



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

Dip. **AGRONOMIA ANIMALI ALIMENTI RISORSE NATURALI
E AMBIENTE**

Dip. **TERRITORIO E SISTEMI AGRO-FORESTALI**

Corso di laurea in **SCIENZE E TECNOLOGIE AGRARIE**

**UTILIZZO DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE IN
AGRICOLTURA**

Relatore

Dott. Marco Sozzi

Laureando

Riccardo Benati

Matricola n. 2000004

Anno accademico 2022-2023

RIASSUNTO

La tesi esplora le sfide e le opportunità nel settore agricolo, considerando l'importanza di un'agricoltura sostenibile nel contesto del Green Deal europeo e dell'aumento demografico.

Il documento pone grande enfasi sul ruolo rivoluzionario dell'intelligenza artificiale (IA) nel superare queste sfide.

L'IA è presentata come una tecnologia multidisciplinare con applicazioni in diversi settori dell'agricoltura, come la gestione delle risorse idriche e la diagnosi precoce delle malattie delle piante. Viene fornita una panoramica dettagliata delle tecnologie IA, dal Machine Learning al Deep Learning e delle loro applicazioni pratiche.

L'analisi dati e delle immagini è un particolare punto di forza dell'IA, con l'uso di reti neurali convoluzionali per applicazioni come la diagnosi delle malattie delle piante e la valutazione del suolo. La tesi conclude affrontando i limiti tecnici ed etici dell'IA, come l'overfitting e le esigenze di alta potenza computazionale, e sottolinea l'importanza di un quadro normativo solido per l'uso etico delle tecnologie IA.

ABSTRACT

This thesis explores challenges and opportunities in the agricultural sector, considering the importance of sustainable agriculture in the context of the European Green Deal and population growth.

The paper places great emphasis on the revolutionary role of artificial intelligence (AI) in overcoming these challenges.

AI is presented as a multidisciplinary technology with applications in different areas of agriculture, such as water resource management and early detection of plant diseases. A detailed overview of AI technologies from Machine Learning to Deep Learning and their practical applications is provided.

Data and image analysis is a particular strength of AI, with the use of convolutional neural networks for applications such as plant disease diagnosis and soil evaluation. The thesis concludes by addressing the technical and ethical limitations of AI, such as overfitting and high computational power requirements, and emphasizes the importance of a sound regulatory framework for the ethical use of AI technologies.

INDICE

RIASSUNTO	3
ABSTRACT	4
1 Introduzione	6
1.1 Criticità attuali dei sistemi agricoli e prospettive future	6
1.2 Obiettivo	8
2 L'intelligenza Artificiale	10
2.1 AI	10
2.2 ML	13
2.3 DL	17
2.4 Analisi dati e analisi di immagine.....	19
2.5 Limiti dell'AI	22
3 AI in Agricoltura	24
3.1 Applicazioni in Agronomia	24
3.2 Applicazioni in Patologia.....	28
3.3 Applicazioni in Erbacee, Arboree e Orticoltura	31
3.4 Applicazioni in Meccanizzazione	33
4 Discussione	35
5 Conclusione	37
6 Sitografia / Bibliografia	39

Capitolo 1

INTRODUZIONE

1.1 Criticità attuali dei sistemi agricoli e prospettive future

L'agricoltura, da sempre fulcro dell'alimentazione umana e dell'economia globale, affronta oggi una serie di sfide significative in un mondo in continua evoluzione. Nel contesto del Green Deal europeo, che mira a promuovere la sostenibilità in tutti i settori, l'agricoltura ha un ruolo chiave da giocare nel raggiungimento degli obiettivi di sviluppo sostenibile. Uno dei punti di riferimento più ambiziosi è la riduzione del 50% dell'uso dei prodotti fitosanitari entro il 2030, una misura che sta catalizzando l'attenzione di tutto il settore agricolo verso una prospettiva di cambiamento e progresso.

L'Aumento demografico è uno dei fattori determinanti infatti le proiezioni indicano che entro il 2050 la popolazione mondiale raggiungerà i 9 miliardi di individui ("FAO - News Article: Da qui al 2050 necessario investire miliardi in agricoltura"). Questa crescita, combinata con la realtà attuale in cui una parte significativa della popolazione non ha accesso a cibo sufficiente, richiama l'attenzione su un'applicazione più intelligente e sostenibile delle risorse agricole. L'Agenda 2030 delle Nazioni Unite, inoltre, ha delineato l'importanza cruciale dell'agricoltura sostenibile nel raggiungere obiettivi come porre fine alla fame e promuovere la sicurezza alimentare ("ONU Italia La nuova Agenda 2030 per lo Sviluppo Sostenibile").

La pressione delle industrie e dell'urbanizzazione ha portato a una riduzione significativa delle terre coltivabili a livello globale. La Superficie Agricola Utilizzata (SAU) mondiale ha subito una drastica diminuzione nel corso degli anni, mettendo in luce la necessità di nuove strategie per garantire una produzione alimentare sostenibile.

Oltre al terreno, un'altra risorsa critica è l'acqua. La disponibilità di acqua è cruciale per tutti i processi fisiologici delle piante. Tuttavia, il suo utilizzo nel settore primario, per soddisfare i bisogni delle colture, richiede un notevole volume. Spesso, il dato relativo all'uso dell'acqua è influenzato da sovrastime dei valori di evapotraspirazione reali o dall'utilizzo di sistemi di distribuzione inefficienti. L'ammodernamento dei sistemi irrigui rappresenta una soluzione chiave per un utilizzo più efficiente di questa preziosa risorsa.

Il settore agricolo, nel suo sforzo di aumentare la produttività, spesso ha fatto un uso eccessivo di sostanze chimiche “fitofarmaci” (Direttiva Europea Green Deal), con conseguenze ambientali negative. Queste sostanze, finendo spesso nei corpi idrici, hanno impattato negativamente l'ambiente acquatico. Questa situazione ha portato a un'ulteriore limitazione nell'approvvigionamento idrico, aggravata dai cambiamenti climatici.

Il tema del cambiamento climatico è divenuto una problematica concreta perché ogni anno si verifica un evento estremo; un anno troppo asciutto e un anno troppo umido.

(“Bollettino Agrometeo mese — Arpa Veneto,”) quindi la variabilità nelle produzioni anno dopo anno cambia e questo squilibra il mercato perché gli agricoltori non sanno cosa seminare e le alterazioni di mercato comportano le variazioni dei prezzi. L'industria della trasformazione non riesce a trovare materia prima e deve andare all'estero quindi aumentano i prezzi. Fenomeni come le alluvioni provocano anche la perdita di vite umane e per questo c'è la necessità di sviluppare dei sistemi agricoli più efficienti (Rapporto IPCC AR6 WGI).

Per affrontare queste sfide e adattarsi al cambiamento, l'agricoltura deve abbracciare l'innovazione. L'introduzione di intelligenza artificiale e tecnologie digitali, insieme a pratiche agricole più ostiche, può aiutare a sviluppare un sistema agricolo più sostenibile e resiliente. L'agricoltura 4.0, guidata da sensori e analisi dati avanzate, può ottimizzare l'uso delle risorse e migliorare la produttività.

1.2 Obiettivo

L'intelligenza artificiale (IA) sta ridefinendo le dinamiche dell'agricoltura moderna, aprendo nuove prospettive nella gestione delle colture erbacee, arboree e orticole. Questa tecnologia avanzata combina l'elaborazione dei dati e l'apprendimento automatico per creare sistemi capaci di analizzare, apprendere dai dati e prendere decisioni in tempo reale.

In tutti i campi c'è una potenziale applicazione dell'IA perché si tratta solo di algoritmi molto più potenti e che avendo il giusto set di dati, possono spiegare qualcosa in maniera multivariata.

Il fatto che l'IA in agricoltura possa essere molto utile è dovuto al fatto che l'agricoltura è un sistema complesso perché ci sono molte variabili in gioco.

Per una stima della produttività di un sistema industriale vengono utilizzate funzioni matematiche, spesso lineari, ma ben definite perché il numero di variabili in gioco sono poche perché è un sistema artificiale di macchine, bilanci di masse, un sistema ben definito.

Un sistema naturale, dove ci sono in mezzo sistemi biologici, nonostante siano stati fatti tentativi negli anni per semplificarli perché è più facile gestire sistemi semplici, attualmente cerchiamo di gestirli in maniera più complessa perché a banalizzare il territorio si degrada la sostanza organica, il terreno, aumenta l'erosione e tutta una serie di problemi per cui cerchiamo di gestire tutto in una maniera più complessa e avendo più variabili.

Un importante documento politico che mette in luce il ruolo dell'IA nell'affrontare sfide globali è il White Paper sull'IA pubblicato dalla Commissione Europea. La loro funzione è quella di definire le strategie per risolvere i problemi complessi dell'umanità.

In questa tesi sarà dimostrato come l'AI offra al settore dell'agricoltura, soluzioni innovative per affrontare sfide di diversa natura, dall'ottimizzazione delle risorse alla sostenibilità ambientale.

Una delle applicazioni più rilevanti è nel campo della fitopatologia, dove l'IA può essere utilizzata per prevedere e monitorare le malattie delle piante. Gli algoritmi di machine learning possono analizzare dati provenienti da sensori e immagini per rilevare precocemente sintomi di malattie, facilitando interventi tempestivi (Luvisi, 2023).

Gli algoritmi di IA possono ottimizzare l'uso delle risorse idriche mediante sistemi di irrigazione intelligenti che calibrano l'apporto idrico in base alle condizioni ambientali e alle esigenze specifiche delle colture evitando sintomi da stress (Ghobadi & Kang, 2023).

L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE

2.1 ARTIFICIAL INTELLIGENCE

L'intelligenza artificiale (IA) è l'abilità di una macchina di mostrare capacità umane quali il ragionamento, l'apprendimento, la pianificazione e la creatività (DEFINITION OF AI, commissione europea, 2018).

Al giorno d'oggi con il termine "intelligenza artificiale" (IA) ci si riferisce a un'area di studio e sviluppo dell'informatica che si concentra sulla creazione di sistemi informatici in grado di eseguire compiti che richiedono solitamente l'intelligenza umana. L'obiettivo principale dell'AI è sviluppare algoritmi, modelli e sistemi che consentano alle macchine di imparare dai dati, trarre conclusioni, prendere decisioni e risolvere problemi in modo autonomo come se fosse un umano (Shubhendu & Vijay, 2013).

Nella vasta e complessa impresa di definire l'intelligenza e il suo sviluppo, è imperativo considerare una serie di variabili sia interne che esterne. Tuttavia, la comprensione completa di tale fenomeno è ostacolata dalla sua complessità. Ogni individuo ha una percezione unica di ciò che costituisce un'azione intelligente.

Usare l'intelligenza umana come punto di riferimento per la valutazione dell'IA può, di fatto, risultare riduttivo, dato che molte delle funzioni svolte dalle macchine sono al di fuori delle capacità umane. Al momento, data la nostra comprensione parziale del cervello umano, è poco plausibile aspettarsi che i computer replichino esattamente le sue funzioni. Tuttavia, una macchina potrebbe essere definita "intelligente" se può adattarsi e apprendere nuove abilità senza istruzioni esplicite (Korteling et al., 2021).

L'IA comprende una vasta gamma di tecniche, approcci e sottocampi, tra cui il Machine Learning, il Deep Learning, le reti neurali artificiali e molto altro. Queste tecniche consentono alle macchine di analizzare grandi quantità di dati, riconoscere modelli complessi e compiere azioni basate su tali analisi.

L'intelligenza artificiale viene utilizzata in molte applicazioni pratiche, come il riconoscimento vocale, veicoli autonomi, analisi dati finanziari, ospedali e medicinali (Shubhendu & Vijay, 2013).

L'obiettivo è quello di creare sistemi che possano eseguire compiti complessi in modo efficiente e accurato, portando a miglioramenti in vari settori e offrendo soluzioni innovative ai problemi dell'umanità.

La commissione europea ha emesso un White Paper in cui sottolineano l'importanza crescente della tecnologia digitale e dell'intelligenza artificiale nella vita quotidiana e nell'ambito socioeconomico, ponendo un' enfasi particolare sul contesto europeo. L'affidabilità emerge come un elemento critico per l'adozione di tali tecnologie, presentando un'opportunità per l'Europa (European Commission's WP, 2020).

L'AI è definita come un insieme di tecnologie che integrano dati, algoritmi e potenza di calcolo. I progressi nel campo del calcolo e la disponibilità di grandi dataset sono identificati come fattori trainanti della crescita dell'AI. L'Europa è posizionata come un attore potenziale nel diventare un leader globale nell'economia dei dati, grazie ai suoi punti di forza industriali, tecnologici, e un quadro normativo robusto (European Commission's WP, 2020).

Il testo prosegue esaminando le potenziali applicazioni dell'AI in vari settori, tra cui l'assistenza sanitaria, i trasporti, la cibersicurezza e l'agricoltura. In quest'ultimo campo, ad esempio, l'intelligenza artificiale potrebbe contribuire a ottimizzare l'uso delle risorse, migliorare la sostenibilità e aumentare la produttività (Fan et al., "Intelligent Agriculture—The Future Farming Model," *Journal of Agricultural Science and Technology*, 2020).

Infine, si esplicita che l'AI avrà un impatto significativo sui servizi pubblici, contribuendo alla riduzione dei costi e migliorando l'efficacia, purché siano in atto adeguate garanzie per i diritti e le libertà dei cittadini. Il tutto inserito in un contesto europeo che, se gestito correttamente, potrebbe equilibrare innovazione ed etica, in linea con i principi democratici e sociali del continente (European Commission's WP, 2020).

Alan Turing, riconosciuto come pioniere e figura centrale nelle discipline dell'informatica e della matematica, ha instaurato un legame essenziale e durevole con il dominio dell'Intelligenza Artificiale (IA). La sua articolazione della Macchina di Turing, un modello astratto che opera mediante l'impiego di un nastro infinito e un insieme di regole per manipolare simboli, ha concretizzato la teoria della computabilità e definito le categorizzazioni di problemi risolvibili attraverso metodologie algoritmiche, conferendo, di conseguenza, una base solida per la computazione algoritmica e il data processing che pervadono il nucleo dell'IA (Muggleton, 2014).

Il contributo più diretto di Turing al campo dell'intelligenza artificiale risiede nel suo noto "Test di Turing", un criterio che ha proposto per valutare l'abilità di una macchina di imitare l'intelligenza umana.

Secondo tale criterio, se un interlocutore umano, nel corso di un'interazione con una macchina, non è in grado di discernere se sta comunicando con un altro essere umano o con una macchina, la macchina può essere reputata intelligente in una certa misura. Tuttavia, la risonanza del lavoro di Turing si propaga ulteriormente, comportando l'elaborazione di algoritmi crittografici, indispensabili per la sicurezza dei dati nell'IA, e proponendo questioni fondamentali relative alla decidibilità e alla computabilità, che sollevano interrogativi critici circa le competenze e i limiti intrinseci dei sistemi di IA.

Le concezioni di Turing relative ad algoritmi, macchine e computabilità non hanno solamente posato le fondamenta per l'informatica moderna ma hanno anche spianato la via per successive esplorazioni e sfide nel dominio dell'intelligenza artificiale, fornendo un substrato sul quale gli scienziati e gli ingegneri contemporanei persistono nel costruire, sviluppare ed esplorare il paesaggio vasto e complesso dell'IA (Muggleton, 2014).

2.2 MACHINE LEARNING

L'apprendimento automatico è un ramo in evoluzione degli algoritmi computazionali progettati per emulare l'intelligenza umana imparando dall'ambiente circostante. Sono considerati il cavallo di battaglia nella nuova era dei cosiddetti big data. Le tecniche basate sull'apprendimento automatico sono state applicate con successo in diversi campi che vanno dal riconoscimento di modelli, visione artificiale, ingegneria dei veicoli spaziali, finanza, intrattenimento e biologia computazionale alle applicazioni biomediche e mediche (El Naqa & Murphy, 2015).

Il Machine Learning rappresenta un dominio all'interno del campo dell'Intelligenza Artificiale, che si focalizza sul processo di acquisizione automatica di conoscenze mediante l'analisi di dati. In parallelo, il Deep Learning costituisce una sotto-disciplina del Machine Learning, caratterizzata dall'impiego di reti neurali profonde per l'estrazione di schemi intricati e complessi presenti nei dati. L'Intelligenza Artificiale, nel suo ampio spettro, ingloba entrambe queste categorie, perseguendo l'obiettivo di sviluppare sistemi dotati di intelligenza artificiale che siano in grado di condurre svariati compiti in modo autonomo e sofisticato (El Naqa & Murphy, 2015).

Le regressioni sono un fondamentale concetto nel Machine Learning. Si tratta di un approccio che mira a modellare la relazione tra una variabile dipendente e una o più variabili indipendenti. Le regressioni possono essere lineari o non lineari. Questi modelli possono essere utilizzati per fare previsioni su nuovi dati (Seber & Lee, 2003a).

La regressione lineare è uno degli algoritmi di Machine Learning più semplici e popolari. È un metodo statistico utilizzato per l'analisi predittiva. La regressione lineare effettua previsioni per variabili continue/reali o numeriche come vendite, età, prezzo del prodotto, ecc. L'algoritmo mostra una relazione lineare tra una variabile dipendente (y) e una o più variabili indipendenti (x), quindi chiamata regressione lineare. Ciò significa che trova come il valore della variabile dipendente cambia in base al valore della variabile indipendente. Il modello di regressione lineare fornisce una linea retta inclinata che rappresenta la relazione tra le variabili (Figura 1) (Seber & Lee, 2003b).

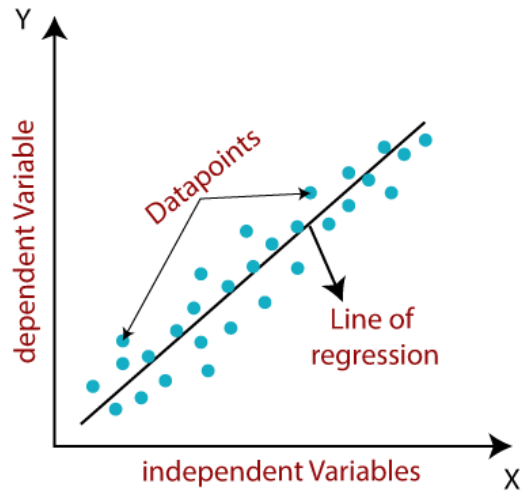


Figura 1: Line of Regression

K-Means è un popolare algoritmo di clustering. Questa tecnica di Machine Learning mira a raggruppare insieme dati simili. Questo metodo è utile quando hai molti dati e vuoi trovare dei modelli o delle somiglianze tra di essi. Può essere usato in molte applicazioni diverse, come nel marketing per raggruppare clienti affini o nell'analisi delle immagini per riconoscere oggetti simili. (Z.-H. Zhou, 2021a°)

K-Means è uno dei più semplici algoritmi di apprendimento non supervisionato che risolve il noto problema del clustering. La procedura segue un modo semplice e facile per classificare un dato set di dati attraverso un certo numero di cluster (Likas et al., 2003).

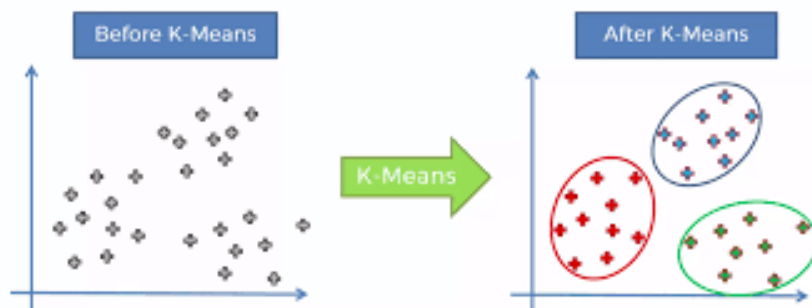


Figura 1: K-Means clustering

L'idea principale è definire k centri, uno per ciascun cluster. Questi centri devono essere posizionati in modo astuto perché la diversa posizione provoca risultati diversi (Figura 1). Quindi, la scelta migliore è posizionarli il più lontano possibile l'uno dall'altro. Il passo successivo è prendere ogni punto appartenente ad un dato set di dati e associarlo al centro più vicino. Quando non ci sono punti in sospeso, il primo passo è completato e viene effettuata l'età anticipata del gruppo. A questo punto dobbiamo ricalcolare k , nuovi centroidi, come baricentro dei cluster risultanti dal passaggio precedente (Mahesh, 2018).

Altro algoritmo di Machine Learning è la Support Vector Machine (SVM). Una Support Vector Machine (SVM) è un algoritmo informatico che impara tramite esempi ad assegnare etichette agli oggetti. Ad esempio, una SVM può imparare a riconoscere l'attività fraudolenta delle carte di credito esaminando centinaia o migliaia di rapporti sulle attività fraudolente e non fraudolente delle carte di credito. In alternativa, un SVM può imparare a riconoscere le cifre scritte a mano esaminando un'ampia raccolta di immagini scansionate (Noble, 2006).

Le SVM sono state applicate con successo anche a una varietà sempre più ampia di applicazioni biologiche. SVM trova applicazioni in diversi domini, inclusa la bioinformatica per la classificazione di geni o nel riconoscimento di immagini. In agricoltura, per esempio, SVM può essere utilizzato per classificare tipi di suolo, prevedere malattie nelle colture, o per ottimizzare processi di irrigazione (Wang, 2002).

Altre applicazioni biologiche degli SVM riguardano la classificazione di oggetti diversi come sequenze di proteine e DNA. In sostanza, una SVM è un'entità matematica, un algoritmo per massimizzare una particolare funzione matematica rispetto a una determinata raccolta di dati (Noble, 2006).

Come con ogni algoritmo di machine learning, è cruciale considerare l'impatto etico dell'uso di SVM, specialmente se impiegato in contesti sensibili come la sanità o la sicurezza pubblica. L'Europa, con il suo solido quadro normativo, offre linee guida su come queste tecnologie possono essere implementate in maniera etica e responsabile.

Il Support Vector Machine è un algoritmo potente e flessibile che ha dimostrato di essere efficace in una varietà di problemi di apprendimento supervisionato. La sua capacità di gestire dati complessi e non linearmente separabili lo rende uno degli algoritmi più utilizzati in machine learning (Suthaharan, 2016).

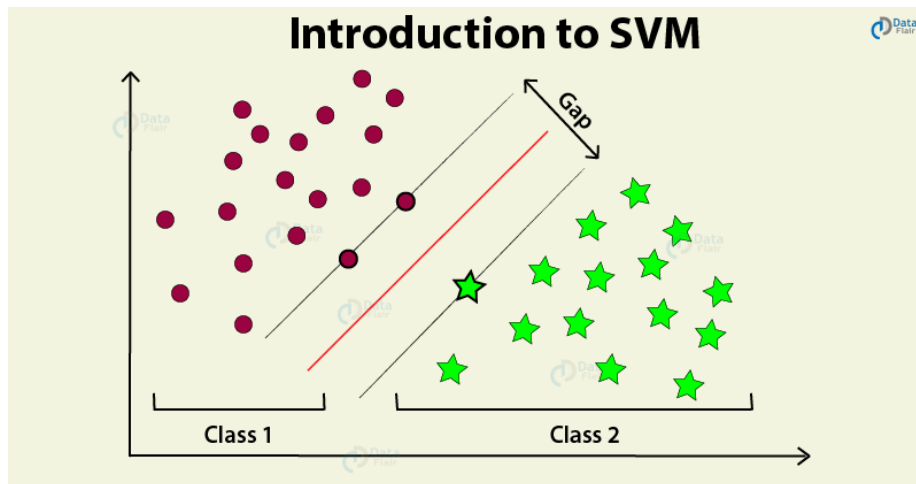


Figura 1: Support Vector Machine

Nella forma base, separazione lineare, SVM cerca di trovare una linea che massimizzi la separazione tra un set di dati a due classi di punti spaziali bidimensionali (Figura 1). Per generalizzare, l'obiettivo è trovare un iperpiano che massimizzi la separazione dei punti dati dalle loro potenziali classi in uno spazio n-dimensionale (Mahesh, 2018).

I punti dati con la distanza minima dall'iperpiano (punti più vicini) sono chiamati vettori di supporto. I calcoli della separazione dei punti dati dipendono da una funzione del kernel. Esistono diverse funzioni del kernel: lineare, polinomiale, gaussiana, funzione a base radiale e sigmoide. In poche parole, queste funzioni determinano la fluidità e l'efficienza della separazione delle classi e giocare con i loro iperparametri può portare a un overfitting o un underfitting (Baeldung on Computer Science, 2023).

2.3 DEEP LEARNING

Nel dominio dell'apprendimento automatico, il Deep Learning rappresenta una sottocategoria specializzata che si avvale delle reti neurali artificiali. Queste reti sono composte da una successione di operazioni statistiche e logiche, ognuna delle quali è modellata da un neurone artificiale. Ogni neurone funge da unità computazionale e implementa una funzione matematica specifica, applicandola a una o più variabili di ingresso sulla base delle informazioni acquisite dai dati. Le reti neurali profonde, comunemente note come Deep Neural Networks (DNN), si distinguono per la presenza di numerosi strati nascosti. Ogni strato incarna una fase distinta del processo di apprendimento, contribuendo così all'elaborazione di caratteristiche più complesse e alla formulazione di decisioni più accurate. Il Deep Learning ha dimostrato notevoli capacità applicative, trovando utilizzo in vari ambiti quali il riconoscimento di immagini, incluso il riconoscimento facciale su dispositivi mobili, e la guida autonoma di veicoli. Questa metodologia, infatti, rappresenta un tentativo di emulare i meccanismi cognitivi del cervello umano, fornendo un modello computazionale adatto alla soluzione di problemi ad alta dimensionalità e complessità (Goodfellow et al., 2016).

Il Deep Learning è una ramificazione del Machine Learning in cui andiamo ad utilizzare delle reti neurali. Le reti neurali artificiali non sono altro che una serie di processi statistici e logici uno dietro l'altro che vengono attivati o meno. In pratica ogni neurone rappresenta una scatola con dentro una funzione matematica che prendono una determinata variabile e in funzione di quello che ha capito dai dati la applica o meno oppure la applica in determinate percentuali. Il Deep Learning punta a simulare il funzionamento del cervello umano (Bengio et al., 2015).

Le reti neurali profonde, spesso chiamate deep neural networks o DNN, sono caratterizzate da molti strati nascosti. Ogni strato è una fase diversa di apprendimento. Questo approccio aiuta il computer a capire meglio caratteristiche complesse e prendere decisioni migliori. Il Deep Learning si è dimostrato particolarmente efficace in problemi come riconoscimento di immagini (utilizzato anche nel riconoscimento facciale su smartphone), guida autonoma e molti altri (Bengio et al., 2015).

Un tipico sistema basato su Deep Learning per il rilevamento delle malattie delle piante utilizza reti neurali convoluzionali (CNN). Queste reti sono addestrate su un dataset composto da immagini di foglie di piante che presentano diverse condizioni di salute: alcune sane, altre affette da varie malattie che presentano sintomi o segni.

Quindi inizialmente vengono raccolte immagini delle foglie, preferibilmente da diverse angolazioni e in diverse condizioni di illuminazione. Poi le immagini vengono processate e in caso anche migliorate di qualità.

Si utilizza un set di dati per l'addestramento e un set differente per il test, in modo da validare la capacità del modello di generalizzare a nuovi dati. Infine tramite valori come l'accuratezza e la precisione si attribuisce un punteggio alle performance del modello.

Una volta addestrato, il modello può classificare con alta determinazione le nuove immagini di foglie in termini di salute e tipo di malattia.

Questo permette un intervento tempestivo e mirato, riducendo l'uso di pesticidi e migliorando la resa (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018).

L'uso di tecniche di Deep Learning in agricoltura rappresenta un avanzamento significativo verso un'agricoltura più sostenibile ed efficiente. Futuri sviluppi potrebbero includere l'integrazione di questi modelli in droni o robot agricoli per un monitoraggio in tempo reale su larga scala.

2.4 Analisi dati e analisi di immagine

Quando si parla di ML, DL e IA spesso si usano delle metriche di valutazione rappresentate grazie alle matrici di confusione. Una matrice di confusione è una tabella che presenta le previsioni del modello rispetto alla realtà (Townsend, 1971).

Le matrici di confusione forniscono diverse misure di valutazione, tra cui:

- Veri positivi (TP): Numero di casi in cui il modello ha previsto correttamente una classe positiva.
- Falsi positivi (FP): Numero di casi in cui il modello ha erroneamente previsto una classe positiva quando doveva essere negativa.
- Veri negativi (TN): Numero di casi in cui il modello ha previsto correttamente una classe negativa.
- Falsi negativi (FN): Numero di casi in cui il modello ha erroneamente previsto una classe negativa quando doveva essere positiva.

Figura 1: Matrice di confusione a due classi (prometheus studio 2019)

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Nell'analisi dei dati, l'IA svolge un ruolo importante nel comprendere e interpretare informazioni provenienti da fonti diverse. Gli algoritmi di Machine Learning, sottogruppo dell'IA, vengono addestrati su set di dati di grandi dimensioni per identificare tendenze, pattern e correlazioni. Questi algoritmi possono affrontare una vasta gamma di problemi, come la regressione (previsione di valori continui) e la classificazione (assegnazione di etichette o categorie a dati).

Nell'ambito dell'analisi dati, l'IA può essere utilizzata per diversi scopi.

Gli algoritmi di IA come le reti neurali convoluzionali (CNN) hanno rivoluzionato il campo dell'elaborazione di immagini e video. Questo rende possibile applicazioni come il riconoscimento facciale, la diagnosi medica attraverso immagini radiologiche, e l'identificazione di pattern ambientali attraverso dati satellitari.

L'IA è capace di gestire sia dati strutturati, come database numerici, che dati non strutturati come testo libero, immagini o suoni. Questo è particolarmente utile in contesti come la ricerca di mercato, la previsione finanziaria, e l'analisi di dati scientifici.

Algoritmi avanzati di apprendimento automatico come le reti neurali ricorrenti (RNN) possono essere utilizzati per creare modelli previsionali accurati in settori come la meteorologia, la finanza e l'epidemiologia.

L'IA è anche applicabile nell'ottimizzazione di processi, come nella logistica e nella catena di fornitura. Attraverso l'analisi di grandi set di dati, algoritmi di IA possono prevedere bottlenecks, identificare inefficienze e suggerire modifiche per ottimizzare performance e ridurre costi (O'Leary, 2013).

In entrambi i casi, l'analisi delle matrici di confusione consente ai ricercatori, agli agricoltori e agli esperti di valutare l'efficacia dei modelli di IA nei contesti agricoli. Questa metodologia aiuta a identificare aree di miglioramento, a ottimizzare i modelli esistenti e a prendere decisioni informate basate sui risultati delle analisi. L'uso delle matrici di confusione nella combinazione con l'IA rappresenta quindi uno strumento potente per affrontare le sfide agricole in modo più preciso e mirato (Shakya, 2020).

L'analisi delle immagini è una delle aree di applicazione più promettenti dell'intelligenza artificiale. Con l'avanzamento delle tecniche di machine learning e l'aumento della disponibilità di dati, l'IA offre ora strumenti avanzati per l'elaborazione e l'interpretazione di immagini in una varietà di contesti.

Una delle applicazioni più significative è nel campo della diagnostica. Algoritmi di IA come le reti neurali convoluzionali (CNN) sono utilizzati per analizzare immagini radiologiche, come radiografie, permettendo così di avere un'assistenza nell'identificazione di patologie.

Nel contesto agricolo, l'analisi delle immagini attraverso l'IA può essere utilizzata per identificare malattie nelle colture, valutare la qualità del suolo e persino prevedere rese

agricole interagendo con modelli previsionali. Inoltre, i dati satellitari possono essere analizzati per monitorare le condizioni ambientali e prevedere eventi catastrofici come incendi o inondazioni.

I veicoli autonomi (VA) utilizzano algoritmi di IA per elaborare immagini e dati sensoriali in tempo reale. Questo permette di viaggiare, evitare ostacoli e prendere decisioni cruciali per la sicurezza.

I VA sfruttano quindi tecnologie sensoriali e intelligenza artificiale per prendere decisioni di guida, mitigando rischi comuni della guida umana ed eliminando problemi legati a stanchezza, percezione errata e intossicazione. Sebbene l'IA dei VA rappresenti numerosi vantaggi, emergono due visioni contrastanti: una enfatizza i benefici e la sicurezza derivanti dalle decisioni delle macchine, sostenendo un supporto politico per i VA, mentre l'altra sottolinea potenziali rischi, come errori decisionali e limitazioni della tecnologia IA. La necessità di definire e comunicare chiaramente i benefici della decisionalità IA degli AV è cruciale per evitare un sottoutilizzo della tecnologia dovuto a percezioni di rischio mal riposte. (Cunneen et al., 2019).

La struttura operativa nell'ambito dei VA che include radar, telecamere, reti sensoriali e meccanismi computazionali, si articola generando modelli tridimensionali dell'ambiente e manifestando capacità di discernimento, previsione e adattamento nel contesto di guida al fine di navigare in un ambiente stradale con autonomia e precisione (Hengstler et al., 2016).

Le applicazioni dell'analisi delle immagini e dei dati tramite l'intelligenza artificiale sono vastissime e continuano a crescere. Man mano che le tecniche diventano sempre più sofisticate è probabile che vedremo ulteriori innovazioni e applicazioni che cambieranno radicalmente vari settori (Shakya, 2020).

2.5 Limiti dell'AI

L'intelligenza artificiale (IA) ha subito un'accelerazione notevole negli ultimi anni, con applicazioni che spaziano dalle analisi predittive finanziarie, all'identificazione di modelli climatici, fino all'ottimizzazione delle pratiche agricole.

In particolare, le potenzialità della IA nel campo delle Scienze e Tecnologie Agrarie sono considerevoli, con impatti positivi che riguardano l'efficienza della produzione, la sostenibilità ambientale e la qualità delle colture (Paul et al., 2020).

Tuttavia, questa tecnologia non è esente da limitazioni che ostacolano la sua applicazione in maniera universale ed efficace. Tali limitazioni possono essere categorizzate in diversi ambiti: teorici, pratici ed etici.

Dal punto di vista teorico, le sfide includono la capacità di generalizzazione dei modelli e il fenomeno dell'overfitting. A livello pratico, le limitazioni sono spesso rappresentate dall'accesso a dataset di alta qualità e dalla necessità di potenza di calcolo elevata. Infine, dal punto di vista etico, l'uso dell'IA solleva questioni che riguardano la trasparenza, l'accountability (privacy) e l'impatto socio-economico. Questa panoramica si concentrerà su tre aspetti fondamentali: l'overfitting dei modelli di apprendimento automatico, l'influenza del dataset di training e la necessità di risorse computazionali elevate (of the National Academies, 2012).

L'overfitting è un fenomeno comune in modelli di apprendimento automatico e rappresenta un serio ostacolo alla generalizzazione del modello.

In termini agrari, un modello overfittato potrebbe essere eccellente nel prevedere la resa di un determinato tipo di coltura in condizioni specifiche, ma fallirebbe miseramente quando applicato a un ambiente leggermente diverso. L'overfitting avviene quando il modello 'impara' troppo dai dati di addestramento e 'memorizza' piuttosto che 'generalizzare', rendendolo inadatto a gestire nuovi dati o condizioni (Ying, 2019).

Un altro fattore cruciale è la qualità del dataset di training. Ad esempio, in agronomia, l'uso di dati insufficientemente rappresentativi per addestrare un modello che prevede il comportamento di pesticidi potrebbe portare a risultati errati e potenzialmente dannosi per l'ecosistema.

Una selezione di dati imprecisa o parziale può portare a predizioni inaccurate. Il dataset deve essere specifico, equilibrato e rappresentativo del problema reale, così facendo il modello sarà effettivamente utile (Brain & Webb, 1999).

L'applicazione di algoritmi di apprendimento profondo, particolarmente efficaci nel trattamento di grandi quantità di dati, è limitata dalla disponibilità di potenza di calcolo. In contesti come le scienze agrarie, dove i dati possono provenire da una varietà di sensori e satelliti, la limitazione della potenza di calcolo può rappresentare un serio ostacolo. L'innovazione tecnologica, per contrastare questo problema, ci aiuta grazie ai computer quantistici (Ahmad et al., 2021).

Mentre l'intelligenza artificiale offre molti vantaggi potenzialmente rivoluzionari in vari settori, i suoi limiti non possono essere ignorati. La comprensione e la mitigazione di questi limiti, soprattutto nell'ambito delle scienze agrarie, sono essenziali per il futuro sviluppo e l'applicazione efficace di queste tecnologie.

Strategie come l'uso di tecniche di regolarizzazione per combattere l'overfitting, la cura nella selezione e preparazione del dataset di training, e l'ottimizzazione degli algoritmi per ridurre la necessità di potenza di calcolo, sono passi fondamentali per affrontare con successo le problematiche presenti.

IA IN AGRICOLTURA

3.1 Applicazioni in Agronomia

L'agronomia, come disciplina delle scienze agrarie, ha come obiettivo l'ottimizzazione dei processi legati all'agricoltura per garantire la sostenibilità e la produttività. Parallelamente, l'intelligenza artificiale (IA) sta rivoluzionando numerosi settori, inclusa l'agronomia.

Tradizionalmente, l'agronomia ha fatto uso di tecniche empiriche e meccaniche per raggiungere i suoi obiettivi. Tuttavia, la digitalizzazione e l'avvento dell'IA stanno permettendo una maggiore precisione e automazione. Metodi come il machine learning, l'analisi dei dati e l'ottimizzazione algoritmica sono sempre più applicati per migliorare le pratiche agricole. Algoritmi come Random Forest e Support Vector Machines sono utili per la classificazione e la previsione delle malattie delle piante.

Le Reti Neurali Convoluzionali vengono utilizzate nell'analisi delle immagini, ad esempio per identificare le zone di stress idrico o per la stima delle rese.

Si usano inoltre algoritmi di ottimizzazione ossia tecniche impiegate per ottimizzare l'uso di risorse come acqua, fertilizzanti o fitofarmaci. La raccolta e l'analisi di grandi quantità di dati permettono una gestione agricola più efficace e informata.

N° Articoli	Keywords
23	Modelli fenologici
13	Previsione delle rese
149	Riconoscimento delle malerbe
360	Modelli idrici

<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov> (2019-2023)

Uno tra i settori dell'agronomia più influenzati dall'AI sono i modelli fenologici, strumenti matematici che aiutano a prevedere gli stadi di sviluppo fenologico delle piante in base a variabili ambientali come la temperatura, il tasso di umidità e i gradi giorno.

Le reti neurali e gli algoritmi di machine learning possono elaborare grandi quantità di dati provenienti da sensori posti in campo, per affinare le previsioni fenologiche. Ad esempio, algoritmi come le Random Forest possono essere addestrati su dati storici per migliorare la precisione delle previsioni legate agli stadi fenologici delle colture. L'integrazione di queste tecnologie può portare ad una gestione più efficace dei cicli di crescita, ottenendo massimi rendimenti con minor impiego di input (Yalcin, 2017).

La ricerca agronomica, focalizzata sullo studio delle interazioni tra coltura, suolo e ambiente, è essenzialmente basata su sperimentazioni sul campo e si avvale di moderni strumenti statistici per la progettazione di esperimenti verso l'incremento della produzione agricola, l'ottimizzazione dell'uso degli input e la promozione della sostenibilità ambientale. La gestione e l'analisi agile di estesi dataset agronomici, che tengono conto di variazioni spazio-temporali, sono usati scopo di ricerca in applicazioni concretamente implementabili. Pertanto, l'accento è posto sull'adozione di strumenti avanzati per l'analisi di big data, sul ricorso a immagini georeferenziate da satelliti e UAV, e sull'impiego di tecniche IA, per elaborare significativi volumi di dati validabili mediante sperimentazioni (Indian Society of Agronomy. et al., 2020).

In agronomia, vengono implementate specifiche aree della data science, incluse l'acquisizione di dati satellitari e UAV, IoT, e tecniche IA quali Machine e Deep Learning, e analisi dei big data. Algoritmi basati sull'IA hanno dimostrato di poter incrementare la precisione nella previsione delle rese e nella classificazione delle immagini fino all'85%, con studi applicati, quali quello sul grano indiano (*Triticum Aestivum* L.), che ha evidenziato come il modello LSTM (memoria a lungo termine) bidirezionale sia in grado di ridurre l'errore nella previsione di serie temporali di circa il 50% in confronto ai modelli statistici tradizionali. Il modello LSTM quindi serve per analizzare i dati storici e generare previsioni future sulla base delle tendenze e dei modelli identificati nei dati precedenti, consentendo così di prevedere, ad esempio, le rese future delle coltivazioni e di formulare strategie agricole adeguate (Indian Society of Agronomy. et al., 2020).

L'implementazione del System Dynamic Model (SDM), che incapsula topografia, clima, idrologia, risorse naturali e requisiti sociali, proponendo una visione integrata e feedback-guidata degli agroecosistemi, spinge gli agronomi verso una collaborazione

interdisciplinare con esperti di scienza dei dati, aprendo le porte a un potenziale nuovo paradigma nella ricerca agronomica (Indian Society of Agronomy. et al., 2020).

Passando al riconoscimento delle malerbe, la visione artificiale e il deep learning offrono algoritmi di Convolutional Neural Networks (CNN) che possono essere addestrati per analizzare le immagini catturate da droni o sensori posti sugli attrezzi delle macchine operatrici, permettendo una eradicazione mirata e riducendo l'utilizzo di erbicidi. Questo non solo riduce i costi a causa di sprechi e perdite in termini di resa, ma limita anche l'impatto ambientale delle pratiche agricole (Ildar, 2020).

Non meno importanti al giorno d'oggi sono i modelli idrici che traggono beneficio dall'AI attraverso l'ottimizzazione dell'irrigazione. Ci sono sensori posizionati nel terreno o algoritmi che analizzano dati satellitari che possono fornire informazioni dettagliate sul contenuto idrico del suolo anche a seconda della zona pedoclimatica massimizzando l'uso efficiente dell'acqua (Xiang et al., 2021).

La metodologia del telerilevamento (RS) si manifesta come un approccio economicamente e logisticamente vantaggioso rispetto alle indagini terrestri in ambito agricolo, e l'applicazione dell'apprendimento automatico (ML), sotto disciplina dell'intelligenza artificiale, emerge come strategia efficace per l'elaborazione di modelli predittivi e classificativi nei sistemi agricoli multivariati e non lineari. Elaborando l'esperienza derivante dai dati storici, il ML, senza necessitare di programmazione esplicita, e integrato con dati di telerilevamento, esibisce un potenziale notevole per l'instaurazione di sistemi gestionali agricoli real-time, potenziando così le competenze decisionali degli agricoltori (Virnodkar et al., 2020).

L'integrazione di ML e RS ha proattivamente riformulato l'agricoltura di precisione, manifestandosi in applicazioni quali l'identificazione delle colture, previsioni di resa e valutazioni acute dello stress idrico delle colture, con una precisione superiormente raffinata rispetto alle metodologie RS tradizionali. Considerando l'agricoltura come consumatore preponderante di risorse idriche globali, circa il 70%, l'implementazione meticolosa e consapevole delle strategie d'uso dell'acqua emerge come imperativo per massimizzare sia i rendimenti sia la produzione alimentare. La gestione dell'irrigazione focalizzata sullo stress idrico vegetale si è rivelata una strategia non solo idonea al risparmio idrico, ma anche promotrice di un incremento della resa agricola. I risultati

ottenuti mediante studi tra RS e ML hanno già incentivato l'adozione di tali tecnologie da parte di agricoltori, delineandosi come soluzioni promettenti per affrontare le sfide della domanda alimentare globale (Virnodkar et al., 2020).

Il concetto dell'Internet of Things (IoT) sorge dall'ideale di estendere l'integrazione della connettività Internet oltre i confini dei computer e dispositivi mobili, estendendosi verso un'ampia gamma di entità, processi e ambiti vari. Le entità connesse nell'ambito IoT possono comprendere veicoli aerei non pilotati (UAV) destinati a operazioni di monitoraggio, o sistemi di irrigazione dotati di intelligenza artificiale. L'IoT ha trovato applicazioni significative in questi contesti dove dispositivi, sensori e gadget, sistemi di sicurezza con circuito chiuso e ulteriori dispositivi interconnessi comunicano tra loro e con il proprietario, con lo scopo ultimo di elevare la qualità della vita (Ukhurebor et al., 2021). Nel settore agricolo, le entità interconnesse integranti le applicazioni IoT possono comprendere una varietà di sensori, capaci di registrare parametri climatici e meteorologici in tempo reale, contenuto di umidità del suolo, temperatura terrestre, e livelli di ammoniaca in scenari di allevamento avicolo e dispositivi come UAV o immagini acquisite via satellite per il monitoraggio in sito dei campi. Questi dispositivi interconnessi, mediante un'intensa rete comunicativa, adottano decisioni istantanee relative ai processi agricoli, alle operazioni di vendita, e alla gestione complessiva, calibrando le decisioni sulla base di un vasto quadro informativo (Ukhurebor et al., 2021).

L'intelligenza artificiale sta rivoluzionando il campo dell'agronomia, fornendo strumenti avanzati per la gestione delle colture, dall'analisi fenologica al controllo delle malerbe e all'ottimizzazione dell'uso idrico. L'adozione di queste tecnologie è fondamentale per affrontare le sfide future dell'agricoltura, come l'incremento della popolazione mondiale e il cambiamento climatico.

Anche nel campo dell'agronomia però dobbiamo tenere conto che ci sono limiti e problematiche. Riportando alcuni esempi si parla della necessità di dati accurati per l'addestramento dei modelli. Inoltre sicuramente bisogna valutare aspetti etici che sono molto preoccupanti come il forte impatto che si avrà sul lavoro agricolo umano.

L'IA ha un potenziale significativo pur presentando alcune sfide quindi le future direzioni di ricerca dovrebbero mirare a superare queste limitazioni, integrando ulteriormente i vantaggi dell'IA nelle pratiche agricole sostenibili.

3.2 Applicazioni in Patologia Vegetale

La patologia, intesa come lo studio di malattie delle piante, è una disciplina che si avvale sempre più della tecnologia avanzata per migliorare la diagnosi, il trattamento e la gestione delle malattie poiché possono avere un impatto significativo sulla produttività e sulla sostenibilità agricola.

N° Articoli	Keywords
12	Modelli epidemiologici
135	Identificazione/prevenzione malattie
62	Gestione delle malattie vegetali

<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov> (2019-2023)

Nel panorama attuale, l'IA è stata utilizzata in diverse applicazioni patologiche, variando dalla classificazione di campioni istologici all'identificazione di pattern molecolari correlati a specifici stadi di malattie (Prabha, 2021).

Esistono diversi modelli di malattie come i modelli epidemiologici di cui tanto abbiamo sentito parlare durante la pandemia per il Covid-19.

Nelle scienze agrarie, i modelli epidemiologici servono a prevedere l'incidenza e la diffusione di malattie in popolazioni vegetali (Anwar et al., 2022).

Questi modelli possono essere ulteriormente perfezionati con l'uso di tecniche di Machine Learning per fornire previsioni più accurate o con il riconoscimento di immagini attraverso reti neurali convoluzionali (CNN) che hanno mostrato grande promessa nella diagnosi precoce delle malattie vegetali da immagini fogliari (Haruna et al., 2023).

Nel caso della patologia vegetale dobbiamo tenere conto del sovradattamento (Overfitting), fenomeno nel quale l'IA, per forza di cose, è stato addestrato su un insieme di dati limitato o non rappresentativo quindi può sovrastimare o sottostimare la gravità di una malattia, portando a misure di controllo inadeguate.

L'importanza dell'identificazione e della prevenzione precoci delle malattie delle piante, fondamentali per mitigare carestie e insicurezza alimentare globale, ha spinto alla creazione di un nuovo modello ibrido per la classificazione delle malattie fogliari. Questo modello, caratterizzato da alta precisione e bassa complessità computazionale, integra l'algoritmo di impollinazione dei fiori (FPA), la macchina vettoriale di supporto (SVM), e un

classificatore basato su reti neurali convoluzionali (CNN). Sfruttando tecniche di ottimizzazione metaeuristiche, vengono estratte caratteristiche da un set di dati di immagini di piante di melo, uva e pomodoro mediante onde bidimensionali (2D-DWT), e vengono selezionate quelle funzionalità che massimizzano le prestazioni del classificatore. Le prestazioni dell'algoritmo di ottimizzazione FPA e SVM sono confrontate con l'algoritmo di ottimizzazione dello sciame di particelle e, successivamente, le prestazioni di classificazione sono determinate usando il minor numero di funzionalità possibile, mantenendo elevate le prestazioni per il classificatore CNN. Questo classificatore, riducendo la complessità del modello e affrontando il problema degli iperparametri del modello, è poi integrato in un kit di sviluppo e testato in tempo reale su un veicolo aereo senza pilota (UAV), risultando in grado di classificare in tempo reale e con alta precisione le malattie fogliari di specifiche piante (Yağ & Altan, 2022).

Nel contesto della gestione delle malattie vegetali, i sistemi di consulenza e previsione basati sulle condizioni meteorologiche forniscono strumenti essenziali per ottimizzare la protezione delle piante attraverso allarmi tempestivi relativi all'emergenza di parassiti e patologie (Newe et al., 2003).

Nonostante il persistente requisito di controllo manuale in campo da parte degli agricoltori, l'adozione di sistemi di consulenza digitale ha portato a una gestione del tempo e dei processi più efficiente per l'efficacia delle misure fitosanitarie (Damos, 2015). Nonostante ciò, persiste la necessità di ulteriori sviluppi metodologici e tecnologici.

Le interazioni tra piante e microbi, caratterizzate da modificazioni delicate nella biochimica e struttura vegetale, possono essere categorizzate in interazioni compatibili (patogenesi) e incompatibili (risposta di resistenza), richiedendo una caratterizzazione dettagliata per distinguere sintomi patogenici, reazioni di resistenza, stress abiotico e firme spettrali di fogliame sano.

In questo ambito, l'imaging multispettrale e iperspettrale emerge come tecnica prediletta per analizzare tali interazioni, spaziando dall'analisi a livello cellulare a quella della chioma vegetale (Kuska et al., 2022).

L'AI può anche introdurre bias nei modelli di malattie, come la discriminazione di particolari varietà vegetali, se i dati di addestramento non sono adeguatamente equilibrati. D'altro canto questi comforts porterebbero ad una arretratezza da parte degli agricoltori perchè con il tempo avremo persone meno competenti. Quindi la dipendenza dall'IA porterebbe ad avere diagnosi manuali / visive e trattamenti per malattie meno accurate. Una possibile soluzione potrebbe essere di coinvolgere sia esperti in intelligenza artificiale che in scienze agrarie; fondamentale per il successo a lungo termine di queste iniziative.

3.3 Applicazioni in Erbacee, Arboree, Orticoltura

L'intelligenza artificiale può essere utilizzata in vari modi nel campo agricolo, utilizzando diverse tecniche come il Machine Learning (ML), il Deep Learning e la Computer Vision.

Grazie ai metodi di ML, come la regressione lineare e gli alberi decisionali si possono prevedere rendimenti, condizioni climatiche e malattie delle piante (Zhou, 2021b).

I modelli come le reti neurali convoluzionali (CNN) del Deep Learning sono utilizzati nell'analisi delle immagini per la classificazione delle malattie delle piante e l'identificazione dei parassiti che tornano utili anche in questo contesto.

Infine la tecnologia Computer Vision sfruttata per l'analisi in tempo reale del terreno e delle piante, spesso integrata in droni o robot/macchine agricole.

N° Articoli	Keywords
114	Gestione delle colture
71	Gestione irrigazione
72	Sistemi di analisi immagini
54	Stima dimensioni e massa

<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov> (2019-2023)

Cereali e leguminose, quindi le colture erbacee trovano applicazioni dell'AI e hanno mostrato una capacità notevole nel migliorare la gestione delle colture. Ad esempio, i modelli di Machine Learning possono essere utilizzati per prevedere l'efficacia di diversi tipi di fertilizzanti su specifici tipi di suolo (Swaminathan et al., 2023).

Nel settore delle colture arboree, come frutteti e oliveti, la Computer Vision si è rivelata particolarmente utile. Ad esempio, i droni equipaggiati con telecamere ad alta risoluzione possono sorvolare un frutteto e utilizzare algoritmi di IA per identificare piante malate o infestate da parassiti.

Anche la gestione dell'irrigazione può essere ottimizzata attraverso modelli di Machine Learning che prendono in considerazione variabili come l'umidità del suolo, la temperatura e le previsioni meteo (Xiang et al., 2021).

L'impiego dell'intelligenza artificiale e della robotica nel mondo agricolo presuppone una profonda cognizione e interpretazione delle proprietà fisiche dell'entità oggetto di studio.

Ad esempio, la valutazione della resa agraria è una circostanza in cui tali proprietà incisivamente condizionano l'estimazione quantitativa della massa del prodotto. Nel seguente lavoro viene introdotto un sistema di analisi d'immagine innovativo basato sull'intelligenza artificiale, che adopera un rilevamento multiclasse combinato con una segmentazione specifica per ciascuna istanza dei frutti rappresentati nell'immagine, fornendo ulteriori stime sulle dimensioni e sulla massa (Lee et al., 2020).

Vengono sottoposti un insieme di dati visivi concernenti pomodori, con specifiche relative a massa e dimensioni, acquisiti mediante un sistema di visione calibrato e strumentazione di precisione. Successivamente deduciamo le effettive dimensioni del frutto. L'analisi ha rivelato una corrispondenza significativamente alta tra dimensioni e massa, attestando la capacità degli algoritmi di intelligenza artificiale di apprendere efficacemente tali intrinseche correlazioni al fine di dedurre la massa totale (Lee et al., 2020).

Gli esiti ottenuti rivelano un'intersezione media, in rapporto all'unione pari al 96,05%, una precisione media del 92,28%, un indice di rilevamento dell'accuratezza del 99,02% e una precisione complessiva del 99,7%. L'errore percentuale medio nella deduzione della massa si attesta al 7,09% su un campione di 77 unità utilizzando un modello di regressione basato su un albero d'insieme.

Tale metodologia ha potenziale applicabilità in ulteriori contesti di visione artificiale e robotica, come nei sistemi di dimensionamento, confezionamento e raccolta automatizzata, nonché in altri dispositivi di misurazione (Lee et al., 2020).

L'orticoltura trae anche essa numerosi vantaggi dall'uso dell'AI. Un'applicazione recente è l'uso di robot per la raccolta localizzata di frutti e verdure. Questi robot utilizzano la Computer Vision e il Machine Learning per distinguere tra frutti maturi e immaturi.

Inoltre, l'IA può aiutare nella gestione della filiera di approvvigionamento, monitorando le condizioni delle colture in tempo reale e prevedendo la domanda di mercato per vari prodotti orticoli (Confederation of Horticulture Associations of India, 2021).

Si prospetta che, nell'immediato futuro, l'agricoltura subirà un cambiamento verso sistemi più autonomi e informati. Diverse fonti di acquisizione dati, come droni aerei, sensori ambientali in serre e tunnel, oltre ai satelliti per l'osservazione della Terra, stanno diventando strumenti indispensabili per un monitoraggio globale e in tempo reale delle colture erbacee, arboree e orticole.

3.4 Applicazioni in Meccanizzazione

La meccanica agraria è una disciplina che studia l'implementazione di macchinari e tecnologie per ottimizzare i processi agricoli. Con l'avvento dell'Intelligenza Artificiale (IA), il campo ha assistito a un'accelerazione significativa nello sviluppo e nell'applicazione di soluzioni innovative.

La meccanica agraria ha le sue radici nei primi tentativi di meccanizzazione dell'agricoltura, l'IA è un campo emergente che ha visto una rapida crescita negli ultimi decenni. L'intersezione delle due discipline ha portato a soluzioni come trattori autonomi, sistemi di irrigazione intelligenti e monitoraggio predittivo delle rese e dei bisogni delle colture (Herren, 2014).

N° Articoli	Keywords
15	Gestione autonoma degli impianti
202	Modelli di riconoscimento
7	Compattamento del terreno

<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov> (2019-2023)

L'uso della robotica in agricoltura ha preso piede soprattutto per l'esecuzione di compiti come la raccolta, la potatura e il monitoraggio delle piante. La visione computerizzata, una branca dell'IA, è fondamentale per il riconoscimento e l'interpretazione delle strutture vegetali.

Esempi come la gestione autonoma di serre o sistemi di irrigazione controllati dall'IA dimostrano l'efficacia e la versatilità delle applicazioni in questo ambito.

Algoritmi come reti neurali convoluzionali (CNN) sono frequentemente utilizzati per analizzare immagini e identificare specifiche parti della pianta come branche primarie, secondarie e gemme. Un altro strato di analisi può poi valutare la qualità delle gemme e selezionare quelle ottimali per la potatura o altre operazioni.

Quindi questi modelli di riconoscimento possono essere integrati in robot agricoli per eseguire automaticamente compiti come la potatura selettiva, la raccolta di frutti maturi o l'applicazione mirata di trattamenti fitosanitari (Duckett et al., 2018).

Questo tipo di approccio basato sull'IA per il riconoscimento delle strutture vegetali può portare a un'agricoltura più efficiente e meno dispendiosa in termini di risorse.

Tuttavia, la complessità nel formare modelli accurati e robusti rappresenta sicuramente una problematica impegnativa.

Anche il compattamento del terreno è una questione critica in meccanica agraria dato che influenza direttamente la salute del suolo e la produttività delle colture. Modelli predittivi basati su IA possono fornire preziose informazioni per una gestione ottimizzata.

Algoritmi di Machine Learning come le reti neurali artificiali o tecniche di regressione possono essere utilizzate per prevedere il grado di compattamento del suolo basandosi su variabili come il tipo di suolo, il carico del macchinario, le condizioni meteorologiche, il tipo di gommatura e i metodi di lavorazione.

Una volta sviluppato, il modello può essere integrato in sistemi di gestione del suolo per aiutare gli agricoltori a prendere decisioni informate riguardo a quando e come lavorare il terreno, riducendo il rischio di compattamento (Zha, 2020).

Capitolo 4

DISCUSSIONE

4.1 DISCUSSIONE

L'ascesa dell'Intelligenza Artificiale (IA) nell'ambito agricolo, delineata attraverso l'efficace fusione di tecnologia e pratica agronomica, conduce indubbiamente a un'epocale metamorfosi del settore, promuovendo una sostenibilità avanzata, incremento della produttività e allo stesso tempo innesca grandi interrogativi sul piano etico, tecnologico e umano. Esplorando la simbiosi dell'IA con l'agricoltura, emergono paradigmatiche convergenze, tra l'ottimizzazione degli input produttivi e l'integrità etica, oltre alla salvaguardia del sapere agronomico umano.

Un punto cardine si manifesta nella capacità dell'IA di interpretare complesse matrici di dati, promuovendo una gestione delle risorse e delle patologie vegetali che, mentre capitalizza su un inestimabile afflusso di dati e previsioni, simultaneamente solleva cruciali questioni sull'integrità, la sicurezza dei dati e la preservazione di un equilibrio tra autonomia tecnologica e competenza umana.

La gradualità con la quale l'IA si impronta nell'agricoltura non è esente da ostacoli e sfide, particolarmente in termini di accessibilità, formazione e integrazione nell'esperienza agricola esistente, poiché la digitalizzazione richiede un'importante consapevolezza e agilità nel navigare.

Le frontiere avanzate dell'IA si manifestano attraverso un susseguirsi di rivoluzioni, in cui algoritmi, Machine Learning e tecnologie di visione computerizzata si intrecciano con pratiche agronomiche, inducendo tanto un aumento delle potenzialità produttive quanto la necessità di una navigazione consapevole tra avanzamento ed etica, soprattutto nel contesto di una varietà di scenari agricoli e risorse disponibili.

Le realtà di colture erbacee, arboree e orticole evidenziano il vasto impiego dell'IA, dalla previsione e gestione di risorse ed elementi nutritivi, all'identificazione e gestione di patologie, fino alla manipolazione robotizzata delle colture. La meccanica agraria utilizza strumenti di una precisione ed efficienza straordinaria per un'agricoltura di precisione, mentre simultaneamente risveglia interrogativi quanto a come gestire e distribuire

equamente tali innovazioni in un panorama globale molto vario in termini di risorse, competenze e accessibilità.

L'esplorazione di tali dinamiche intrinseche e potenzialità dell'IA in agricoltura, richiede pertanto un dialogo continuo, dove la pratica, la tecnologia e l'etica siano intrecciate in una discussione che si proietti non solamente verso l'efficienza e la produttività, ma altresì verso la sostenibilità, l'equità e la preservazione della sapienza agronomica umana nel futuro digitale del settore agricolo.

Capitolo 5

CONCLUSIONI

5.1 CONCLUSIONI

La tesi affronta l'intersezione critica tra cambiamenti socio-economici, sostenibilità ambientale e l'evoluzione tecnologica nel settore agricolo.

In questo contesto, due forze motrici emergono come particolarmente influenti: il Green Deal europeo e l'aumento demografico. Questi elementi funzionano come catalizzatori, intensificando l'urgenza di adottare metodi agricoli più sostenibili ed efficienti in risposta alla diminuzione delle terre arabili, alla pressione idrica e all'uso eccessivo di fitofarmaci.

L'Intelligenza Artificiale (IA), inclusi il Machine Learning (ML) e il Deep Learning (DL), è identificata come una forza trasformativa nel migliorare sia la sostenibilità che l'efficienza in agricoltura. L'IA ha dimostrato un potenziale applicativo vasto, dalla gestione dell'irrigazione e la diagnostica delle malattie delle piante fino all'analisi avanzata del suolo.

Metodi di analisi delle immagini, sostenuti da reti neurali convoluzionali, si sono rivelati efficaci nello screening fitosanitario, mentre algoritmi come Random Forest e Support Vector Machines hanno applicazioni in previsione di rendimento e gestione delle risorse.

Anche attraverso l'impiego di strumenti valutativi quali le matrici di confusione, che offrono una rappresentazione quantitativa dell'efficienza di tali algoritmi, riusciamo a dedurre che possiamo trarne molti vantaggi grazie a questi supporti.

Nonostante il potenziale dell'IA, sono presenti svariate limitazioni. Problemi come l'overfitting, la necessità di una elevata potenza di calcolo e le questioni etiche rappresentano sfide significative ma affrontabili con buona volontà.

È quindi importante considerare un framework etico e normativo, specialmente nel contesto europeo, dove il Green Deal potrebbe fungere da guida per l'implementazione etica dell'IA.

La meccanica agraria, con l'integrazione dell'IA, mostra promesse significative per rivoluzionare le pratiche agricole tradizionali. Da trattori autonomi a sistemi di irrigazione intelligenti, le applicazioni sono numerose e potenzialmente rivoluzionarie. La robotica e la visione computerizzata aggiungono un altro strato di automazione e precisione,

ottimizzando la raccolta e la gestione del terreno, inclusa la questione del compattamento del suolo.

La convergenza delle sfide socio-economiche e ambientali con l'avanzamento tecnologico nell'IA offre un'opportunità senza precedenti per l'agricoltura sostenibile. Tuttavia, questa transizione richiederà un grande impegno per superare gli ostacoli tecnologici, etici e normativi.

L'Europa, con il suo Green Deal e un ecosistema di ricerca avanzato grazie a ricercatori di tutto il mondo e sistemi universitari pregiati, ha il potenziale di guidare questo cambiamento, assicurando un futuro agricolo che sia sostenibile ed efficiente.

La tesi fornisce dunque un contributo fondamentale nell'espansione della conoscenza accademica sul ruolo trasformativo dell'IA nelle scienze agrarie, enfatizzando sia le opportunità che le responsabilità inerenti a questa rivoluzione imminente.

6.1 Bibliografia / Sitografia

- Ahmad, T., Zhang, D., Huang, C., Zhang, H., Dai, N., Song, Y., & Chen, H. (2021). Artificial intelligence in sustainable energy industry: Status Quo, challenges and opportunities. In *Journal of Cleaner Production* (Vol. 289). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.125834>
- Anwar, N., Ahmad, I., Raja, M. A. Z., Naz, S., Shoaib, M., & Kiani, A. K. (2022). Artificial intelligence knacks-based stochastic paradigm to study the dynamics of plant virus propagation model with impact of seasonality and delays. *The European Physical Journal Plus*, 137(1), 144. <https://doi.org/10.1140/epjp/s13360-021-02248-4>
- Bengio, Y., Goodfellow, I., & Courville, A. (2015). *Deep Learning*.
- Brain, D., & Webb, G. I. (n.d.). *On the effect of data set size on bias and variance in classification learning*.
- Confederation of Horticulture Associations of India, N. S. (2021). International journal of innovative horticulture. In *International Journal of Innovative Horticulture* (Vol. 10, Issue 2). Confederation of Horticulture Associations of India. <https://www.indianjournals.com/ijor.aspx?target=ijor:ijih&volume=10&issue=2&article=003>
- Cunneen, M., Mullins, M., & Murphy, F. (2019). Autonomous Vehicles and Embedded Artificial Intelligence: The Challenges of Framing Machine Driving Decisions. *Applied Artificial Intelligence*, 33(8), 706–731. <https://doi.org/10.1080/08839514.2019.1600301>
- Duckett, T., Pearson, S., Blackmore, S., Grieve, B., Chen, W.-H., Cielniak, G., Cleaversmith, J., Dai, J., Davis, S., Fox, C., From, P., Georgilas, I., Gill, R., Gould, I., Hanheide, M., Hunter, A., Iida, F., Mihalyova, L., Nefti-Meziani, S., ... Yang, G.-Z. (2018). *Agricultural Robotics: The Future of Robotic Agriculture*. <http://arxiv.org/abs/1806.06762>
- El Naqa, I., & Murphy, M. J. (2015). What Is Machine Learning? In *Machine Learning in Radiation Oncology* (pp. 3–11). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-18305-3_1
- Ghobadi, F., & Kang, D. (2023). Application of Machine Learning in Water Resources Management: A Systematic Literature Review. *Water*, 15(4), 620. <https://doi.org/10.3390/w15040620>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (n.d.). *Deep learning*.
- Haq, M. A. (2021). CNN Based Automated Weed Detection System Using UAV Imagery. *Computer Systems Science and Engineering*, 42(2), 837–849. <https://doi.org/10.32604/csse.2022.023016>
- Haruna, A. A., Badi, I. A., Muhammad, L. J., Abuobieda, A., & Altamimi, A. (2023). CNN-LSTM Learning Approach for Classification of Foliar Disease of Apple. *2023 1st International Conference on Advanced Innovations in Smart Cities (ICAISC)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICAISC56366.2023.10085039>

- Hengstler, M., Enkel, E., & Duelli, S. (2016). Applied artificial intelligence and trust- The case of autonomous vehicles and medical assistance devices. *Technological Forecasting and Social Change*, 105, 105–120. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2015.12.014>
- Herren, R. V. (n.d.). *Agricultural mechanics : fundamentals and applications*. Retrieved September 12, 2023, from https://books.google.it/books?hl=en&lr=&id=LoHAAGAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR5&dq=agricultural+mechanics&ots=5Yaa6WXYhn&sig=fYCmdOkRH4dNmK5T2UzSl8jaEE&redir_esc=y#v=onepage&q=agricultural+mechanics&f=false
- HIGH-LEVEL EXPERT GROUP ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE A DEFINITION OF AI: MAIN CAPABILITIES AND DISCIPLINES Definition developed for the purpose of the AI HLEG's deliverables. (n.d.). <https://ec.europa.eu/digital-single->
- Ildar, R. (2020). Artificial Intelligence in Weed Recognition Tasks. *Asian Journal of Applied Science and Technology*, 04(02), 70–81. <https://doi.org/10.38177/ajast.2020.4210>
- Indian Society of Agronomy., K. V., Rakesh, V., & Rao, E. V. S. P. (2020). Indian journal of agronomy. In *Indian Journal of Agronomy* (Vol. 65, Issue 4). Indian Society of Agronomy. <https://www.indianjournals.com/ijor.aspx?target=ijor:ija&volume=65&issue=4&article=001>
- Kamilaris, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2018). Deep learning in agriculture: A survey. In *Computers and Electronics in Agriculture* (Vol. 147, pp. 70–90). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.02.016>
- Korteling, J. E. (Hans)., van de Boer-Visschedijk, G. C., Blankendaal, R. A. M., Boonekamp, R. C., & Eikelboom, A. R. (2021). Human- versus Artificial Intelligence. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 4, 622364. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.622364>
- Kuska, M. T., Heim, R. H. J., Geedicke, I., Gold, K. M., Brugger, A., & Paulus, S. (2022). Digital plant pathology: a foundation and guide to modern agriculture. *Journal of Plant Diseases and Protection*, 129(3), 457–468. <https://doi.org/10.1007/s41348-022-00600-z>
- Lee, J., Nazki, H., Baek, J., Hong, Y., & Lee, M. (2020). Artificial Intelligence Approach for Tomato Detection and Mass Estimation in Precision Agriculture. *Sustainability*, 12(21), 9138. <https://doi.org/10.3390/su12219138>
- Likas, A., Vlassis, N., & Verbeek, J. J. (2003). The global k-means clustering algorithm. In *Pattern Recognition* (Vol. 36). www.elsevier.com/locate/patcog
- Linaza, M. T., Posada, J., Bund, J., Eisert, P., Quartulli, M., Döllner, J., Pagani, A., G. Olaizola, I., Barriguinha, A., Moysiadis, T., & Lucat, L. (2021). Data-Driven Artificial Intelligence Applications for Sustainable Precision Agriculture. *Agronomy*, 11(6), 1227. <https://doi.org/10.3390/agronomy11061227>
- Luvisi, A. (n.d.). *Le malattie delle piante tra robot, AI e reti neurali*.
- Mahesh, B. (2018). Machine Learning Algorithms-A Review. *International Journal of Science and Research*. <https://doi.org/10.21275/ART20203995>
- Muggleton, S. (2014). Alan Turing and the development of Artificial Intelligence. *AI Communications*, 27(1), 3–10. <https://doi.org/10.3233/AIC-130579>
- Multiclass Classification Using Support Vector Machines _ Baeldung on Computer Science. (n.d.).
- Noble, W. S. (2006). What is a support vector machine? *Nature Biotechnology*, 24(12), 1565–1567. <https://doi.org/10.1038/nbt1206-1565>

- of the National Academies, T. (2012). *Artificial Intelligence Applications to Critical Transportation Issues*. www.TRB.org
- O'Leary, D. E. (2013). Artificial Intelligence and Big Data. *IEEE Intelligent Systems*, 28(2), 96–99. <https://doi.org/10.1109/MIS.2013.39>
- Paul, P. K., Bhuimali, A., Sinha, R. R., Aithal, P. S., Tiwary, K. S., & Saavedra, R. (n.d.). *Agricultural Data Science as a Potential Field and Promoting Agricultural Activities & Sustainable Agriculture*. <https://ssrn.com/abstract=3768117>
- Prabha, K. (2021). Disease sniffing robots to apps fixing plant diseases: applications of artificial intelligence in plant pathology—a mini review. *Indian Phytopathology*, 74(1), 13–20. <https://doi.org/10.1007/s42360-020-00290-3>
- Seber, G. A. F. (George A. F., & Lee, A. J. (2003a). *Linear regression analysis*. Wiley-Interscience.
- Seber, G. A. F. (George A. F., & Lee, A. J. (2003b). *Linear regression analysis*. Wiley-Interscience.
- Shakya, Dr. S. (2020). Analysis of Artificial Intelligence based Image Classification Techniques. *Journal of Innovative Image Processing*, 2(1), 44–54. <https://doi.org/10.36548/jiip.2020.1.005>
- Shubhendu, S., & Vijay, J. (2013). *Applicability of Artificial Intelligence in Different Fields of Life* (Vol. 1, Issue 1). www.ijser.in
- Suthaharan, S. (2016). *Support Vector Machine* (pp. 207–235). Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7641-3_9
- Swaminathan, B., Palani, S., Vairavasundaram, S., Kotecha, K., & Kumar, V. (2023). IoT-Driven Artificial Intelligence Technique for Fertilizer Recommendation Model. *IEEE Consumer Electronics Magazine*, 12(2), 109–117. <https://doi.org/10.1109/MCE.2022.3151325>
- Tiple, V. (2020). Recommendations on the European Commission's WHITE PAPER on Artificial Intelligence - A European approach to excellence and trust, COM(2020) 65 final (the 'AI White Paper'). *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3706099>
- Townsend, J. T. (1971). Theoretical analysis of an alphabetic confusion matrix. *Perception & Psychophysics*, 9(1), 40–50. <https://doi.org/10.3758/BF03213026>
- Ukhurebor, K. E., Adetunji, C. O., Olugbemi, O. T., Nwankwo, W., Olayinka, A. S., Umezuruike, C., & Hefft, D. I. (2021). Precision agriculture: Weather forecasting for future farming. In *AI, Edge and IoT-based Smart Agriculture* (pp. 101–121). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-823694-9.00008-6>
- Virnodkar, S. S., Pachghare, V. K., Patil, V. C., & Jha, S. K. (2020). Remote sensing and machine learning for crop water stress determination in various crops: a critical review. *Precision Agriculture*, 21(5), 1121–1155. <https://doi.org/10.1007/s11119-020-09711-9>
- Wang, J.-Y. (n.d.). *Application of Support Vector Machines in Bioinformatics*.
- Xiang, X., Li, Q., Khan, S., & Khalaf, O. I. (2021). Urban water resource management for sustainable environment planning using artificial intelligence techniques. *Environmental Impact Assessment Review*, 86. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2020.106515>
- Yağ, İ., & Altan, A. (2022). Artificial Intelligence-Based Robust Hybrid Algorithm Design and Implementation for Real-Time Detection of Plant Diseases in Agricultural Environments. *Biology*, 11(12), 1732. <https://doi.org/10.3390/biology11121732>

- Yalcin, H. (2017). Plant phenology recognition using deep learning: Deep-Pheno. *2017 6th International Conference on Agro-Geoinformatics*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/Agro-Geoinformatics.2017.8046996>
- Ying, X. (2019). An Overview of Overfitting and its Solutions. *Journal of Physics: Conference Series*, 1168(2). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1168/2/022022>
- Zha, J. (2020). Artificial Intelligence in Agriculture. *Journal of Physics: Conference Series*, 1693(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1693/1/012058>
- Zhou, Z.-H. (2021a). Clustering. In *Machine Learning* (pp. 211–240). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-1967-3_9
- Zhou, Z.-H. (2021b). Decision Trees. In *Machine Learning* (pp. 79–102). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-1967-3_4