggiare o distruggere completamente i raccolti. Gli autori di [14] stimano che, entro la fine del secolo, il cambiamento climatico potrebbe ridurre le rese di riso, grano e mais in Cina rispettivamente del 36,25%, 18,26% e 45,10%; in Italia sono studiati gli effetti di eventi di siccità sul territorio[15].

L'agricoltura, basandosi su conoscenze maturate nel corso di millenni, è particolarmente fragile al rapido cambiamento delle variabili climatiche[16]: diventa quindi necessario riuscire a parametrizzare l'ambiente di coltivazione, capire quali

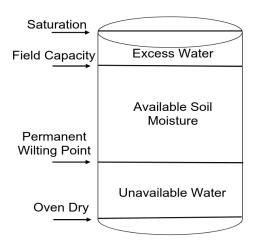


Figura 1.1: Valori soglia per SWC[1].

parametri sono realmente importanti e studiare come possono essere monitorati, in modo che gli agricoltori abbiano gli strumenti per fronteggiare questa fragilità[17].

1.1.2 Parametri di coltivazione

Vengono definite proprietà idrauliche del suolo una serie di parametri che permettono di definire il rapporto tra suolo e acqua. Questi parametri possono essere tantissimi e dipendono dal contesto che si vuole analizzare.

La quantità di acqua presente all'interno del terreno viene rappresentata dal SWC, tipicamente misurato in percentuale di volume di acqua rispetto al volume del suolo. In fig. 1.1, è possibile vedere una serie di valori "soglia" che SWC può raggiungere.

Il termine saturation indica uno stato in cui all'interno del terreno non è più presente l'aria e ogni poro è quindi pieno di acqua. Fatta eccezione per certi tipi di culture, come quella del riso, questo stato non è adatto alla crescita della pianta. Lo stato oven dry, al contrario, avviene in totale assenza di acqua, non è quindi adatto alla crescita di nessun tipo di pianta.

Viene definito *Field Capacity (FC)* il valore di SWC massimo che permette alla pianta di assorbire l'acqua dal terreno. In questo stato i pori più grandi hanno al loro interno sia aria che acqua, mentre quelli più piccoli sono pieni di acqua.

Infine, Permanent Wilting Point (PWP) è il punto dopo il quale la pianta non riesce più a estrarre acqua dal terreno, per quanto sia ancora in minima parte presente.

Queste costanti, che sono meglio descritte in [2], permettono di definire quale dovrebbe essere la percentuale di acqua nel suolo per permettere la crescita sana della piante: SWC deve essere compreso tra FC e PWP.

Un ulteriore parametro è Soil Water Potential (SWP), potenziale idrico del suolo, rappresenta l'energia necessaria per estrarre l'acqua dal suolo e indica quindi la disponibilità di acqua delle piante. Viene espresso in termini di pressione e comprende diverse componenti che contribuiscono al valore finale[18]. Le principali sono:

- Potenziale gravitazionale: deriva dalla forza di gravità e rappresenta l'energia potenziale dovuta alla sua posizione verticale.
- Potenziale matriciale: rappresenta l'energia necessaria per estrarre l'acqua dal suolo, risultante dalle forze d'interazione tra l'acqua e le particelle del suolo. È dovuto a forze come adesione e capillarità.
- Potenziale osmotico: rappresenta l'energia associata alla concentrazione di soluti e alla tendenza dell'acqua a muoversi da aree con alto potenziale osmotico (bassa concentrazione di soluti) ad aree con basso potenziale osmotico (alta concentrazione di soluti), come le radici delle piante.

La relazione tra SWP e SWC è definita dal concetto di Soil Water Retention Curve (SWRC), curva di ritenzione idrica del suolo: la quantità di acqua trattenuta nel suolo a diversi livelli di pressione[19]. Tutti questi parametri dipendono da una serie di fattori, come:

• Proprietà fisiche del terreno, caratteristiche come la tessitura (distribuzione delle dimensioni delle particelle del suolo) e la struttura (raggruppamento in composti porosi delle particelle del suolo) hanno peso nella definizione di SWP, e quindi chiaramente anche di SWRC[20]. In fig. 1.3 si possono vedere delle classificazioni comuni per i tipi di terreni in base alla tessitura, mentre in fig. 1.4 in base alla struttura. In fig. 1.5 sono presenti esempi di SWRC per diversi tipi di terreno. Infine, in fig. 1.2 è possibile ve-

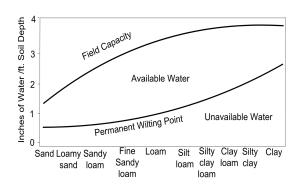


Figura 1.2: Relazione tra le soglie e la tessitura del terreno[1].

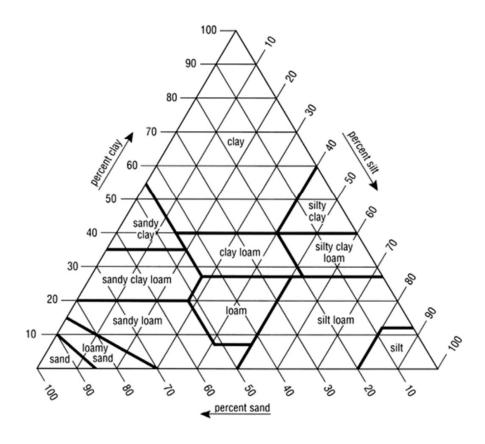
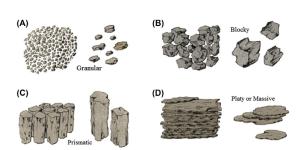
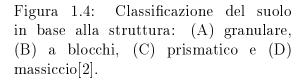


Figura 1.3: Le classificazioni della distribuzione granulometrica del Dipartimento dell'Agricoltura degli Stati Uniti.[2].





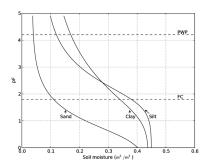


Figura 1.5: Curve di ritenzione idrica del suolo per tre diversi tipi di terreno. Le linee tratteggiate indicano la capacità di campo (FC) e il punto di appassimento permanente (PWP)[3].

dere come i valori delle costanti precedentemente definite cambiano in base alla tessitura del terreno.

• Coltura, L'apparato radicale di una pianta ha effetto sul SWP e quindi sulla SWRC[21].

È inoltre importante notare che sia l'apparato radicale che le proprietà fisiche del suolo non sono costanti all'interno dello stesso campo. A causa della quantità di variabili che possono modificare sostanzialmente la SWRC, è molto difficile sapere di per certo la quantità d'irrigazione richiesta all'interno dell'intero campo senza monitorare attivamente l'andamento dell'acqua al suo interno.

Un ulteriore fattore da tenere in considerazione riguarda le variabili atmosferiche: di natura non modificabili, richiedono un monitoraggio continuo e preciso. Viene definita evapotraspirazione il processo combinato attraverso il quale l'acqua viene trasferita nell'atmosfera, partendo da superfici d'acqua, dal ghiaccio, dal suolo e dalla vegetazione[22]. Si tratta della combinazione tra evaporazione e traspirazione: la prima prevede il passaggio diretto dell'acqua nell'atmosfera e avviene per fattori come calore, umidità e velocità del vento; la seconda invece prevede il passaggio attraverso una pianta partendo dalle radici, fino a raggiungere le foglie, da dove avviene il passaggio all'atmosfera. Le stazioni meteorologiche[23] sono in grado di monitorare, in un dato momento, il $potential\ evapotranspiration\ (ET_0)$,

evapotraspirazione potenziaole, che rappresenta il valore di evapotraspirazione in un dato momento di un ipotetica cultura di prato erboso in condizioni ottimali dove l'unico fattore limitante è dato dal clima, offre quindi una rappresentazione dell'acqua "perduta" e che non è più presente nel suolo. È possibile moltiplicare ET_0 per un crop coefficient (K_c) , coefficiente di coltura, che dipende dal tipo e dallo stato di crescita di una determinata cultura, per ottenere actual evapotranspiration (ET_a) : reale evapotraspirazione. Questo permette quindi di approssimare la quantità di acqua usata da una pianta e che quindi deve essere somministrata tramite irrigazione, a patto che sia presente in letteratura una stima adeguata di K_c , che non è però sempre disponibile. Inoltre, ET_0 viene calcolato su un area potenzialmente molto estesa e potrebbe quindi non essere adeguato per campi con zone ombreggiate o venti locali.

1.1.3 Agricoltura di precisione

Vista la mole di variabili, diventa interessante utilizzare sistemi di monitoraggio e analisi col fine di consigliare gli agricoltori a come correttamente gestire i campi. Per questo nasce l'Agricoltura di Precisione: consiste nell'uso di tecnologie avanzate per aumentare l'efficienza, la produzione e la qualità dei prodotti[24]

Primi esempi di agricoltura di precisione, nel modo in cui viene intesa a oggi, risalgono già agli anni '80, dove lo sviluppo di modelli di crescita delle culture e l'utilizzo di Global Positioning System (GPS) ha permesso di mappare i campi e monitorare variabili spaziali come fertilità del suolo ed esigenze idriche[25]. Negli anni '90, l'introduzione di sensori per il monitoraggio delle variabili ha permesso agli agricoltori di adattare le loro pratiche in base alle esigenze specifiche di ciascuna area del campo[25]. Oggi l'arrivo di nuove tecnologie come Cloud Computing, Internet of Thing (IoT) e intelligenza artificiale ha portato un aumento sostanziale delle ricerche nel campo[26].

Gli obbiettivi principali che si pone sono i seguenti:

• Aumentare l'efficienza produttiva: usando le risorse in modo più mirato si è in grado di ridurre gli sprechi.

- Migliorare qualità e resa delle culture: grazie al monitoraggio continuo è possibile rilevare rapidamente problemi come malattie, carenze nutrizionali o idriche potendo così intervenire tempestivamente.
- Ridurre l'impatto ambientale: ottimizzando l'utilizzo di risorse è possibile diminuire l'uso di acqua e di fertilizzanti, riducendo quindi l'impatto ambientale.
- Supportare la sostenibilità economica: l'input minore richiesto dagli agricoltori, insieme con l'uso inferiore delle risorse, ha anche un effetto positivo dal punto di vista economico. Oltre a rendere la cultura più resiliente a variazioni climatiche, diminuendo quindi costi di manutenzione in caso di eventi meteorologici estremi.

L'agricoltura di precisione si propone di agire in diverse aree dell'agricoltura, in base al contesto operativo, si può fare una divisioni nelle seguenti classi:

- Site-Specific Land Management (SSLM): un approccio all'agricoltura e alla gestione del territorio che adatta le decisioni e le pratiche alle caratteristiche uniche di specifiche aree all'interno di una fattoria o di un paesaggio. Invece di applicare tecniche uniformi su un intero campo o regione, la gestione sito-specifica utilizza informazioni dettagliate su suolo, clima, topografia e altri fattori ambientali per ottimizzare l'uso del terreno in ogni area. Si focalizza sull'ottimizzazione dell'uso del terreno [27].
- Site-Specific Nutrient Management (SSNM): si concentra sulla gestione mirata dei nutrienti necessari per le colture, come azoto, fosforo e potassio, adattandone l'applicazione alle condizioni specifiche di ogni parte del campo. L'obiettivo è migliorare l'efficienza d'uso dei fertilizzanti, riducendo gli sprechi e massimizzando la resa agricola, evitando allo stesso tempo danni ambientali legati all'eccesso di nutrienti [28].
- Precision Irrigation: un sistema che ottimizza l'irrigazione fornendo la giusta quantità d'acqua in base alle necessità specifiche di ogni area del campo. Utilizzando dati su umidità del suolo, clima e tipologia di coltura, l'irrigazione di precisione permette di ridurre il consumo idrico e migliorare l'efficienza idrica, garantendo che le colture ricevano esattamente l'acqua necessaria per crescere in modo ottimale [29].

- Site-Specific Weed Management (SSWM): un approccio che mira a gestire le infestanti in modo sito-specifico, applicando erbicidi o metodi di controllo solo nelle aree del campo dove le infestanti sono presenti o rappresentano una minaccia. Questo metodo riduce l'uso di prodotti chimici, minimizza l'impatto sull'ambiente e migliora l'efficacia delle pratiche di gestione delle infestanti [30].
- Site Specific Crop Protection (SSCP): si riferisce alla gestione delle malattie delle colture in modo sito-specifico, basandosi su dati raccolti riguardo alla distribuzione e gravità delle malattie in diverse parti del campo. Attraverso il monitoraggio e la diagnosi precoce, consente di applicare trattamenti solo nelle aree affette, riducendo l'uso di pesticidi e migliorando la salute complessiva del raccolto [31].

1.2 Componenti chiave dell'agricoltura di precisione

Le tecnologie chiave dell'agricoltura di precisione sono tantissime, questo documento si limita a dare una panoramica generale.

1.2.1 Acquisizione dati

La raccolta dei dati è il fulcro dell'agricoltura di precisione: permettono di avere un'immagine reale delle condizioni dei campi, sia per quanto riguarda il suolo che a livello atmosferico.

Remote Sensing

Il Remote Sensing (telerilevamento) è il processo di rilevamento e monitoraggio delle caratteristiche fisiche di un'area, misurando la radiazione riflessa ed emessa a distanza, tipicamente tramite satelliti o velivoli[32]. L'analisi d'immagini ottiche e radar ad alta risoluzione, disponibili gratuitamente, viene utilizzata per monitorare i cambiamenti stagionali, la fenologia della vegetazione e le caratteristiche specifiche del territorio. In ambito agricolo, il Remote Sensing è particolarmente

utile per rilevare dati sulle coltivazioni, come lo stato di salute delle piante e l'umidità del suolo [33].

Il GPS, sistema di posizionamento globale, è un sistema di navigazione satellitare che fornisce informazioni sulla posizione, la velocità e l'orario in tempo reale in qualsiasi parte del mondo [34].

Il Geographical Information System (GIS), sistema d'informazioni geografico, un sistema informativo che consente la raccolta, l'organizzazione, l'analisi e la visualizzazione di dati geografici.

Integrando tecnologie come GPS e GIS, il Remote Sensing consente di creare mappe dettagliate che incorporano dati geo spaziali su vari aspetti di un territorio, come l'uso del suolo, la topografia, la distribuzione di risorse e le infrastrutture. Consente di sovrapporre diversi strati di dati e di analizzare le relazioni spaziali tra di essi attraverso mappe interattive. Il GIS può gestire grandi volumi di dati geografici, facilitando il monitoraggio e la pianificazione del territorio [35].

Sensori on-site

Un ambito di ricerca molto attivo riguarda lo sviluppo di sensori in grado di monitorare le variabili delle coltivazioni, tenendo conto delle limitazioni legate all'uso in contesti agricoli: i campi estesi possono avere un accesso limitato a internet, e il consumo energetico deve essere ridotto a causa della scarsa disponibilità della rete elettrica, rendendo necessario l'uso di batterie, la cui durata deve essere massimizzata[36].

Sono spesso utilizzate tecnologie di comunicazione wireless a lungo raggio, in particolare opzioni Low-Power Wide-Area (LPWA) come LoRa, NB-IoT e Sigfox, che sono emerse come alternative alle reti cellulari tradizionali (2G/3G/4G/5G)[37]. Le tecnologie LPWA sono caratterizzate da basso consumo energetico, bassa velocità di trasmissione dati, ampia copertura e supporto per connessioni massive. Le tecnologie LPWA eccellono nel collegare dispositivi che richiedono una trasmissione minima di dati su lunghe distanze con una lunga durata della batteria[38].

Aspetto fondamentale riguarda i sensori del suolo: sono in grado di misurare proprietà essenziali del suolo come il contenuto di umidità, la presenza e la quantità di nutrienti, la temperatura e il PH. Sono usati per orientare con precisione le pra-

tiche d'irrigazione e fertilizzazione, evitando l'uso eccessivo di risorse e garantendo una disponibilità ottimale di nutrienti per le colture [39].

Sono inoltre disponibili sensori di qualità dell'acqua che sono in grando di monitorare aspetti come salinità, livelli di ossigeno disciolto e torbidità. Questi sensori svolgono un ruolo essenziale nel preservare l'idoneità dell'acqua d'irrigazione per la coltivazione e nel proteggere dal deterioramento del suolo causato da un eccesso di sali o contaminanti [40].

Alcuni sensori sofisticati sono in grado d'identificare l'esistenza di parassiti e malattie nelle colture. Utilizzano metodi come il riconoscimento delle immagini, la spettroscopia o altre tecniche per individuare la presenza di agenti patogeni o parassiti, consentendo un'azione rapida per mitigare i danni potenziali[41].

Un componente fondamentale per l'acquisizione di dati in agricoltura di precisione è rappresentato dall'introduzione sul mercato di piattaforme hardware dotate di micro-controllori, come Arduino, ESP32 e altre soluzioni simili. Questi dispositivi sono in grado di ricevere i valori rilevati dai sensori distribuiti nei campi e di elaborare i dati raccolti, facilitando la gestione delle informazioni. Permettono di ridurre l'utilizzo di risorse e il costo del sistema, pur avendo un'elevata semplicità di programmazione. Possono essere programmati anche per attivare automaticamente sistemi d'irrigazione o allertare gli agricoltori su condizioni che richiedono interventi specifici[42, 43].

Rilevazioni in laboratorio

Le tecniche di misurazione in laboratorio possono essere utili per la raccolta di dati iniziali accurati e affidabili sulle caratteristiche del suolo. Tra le tecniche più comuni si trovano:

- Determinazione della densità apparente del suolo: prevede il prelievo di campioni di suolo mediante una trivella cilindrica, seguita dalla pesatura del campione umido e dall'essiccazione a 105°C per calcolare la densità apparente[44].
- Analisi della granulometria: consente di determinare la distribuzione delle dimensioni delle particelle del suolo, utilizzando metodi come la setacciatura e la sedimentazione. I risultati forniscono informazioni sulla capacità di ritenzione idrica e sull'aerazione del suolo[45].

- Determinazione del pH del suolo: il pH è un parametro cruciale che influisce sulla disponibilità dei nutrienti. La misurazione può essere effettuata in laboratorio mediante l'uso di un pH-metro su un campione di suolo mescolato con acqua distillata[46].
- Analisi della materia organica: la quantità di materia organica nel suolo è essenziale per la fertilità. Le tecniche di analisi includono l'uso di metodi chimici, come la combustione, per determinare il contenuto di carbonio organico[47].
- Test di capacità di ritenzione idrica: misura la quantità di acqua che un campione di suolo può trattenere dopo la saturazione. È fondamentale per comprendere la gestione dell'irrigazione e la sostenibilità delle colture [48].

In generale sono misurazioni che richiedono tempo, per questo motivo vengono effettuate saltuariamente.

1.2.2 Simulazione del terreno

I Crop Simulation Model (CSM), modelli di simulazione delle colture, sono strumenti che simulano la crescita delle colture utilizzando equazioni biofisiche [49]. Esistono diversi modelli CSM, ognuno progettato per differenti casi d'uso. Possono essere utilizzati per applicazioni di ricerca, per l'analisi di scenari o per la gestione delle colture. Nel ramo della ricerca vengono usati come strumento per aggregare le conoscenze o per integrare sperimentazioni sul campo, tipicamente molto costose. Un'altra applicazione dei modelli è quella di dimostrare l'impatto delle pratiche di gestione su una coltura o sull'ambiente agli agricoltori o ai responsabili politici [50].

I parametri dei modelli sono di solito determinati mediante la regolazione iterativa dei parametri e il confronto con i dati osservati dalle prove sul campo; Questo porta i valori stimati dei parametri ad essere imprecisi a causa degli errori sperimentali intrinseci associati all'osservazione sul campo. Un approccio usato negli ultimi anni per ovviare a queste imprecisioni riguarda la separazione dei i parametri del modello in fattori genetici così da creare modelli specifici per ogni cultura: gli autori di [51] mostrano che questo approccio presenta diversi vantaggi rispetto ai metodi convenzionali.

1.2.3 Software in supporto alle decisioni

Un Decision Support System (DSS), sistema di supporto alle decisioni, è un sistema informativo in grado di supportare le attività decisionali fornendo raccomandazioni. Un DSS efficace è un pacchetto software interattivo in grado di assistere agricoltori, consulenti o amministratori nel prendere decisioni che richiedono la sintesi di numerosi e diversi dati. In genere, i DSS incorporano uno o più modelli di simulazione che consentono di preparare raccomandazioni che tengono conto di fattori specifici della coltura e del luogo, come il clima, le date di semina, i tipi di terreno, le caratteristiche del sistema d'irrigazione. I DSS sono generalmente pacchetti software che includono uno o più modelli di simulazione e strumenti di comunicazione per gestire gli input e gli output. Tra i sistemi per l'acquisizione dei dati, possono esserci collegamenti con servizi web specifici (ad esempio immagini satellitari, dati climatici in tempo reale, ecc.) e sensori che forniscono dati in tempo reale [52].

1.3 Irrigazione di precisione

Questo documento ha interesse a mostrare un esempio di sistema d'irrigazione automatico su piccola scala, ricade quindi nella branca del Precision Irrigation, già definita in sezione 1.1.3.

1.3.1 Approcci di misurazione

Tra i sensori descritti in sezione 1.2, quelli che vengono utilizzati in questo contesto sono sia i sensori on-site che remoti. I primi sono tipicamente posizionati sotto il terreno in modo da monitorare l'umidità del suolo, offrendo misurazioni precise. I secondi invece vengono utilizzati per raccogliere valori a livello globale e sono di natura meno precisi. In [53] viene presentato un sistema che fa utilizzo di entrambe le tipologie di sensori, ma tipicamente è un approccio non utilizzato a causa dell'elevato costo.

I sistemi che fanno uso di sensori on-site possono essere classificati in base alla quantità di sensori posizionati per pianta. L'installazione più utilizzata, in quanto più economica, è quella a sensore singolo. Questa però pecca dell'impossibilità di monitorare l'umidità a diverse profondità[54]. I sistemi multi-sensore sono in grado di creare griglie multi-dimensionali. La disposizione più utilizzata è quella di griglie mono-dimensionali, dove i sensori sono allineati verticalmente a diverse profondità sotto ad ogni pianta[55, 56, 57]. Le griglie bidimensionali[58, 59] prevedono l'installazione di più sensori per ogni strato, formando una matrice che descrive un'intera fetta di terreno. IMMAGINI Le installazioni a griglia tridimensionale[60, 61] possono essere viste come la visualizzazione di più fette di terreno. Questi ultimi due tipi di installazione sono meno utilizzati a causa del maggior costo.

1.3.2 Approcci all'irrigazione di precisione

Contrariamente alla sezione 1.3.1, che si poneva l'obbiettivo di descrivere approcci alla misurazione, questa sezione ha come obbiettivo quello di descrivere alcuni approcci all'irrigazione: ogni approccio utilizza in modo diverso i dati raccolti nei diversi approcci di misurazione, con l'obbiettivo ultimo di somministrare la corretta quantità di acqua.

Approcci classici

L'approccio più semplice è rappresentato da sistemi basati su soglie, dove l'irrigazione viene fornita quando la misura dell'umidità del terreno è al di sotto di un determinato valore. Questo genere di approcci soffre dell'inabilità di determinare il corretto volume di acqua necessaria al terreno, rendendoli adatti solo in ambienti controllati con poche variabili[62].

Un altro approccio può essere trovato nell'utilizzo di della teoria dei controllori, progettati per gestire ambienti dinamici. Il loro utilizzo in campo aperto è scoraggiato dalla quantità di variabili incontrollabili. Un esempio particolarmente importante riguarda l'utilizzo di controllori di tipo proporzionale-integrale-derivativo (PID), soluzione già ampiamente diffusa in altri ambiti[63]. [64] propone un sistema basato su un PID che permette di modellare, oltre all'umidità del terreno in input, le precipitazioni cadute. [65] propone l'utilizzo di un Model Predictive Control (MPC), che secondo lo studio ha permesso un risparmio nel quantitativo di acqua utilizzato, mantenendo l'umidità all'interno di un intervallo ideale.

Approcci basati sull'apprendimento autonomo

Esistono approcci basati sull'apprendimento autonomo che sfruttando la diffusione dei dispositivi IoT per raccogliere grandi quantità di dati attraverso i quali addestrare modelli di machine learning: dalla classificazione[66], alla regressione[67], fino a sistemi più complessi che coinvolgono le reti neurali[68] e il deep reinforcement learning[69].

Il problema principale in questo genere di approcci si trova nel rischio di overfitting del modello: dati non sufficientemente eterogenei portano i modelli a essere
addestrati per gestire culture specifiche, in uno stato di vita specifico, in specifiche
condizioni del suolo e atmosferiche. La raccolta di dati di alta qualità è quindi un
processo costoso sia in termini economici che di tempo, soprattutto considerando
che la raccolta dei dati è possibile solo durante le stagioni d'irrigazione.

In [70] è proposto un modello di predizione basato su reti neurali applicabile in contesti in cui la quantità di dati a disposizione è considerata limitata, ma la procedura di addestramento utilizza dati storici inerenti due anni solari di coltivazione, quantità superiore a quella spesso disponibile, si crea quindi un problema

di cold-start: prima di avere un sistema di irrigazione in funzione, sono necessari due anni di misurazioni all'interno dei quali non è possibile utilizzare il modello.

Inoltre, gli autori di [71] sottolinano la necessità di studi sul campo, evitando di basarsi esclusivamente ad ambienti simulati o controllati: i risultati derivati da tali ambienti spesso non sono trasferibili ad altri contesti oltre a quelli specificamente descritti negli studi. Lo studio [72] mostra un modello deep reinforcement learning applicato in un campo di pomodori in Portogallo, il cui obbiettivo è quello di massimizzare il guadagno rapportato alla quantità d'acqua utilizzata per la coltura. Gli autori di [73, 74] descrivono lo stato dell'arte in termini di sistemi di irrigazione intelligente. Gli autori di [56] confrontano tecniche di classificazione e di regressione mostrando che in ambi gli approcci i risultati sono stati corretti, rispetto alle scelte che avrebbe fatto un agronomo, con un accuratezza maggiore del 93%. Gli autori di [75] fanno riferimento solamente all'utilizzo di regressori, considerati più adatti visto il range continuo dell'output da determinare, portando a risultati con accuratezza del 71% rispetto ad altri modelli, inoltre enfatizza l'importanza di una corretta modellazione e parametrizzazione del suolo. Gli autori di [76] propongono un esempio di applicazione di un sistema di irrigazione intelligente su vasta scala utilizzando un Gaussian Process Regression Model.

Questo documento tiene in considerazione un sistema senza un suolo o cultura reale, per questo motivi approcci ad apprendimento autonomo non erano adeguati ed è stato preferito un approccio basato su un controllore PID.

Bibliografia

- [1] Xianzhong Ding and Wan Du. Drlic: Deep reinforcement learning for irrigation control. In 2022 21st ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN), pages 41–53, 2022.
- [2] Raveendra Kumar Rai, Vijay P. Singh, and Alka Upadhyay. Chapter 17 soil analysis. In Raveendra Kumar Rai, Vijay P. Singh, and Alka Upadhyay, editors, *Planning and Evaluation of Irrigation Projects*, pages 505–523. Academic Press, 2017.
- [3] Juergen Fuchsberger and Gottfried Kirchengast. Deriving soil moisture from matric potential in the wegenernet climate station network, 09 2013.
- [4] UN. Goal 6: Ensure access to water and sanitation for all. https://www.un. org/sustainabledevelopment/water-and-sanitation/, 2015. [Accessed 22-08-2024].
- [5] UN-Water. Indicator ef-6.4.1"change in water use time". ficiency over https://www.unwater.org/ our-work/integrated-monitoring-initiative-sdg-6/ indicator-641-change-water-use-efficiency-over-time, 2021. [Accessed 22-08-2024].
- [6] UN-Water. UN-Water analytical brief Water-use efficiency, 2021. UN-Water publication.
- [7] FAO. Aquastat dissemination system. https://data.apps.fao.org/aquastat/, 2020. [Accessed 22-08-2024].

- [8] UNO. Obiettivo 2: alla fame, Porre fine raggiungere la curezza alimentare, migliorare la nutrizione e promuovere un'ahttps://unric.org/it/ gricoltura sostenibileunric.org. obiettivo-2-porre-fine-alla-fame-raggiungere-la-sicurezza-alimentare-miglio [Accessed 09-10-2024].
- [9] Giovanni Federico. Feeding the World: An Economic History of Agriculture, 1800-2000. Princeton University Press, Princeton, UNITED STATES, 2005.
- [10] Agricultural production statistics 2000–2022, December 2023.
- [11] FAO. SDG 2.4.1 Agricultural sustainability Indica-Data Portal Food Agriculture tors and Organization the United Nations fao.org. https://www.fao.org/ sustainable-development-goals-data-portal/data/indicators/ Indicator 2.4.1-proportion-of-agricultural-area-under-productive-and-sustain [Accessed 23-09-2024].
- [12] United Nations Department of Economic and Social Affairs, Population Division. World population prospects 2024: Summary of results. Technical Report UN DESA/POP/2024/TR/NO. 9, United Nations, 2024.
- [13] R M Harrison, R E Hester, Roy Harrison, and Ron Hester. *Environmental Impacts of Modern Agriculture*. The Royal Society of Chemistry, 07 2012.
- [14] Peng Zhang, Junjie Zhang, and Minpeng Chen. Economic impacts of climate change on agriculture: The importance of additional climatic variables other than temperature and precipitation. *Journal of environmental economics and* management, 83:8–31, 2017.
- [15] David García-León, Gabriele Standardi, and Andrea Staccione. An integrated approach for the estimation of agricultural drought costs. Land Use Policy, 100:104923, 2021.
- [16] Higgoda K. Janani, Chamaka Karunanayake, Miyuru B. Gunathilake, and Upaka Rathnayake. Integrating indicators in agricultural vulnerability assessment to climate change. *Agricultural Research*, May 2024.

- [17] Beatrice Monteleone, Iolanda Borzí, Brunella Bonaccorso, and Mario Martina. Quantifying crop vulnerability to weather-related extreme events and climate change through vulnerability curves. *Natural Hazards*, 116(3):2761–2796, Apr 2023.
- [18] T. J. (Theo John) Marshall. *Soil physics*. Delve Publishing, third edition.. edition, 1996.
- [19] S. Assouline, D. Tessier, and A. Bruand. A conceptual model of the soil water retention curve. Water Resources Research, 34(2):223–231, 1998.
- [20] W. A. Jury and K. Roth. Soil Physics. John Wiley & Sons, 1990.
- [21] Tao Xiao, Ping Li, Wenbin Fei, and Jiading Wang. Effects of vegetation roots on the structure and hydraulic properties of soils: A perspective review. Science of The Total Environment, 906:167524, 2024.
- [22] M.B. Kirkham. Potential Evapotranspiration, page 501–514. Elsevier, 2014.
- [23] Richard Allan, L. Pereira, and Martin Smith. Crop evapotranspirationguidelines for computing crop water requirements-fao irrigation and drainage paper 56, 01 1998.
- [24] Naiqian Zhang, Maohua Wang, and Ning Wang. Precision agriculture—a worldwide overview. *Computers and Electronics in Agriculture*, 36(2):113–132, 2002.
- [25] Annie Bobby Zachariah. Precision Agriculture and the Future of Farming. Delve Publishing, 2019.
- [26] Sjaak Wolfert, Lan Ge, Cor Verdouw, and Marc-Jeroen Bogaardt. Big data in smart farming a review. *Agricultural Systems*, 153:69–80, 2017.
- [27] Joint Research Centre, Institute for Environment, Sustainability, L Montanarella, F Carre, K Adhikari, and G Toth. Site specific land management General concepts and applications. Publications Office, 2009.

- [28] Praveen Verma, Akriti Chauhan, and Tanzin Ladon. Site specific nutrient management: A review. Research Journal of Pharmacognosy and Phytochemistry, 10 2020.
- [29] Muhammad Naveed Anjum, Muhammad Jehanzeb Masud Cheema, Fiaz Hussain, and Ray-Shyan Wu. Chapter 6 precision irrigation: challenges and opportunities. In Qamar Zaman, editor, *Precision Agriculture*, pages 85–101. Academic Press, 2023.
- [30] Roland Gerhards, Dionisio Andújar Sanchez, Pavel Hamouz, Gerassimos G. Peteinatos, Svend Christensen, and Cesar Fernandez-Quintanilla. Advances in site-specific weed management in agriculture—a review. Weed Research, 62(2):123–133, 2022.
- [31] Prashant P Jambhulkar and Naresh M Meshram. Site specific crop protection, 2013.
- [32] What is remote sensing and what is it used for? U.S. Geological Survey usgs.gov. https://www.usgs.gov/faqs/what-remote-sensing-and-what-it-used. [Accessed 01-10-2024].
- [33] Crop and Agricultural monitoring fao.org. https://www.fao.org/geospatial/our-work/what-we-do/crop-and-agricultural-monitoring/en/. [Accessed 01-10-2024].
- [34] GPS.gov: GPS Overview gps.gov. https://www.gps.gov/systems/gps/. [Accessed 26-09-2024].
- [35] Cos'è il GIS? Tecnologia di mappatura del sistema informativo geografico esri.com. https://www.esri.com/it-it/what-is-gis/overview. [Accessed 26-09-2024].
- [36] Abdellatif Soussi, Enrico Zero, Roberto Sacile, Daniele Trinchero, and Marco Fossa. Smart sensors and smart data for precision agriculture: A review. Sensors, 24(8), 2024.

- [37] Prachin Bhoyar, Parul Sahare, Sanjay B Dhok, and Raghavendra B Deshmukh. Communication technologies and security challenges for internet of things: A comprehensive review. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 99:81–99, 2019.
- [38] Junxiao Dai and Masashi Sugano. Low-cost sensor network for collecting real-time data for agriculture by combining energy harvesting and lpwa technology. In 2019 IEEE Global Humanitarian Technology Conference (GHTC), pages 1–4. IEEE, 2019.
- [39] Mehmet C Vuran, Abdul Salam, Rigoberto Wong, and Suat Irmak. Internet of underground things in precision agriculture: Architecture and technology aspects. Ad Hoc Networks, 81:160–173, 2018.
- [40] Laura García, Lorena Parra, Jose M Jimenez, Jaime Lloret, and Pascal Lorenz. Iot-based smart irrigation systems: An overview on the recent trends on sensors and iot systems for irrigation in precision agriculture. Sensors, 20(4):1042, 2020.
- [41] Nik Norasma Che'Ya, Nur Adibah Mohidem, Nor Athirah Roslin, Mohammadmehdi Saberioon, Mohammad Zakri Tarmidi, Jasmin Arif Shah, Wan Fazilah Fazlil Ilahi, and Norsida Man. Mobile computing for pest and disease management using spectral signature analysis: A review. Agronomy, 12(4):967, 2022.
- [42] Gilroy P. Pereira, Mohamed Z. Chaari, and Fawwad Daroge. Iot-enabled smart drip irrigation system using esp32. *IoT*, 4(3):221–243, 2023.
- [43] Ahmed A. Abdelmoneim, Roula Khadra, Angela Elkamouh, Bilal Derardja, and Giovanna Dragonetti. Towards affordable precision irrigation: An experimental comparison of weather-based and soil water potential-based irrigation using low-cost iot-tensiometers on drip irrigated lettuce. Sustainability, 16(1), 2024.
- [44] G. R. Blake and K. H. Hartge. Bulk Density, chapter 13, pages 363–375. John Wiley & Sons Ltd, 1986.

- [45] G. W. Gee and J. W. Bauder. *Particle-size Analysis*, chapter 15, pages 383–411. John Wiley & Sons, Ltd, 1986.
- [46] G. W. Thomas. Soil pH and Soil Acidity, chapter 16, pages 475–490. John Wiley & Sons, Ltd, 1996.
- [47] D. W. Nelson and L. E. Sommers. Total Carbon, Organic Carbon, and Organic Matter, chapter 34, pages 961–1010. John Wiley & Sons, Ltd, 1996.
- [48] A. Klute. Water Retention: Laboratory Methods, chapter 26, pages 635–662.
 John Wiley & Sons, Ltd, 1986.
- [49] T.D. Kelly, T. Foster, and David M. Schultz. Assessing the value of adapting irrigation strategies within the season. Agricultural Water Management, 275:107986, 2023.
- [50] Robin B. Matthews, Mike Rivington, Shibu Muhammed, Adrian C. Newton, and Paul D. Hallett. Adapting crops and cropping systems to future climates to ensure food security: The role of crop modelling. *Global Food Security*, 2(1):24-28, 2013.
- [51] Xin Li, Chengsong Zhu, Jiankang Wang, and Jianming Yu. Chapter six computer simulation in plant breeding. In Donald L. Sparks, editor, Advances in Agronomy, volume 116 of Advances in Agronomy, pages 219–264. Academic Press, 2012.
- [52] Marisa Gallardo, Antonio Elia, and Rodney B. Thompson. Decision support systems and models for aiding irrigation and nutrient management of vegetable crops. Agricultural Water Management, 240:106209, 2020.
- [53] Ebrahim Babaeian, Sidike Paheding, Nahian Siddique, Vijay K. Devabhaktuni, and Markus Tuller. Estimation of root zone soil moisture from ground and remotely sensed soil information with multisensor data fusion and automated machine learning. Remote Sensing of Environment, 260:112434, July 2021.
- [54] Chusnul Arif, Masaru Mizoguchi, Budi Setiawan, and Ry Doi. Estimation of soil moisture in paddy field using artificial neural networks. Int. J. Adv. Res. Artif. Intell., 1, 03 2013.

- [55] Fatemeh Karandish and Jiří Šimůnek. A comparison of numerical and machine-learning modeling of soil water content with limited input data. Journal of Hydrology, 543:892–909, December 2016.
- [56] Anat Goldstein, Lior Fink, Amit Meitin, Shiran Bohadana, Oscar Lutenberg, and Gilad Ravid. Applying machine learning on sensor data for irrigation recommendations: revealing the agronomist's tacit knowledge. *Precision Agriculture*, 19(3):421–444, May 2017.
- [57] Andrés F. Jiménez, Brenda V. Ortiz, Luca Bondesan, Guilherme Morata, and Damianos Damianidis. Evaluation of two recurrent neural network methods for prediction of irrigation rate and timing. *Transactions of the ASABE*, 63(5):1327–1348, 2020.
- [58] Gregorio Egea, Antonio Diaz-Espejo, and José E. Fernández. Soil moisture dynamics in a hedgerow olive orchard under well-watered and deficit irrigation regimes: Assessment, prediction and scenario analysis. Agricultural Water Management, 164:197–211, January 2016.
- [59] Marcos R.C. Cordeiro, Vanessa Krahn, Ramanathan Sri Ranjan, and Steve Sager. Water table contribution and diurnal water redistribution within the corn root zone. *Canadian Biosystems Engineering*, 57(1):1.39–1.48, February 2016.
- [60] Antonio Zapata-Sierra, José Roldán-Cañas, Rafael Reyes-Requena, and María Moreno-Pérez. Study of the wet bulb in stratified soils (sand-covered soil) in intensive greenhouse agriculture under drip irrigation by calibrating the hydrus-3d model. *Water*, 13(5):600, February 2021.
- [61] Zhongwei Liang, Xiaochu Liu, Tao Zou, and Jinrui Xiao. Adaptive prediction of water droplet infiltration effectiveness of sprinkler irrigation using regularized sparse autoencoder—adaptive network-based fuzzy inference system (rsae—anfis). Water, 13(6):791, March 2021.
- [62] Haoteng Zhao, Liping Di, Liying Guo, Chen Zhang, and Li Lin. An automated data-driven irrigation scheduling approach using model simulated soil moisture and evapotranspiration. Sustainability, 15(17), 2023.

- [63] Karl Johan Åström and Tore Hägglund. PID Controllers: Theory, Design, and Tuning. ISA - The Instrumentation, Systems and Automation Society, 1995.
- [64] Martin Goodchild, K Kühn, A Burek, Malcolm Jenkins, and A Dutton. A method for precision closed-loop irrigation using a modified pid control algorithm. Sensors and Transducers, 188:61–68, 05 2015.
- [65] Camilo Lozoya, Carlos Mendoza, Alberto Aguilar, Armando Roman-Flores, and Rodolfo Castello. Sensor-based model driven control strategy for precision irrigation. *Journal of Sensors*, 2016:1–12, 01 2016.
- [66] André Glória, João Cardoso, and Pedro Sebastião. Sustainable irrigation system for farming supported by machine learning and real-time sensor data. Sensors, 21(9), 2021.
- [67] H. Navarro-Hellín, J. Martínez del Rincon, R. Domingo-Miguel, F. Soto-Valles, and R. Torres-Sánchez. A decision support system for managing irrigation in agriculture. Computers and Electronics in Agriculture, 124:121–131, 2016.
- [68] Li Gong, Jinlong Yan, Yiqiao Chen, Jinjing An, Lei He, Lirong Zheng, and Zhuo Zou. An iot-based intelligent irrigation system with data fusion and a self-powered wide-area network. *Journal of Industrial Information Integration*, 29:100367, 2022.
- [69] Mengting Chen, Yuanlai Cui, Xiaonan Wang, Hengwang Xie, Fangping Liu, Tongyuan Luo, Shizong Zheng, and Yufeng Luo. A reinforcement learning approach to irrigation decision-making for rice using weather forecasts. Agricultural Water Management, 250:106838, 2021.
- [70] Rafael González Perea, Emilio Camacho Poyato, Pilar Montesinos, and Juan Antonio Rodríguez Díaz. Optimisation of water demand forecasting by artificial intelligence with short data sets. Biosystems Engineering, 177:59–66, 2019. Intelligent Systems for Environmental Applications.

- [71] João Vasco Silva and Ken E. Giller. Grand challenges for the 21st century: what crop models can and can't (yet) do. *The Journal of Agricultural Science*, 158(10):794–805, 2020.
- [72] Khadijeh Alibabaei, Pedro D. Gaspar, Eduardo Assunção, Saeid Alirezazadeh, and Tânia M. Lima. Irrigation optimization with a deep reinforcement learning model: Case study on a site in portugal. *Agricultural Water Management*, 263:107480, 2022.
- [73] Laura García, Lorena Parra, Jose Jimenez, Jaime Lloret, and Pascal Lorenz. Iot-based smart irrigation systems: An overview on the recent trends on sensors and iot systems for irrigation in precision agriculture. Sensors, 20:1042, 02 2020.
- [74] Abioye Emmanuel, Oliver Hensel, Travis Esau, Olakunle Elijah, Mohamad Shukri Zainal Abidin, Ajibade Sylvester, Omosun Yerima, and Abozar Nasirahmadi. Precision irrigation management using machine learning and digital farming solutions. AgriEngineering, 4:70–103, 02 2022.
- [75] Ravneet Kaur Sidhu, Ravinder Kumar, and Prashant Singh Rana. Machine learning based crop water demand forecasting using minimum climatological data. Multimedia Tools and Applications, 79(19-20):13109-13124, January 2020.
- [76] Mohammad Emami, Arman Ahmadi, Andre Daccache, Sara Nazif, Sayed-Farhad Mousavi, and Hojat Karami. County-level irrigation water demand estimation using machine learning: Case study of california. *Water*, 14(12), 2022.

Ringraziamenti

Optional. Max 1 page.