

SOIL MOISTURE REMOTE SENSING IN AGRICULTURE: A REVIEW¹

Svetoslav Atanasov, PhD Student

Department of Electrical engineering, electronics and automation,
Trakia University, Bulgaria
Phone.: +359 885 66 24 21
E-mail: svetoslav.atanasov@trakia-uni.bg

Prof. Plamen Daskalov, PhD

Department of Automatics and Mechatronics,
“Angel Kanchev” University of Ruse
E-mail: daskalov@uni-ruse.bg

Prof. Tanya Pehlivanova-Gotcheva, PhD

Department of Electrical engineering, electronics and automation,
Trakia University, Bulgaria
E-mail: tanya.pehlivanova@trakia-uni.bg

Abstract: The accurate and prompt data regarding the water levels of crops and soil moisture are crucially important in the context of contemporary precision agriculture and intelligent farming practices. According to projections from the Food and Agriculture Organization (FAO), the global population is anticipated to reach nearly 10 billion people by 2050. To meet the nutritional needs of this growing population, estimates suggest that current food production must be augmented by 59-98%. Roughly 70% of the Earth's freshwater reserves are utilized by agriculture, and it is estimated that approximately 50% of this water is lost or wasted. Soil plays a crucial role in global food production, with up to 95% of the world's food supply relying on it. However, due to unsustainable farming methods, excessive use of natural resources, and increasing populations, approximately one-third of the world's soils have already undergone degradation. Experts predict that if soil erosion continues at its current rate, crop yields could suffer a significant 10% decline by 2050. Furthermore, soils are teeming with life, hosting approximately 25% of the planet's biodiversity. For a considerable duration, remote sensing (RS) has played a pivotal role in facilitating decision-making in the agricultural domain worldwide. In the current era, the incorporation of RS has become indispensable for attaining elevated productivity and sustainability in agriculture. The scientific works analyzed is categorized in: RS soil moisture on large scale level, RS soil moisture on field level and, RS soil moisture on greenhouse level. The outcomes of this research hold potential advantages for individuals engaged in sustainable agriculture, including researchers, academics, and aspiring students.

Keywords: Precision irrigation, Smart farming, Remote sensing, Soil moisture monitoring, Non-invasive.

ВЪВЕДЕНИЕ

Запасите от прясна вода за напояване трябва да се използват пестеливо и разумно, тъй като водата е безценен природен ресурс, който е в недостиг в голяма част от Земята. Напояването е от решаващо значение за продуктивността на земеделието в световен мащаб. Въпреки това, ефективността на използване на водата за напояване и опазване на водните ресурси често са по-ниски, отколкото се очаква. Изчислено е, че селското стопанство използва над 70% от световните запаси от прясна вода, като около половината от тях се губят и пилеят (United Nations Development Programme, 2021).

¹ Докладът е представен в секция Електротехника, електроника и автоматика на 27 октомври 2023 с оригинално заглавие на български език: ОТДАЛЕЧЕНО ИЗМЕРВАНЕ ВЛАГОСЪДЪРЖАНИЕТО НА ПОЧВАТА В ЗЕМЕДЕЛИЕТО: ОБЗОР НА СЪСТОЯНИЕТО

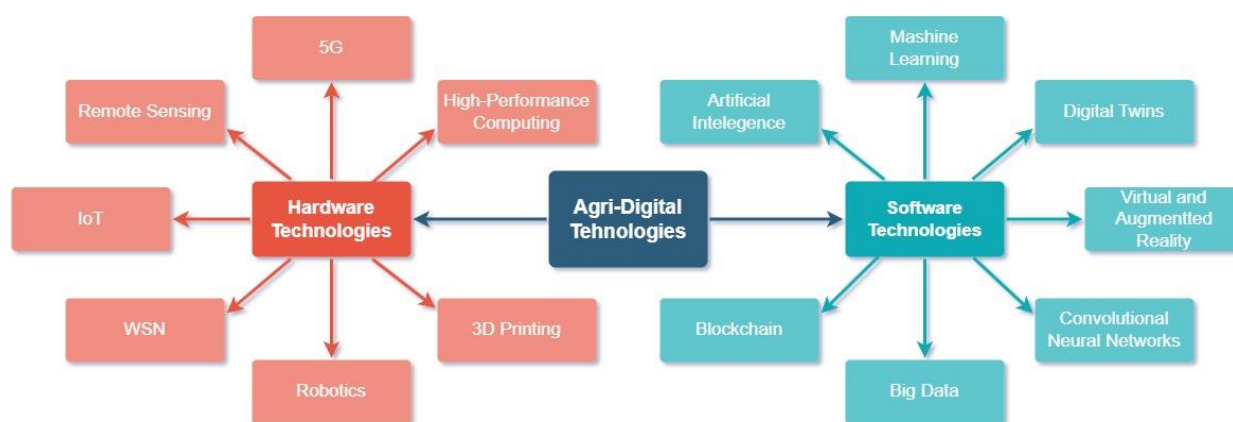
ИЗЛОЖЕНИЕ

Прецизно земеделие и дигитални технологии

Навлизането на т. нар. *прецизно земеделие* (en: Precision agriculture) и *дигиталните технологии* в областта на селското стопанство са начини за оптимизиране и усъвършенстване на процесите в него.

Въпреки, че съществуват по-сложни дефиниции, простото описание на прецизното земеделие (ПЗ) е начин да се *"прилага правилната обработка на точното място в точното време"* (Gebbers *et al.*, 2010). ПЗ представлява модерна концепция за управление на фермата, която използва цифрови технологии и данни с цел да оптимизира дейностите в земеделието, като ги прави по-лесни и по-ефективни. Управлението на земеделските дейности се осъществява, като се вземат предвид специфичните нужди на всяка локация (Ammoniaci *et al.*, 2021). Културите обикновено не растат равномерно в полетата заради сеитбообръщението, множество сеитби на една култура в рамките на годината или разлики в почвените хранителни вещества, почвената влага или други фактори, което повлиява добива в съседни парцели в рамките на една нива. Дистанционното наблюдение позволява на земеделския производител да идентифицира зони в полето, които са засегнати, и да приложи конкретни смекчаващи мерки.

Новите хардуерни дигитални технологии правят земеделските дейности все достъпни, като използват комбинация от различни технологии работещи заедно за да подобрят прецизността на земеделските дейности (фиг. 1). Те включват мобилни телефони с висока скорост на интернет (5G), технологии за отдалечено наблюдение с висока разделителна способност чрез снимки от сателити и безпилотни летателни апарати, сензори, свързани в Интернет на нещата (IoT), безжични сензорни мрежи (WSN), роботика, 3D printing и високопроизводителни изчисления (HPC) (Kalaitzoglou *et al.*, 2021):



Фиг. 1. Съвременни дигитални технологии с приложение в земеделието

Основният фактор, който води до използването на ПЗ е WSN, която представлява клъстер от безжични възли, свързани помежду си. Един безжичен възел е съставен от различни компоненти, като радио-предавател, микроконтролер, сензори, антена и допълнителни електронни схеми, които му позволяват да комуникира със шлюз и да предава данните, събрани от своите сензори. Най-често използваните безжични комуникационни протоколи в IoT приложенията за земеделие са Cellular, 6LoWPAN, ZigBee, RFID, Wi-Fi и LoRaWAN (Avşar & Mowla, 2022).

Чрез съвременни софтуерни цифрови технологии, получените от сензорите данни се обработват и анализират (фиг. 1), включително чрез използване на алгоритми за машинно самообучение (ML) (Atanasov, 2021; Spišić *et al.*, 2022; Atanasov *et al.*, 2023), изкуствен интелект (Wakchaure *et al.*, 2023; Wongchai *et al.*, 2022), blockchain технологии (Sakthi & DafniRose, 2022), големи масиви данни (Richards, 2022), конволюционни невронни мрежи

(Seo *et al.*, 2020), виртуална реалност (Chen *et al.*, 2020), augmented reality (Huuskonen & Oksanen, 2018) и дигитални близнаци (Verdouw *et al.*, 2021; Madeira *et al.*, 2022).

Данните, генерирани от сензори, могат да породят големи обеми от данни, достигащи понякога терабайти. Този тип данни има висока спектрална, пространствена и времева резолюция, което прави необходимо използването на напреднали техники за обработка, анализ и интерпретация на данните. С появата на големите масиви от данни се появяват и нови алгоритми и методи за ML, които могат да се справят с този тип данни. Съществуват контролирани и неконтролирани методи за класифициране и групиране на данни от дистанционно наблюдение, като k-средни стойности, изкуствени невронни мрежи, самоорганизиращи се карти или поддържащи векторни машини (Mahlein *et al.*, 2016).

Комбинацията от ML, big data и HPC открива нови възможности за наука с интензивно използване на данни в интердисциплинарната област на агротехнологиите. Алгоритмите за ML, приложени към данни от сензори, трансформират системите за управление на фермите в програми в реално време, управлявани от изкуствен интелект, които предлагат ценни препоръки в подкрепа на вземането на решения от фермерите (Liakos *et al.*, 2018). Подходите за ML са успешно приложени в различни области, като класифициране на болести от изображения на растения с помощта на конволюционни невронни мрежи за различни растителни видове и болести, откриване на насекоми по листа чрез сегментиране на обекти и техники за deep learning (Domingues *et al.*, 2022) и прогнозиране на нивото на почвената влажност (Atanasov, 2021; Atanasov *et al.*, 2023).

Дистанционно изследване

Дистанционното наблюдение (Remote sensing, RS) над 45 години подпомага взимането на решения в областта на селското стопанство, както в глобален план (Domingues *et al.*, 2022), така и на територията на нашата страна (Roumenina *et al.*, 2009).

За разлика от наблюдението *in situ*, RS е процес на измерване и получаване на информация за обекти или явления от разстояние, без осъществяване на пряк физически контакт с тях (Nalli & Kalluri, 2023). Получаването на информация се извършва или чрез анализ на изображения (фотограметрия), или чрез анализ на данни получавани от различни сензори. Основава се на факта, че различните обекти имат специфични физически свойства, които ги правят уникални в техния начин на излъчване, поглъщане и отразяване на електромагнитна енергия от различни спектрални диапазони.

Наблюдението на посевите от страна на фермерите с невъоръжено око с цел оценка на тяхното състояние, без физически да ги докосват, също е форма на RS. Недостатъци на наблюдението с невъоръжено око са, че то отнема време, изисква опитност и не е практично.

Предимство на сензорите е, че улавят излъчената или отразената светлина със дължина на вълната, не само във видимия от човешкото око електромагнитен спектър (от 400 до около 700 nm, а зеленият цвят, свързан с жизнеността на растенията, има дължина на вълната, която се центрира близо до 500 nm (Thomas *et al.*, 2018)). Системите за отдалечено наблюдение използват сензори, които могат да отчетат електромагнитната енергия в различни спектрални диапазони – от ултравиолетовата до радио зоната (Chang *et al.*, 2020). Освен видимите (VIS) RS използва близките инфрачервени (NIR), топлинни електромагнитни диапазони (Richards, 2012), късовълновия инфрачервен (SWIR) и микровълновия, топлинните инфрачервени и микровълнови ленти (Wójtowicz *et al.*, 2016).

Освен, че чрез сензори може да се наблюдава отдалечено, без присъствието на човека на място, информацията от сензорите може да бъде съхранявана, анализирана и визуализирана (напр. като полева карта).

RS може да бъде активно (когато сигнал се излъчва към обекта, например от сателит или самолет и отражението му се открива от сензор) или пасивно (най-често използваното в селското стопанство, например когато сензор монтиран директно върху селскостопанско оборудване улавя отразената от обекта слънчевата светлина) (Richards, 2012).

Като съосновател България е инициатор през 1975 г. на постоянно действаща „Работната група по дистанционни изследвания на Земята (РГДЗ)” към програмата „ИНТЕРКОСМОС”. С помощта на самолет-лаборатории оборудвани с камери и сканиращи системи за RS на земната повърхност в продължение на години са изследвани земно покритие, почви, земеделски култури и водни обекти (Roumenina *et al.*, 2009).

Космическите апарати за RS се считат за най-стабилните платформи сред всички останали. Тези платформи включват сателити, ракети и космически совалки. Космическите платформи се класифицират въз основа на техните орбити и време. Времената за повторно посещение варират в зависимост от орбитата на спътника, като варират от два пъти на ден до до 16 дни. Друго ограничение е, че сателитните платформи са чувствителни към метеорологичните условия и изображенията може да нямат детайлна информация, когато са заснети при облачно време (Shafi *et al.*, 2019).

Въздушните (Airborne) платформи са по-гъвкави в сравнение със сателитните платформи, но все пак са скъпи. Самолетите предоставят възможност за наблюдение на големи площи с разширен обхват на полета и могат да носят тежки полезни товари, което позволява едновременната работа на множество сензори. Те преодоляват някои от ограниченията на сателитите, като позволяват планирано заснемане на изображения и осигуряват по-висока наземна разделителна способност (до 10 cm) в зависимост от височината на полета. Въпреки това, има някои недостатъци при използването на самолети като въздушни платформи, като намалена гъвкавост по отношение поради строгите графици на полетите и високи оперативни разходи, което го прави икономически изгодно само за по-големи площи, надвишаващи 10 хектара.

Безпилотните летателни апарати (UAV) са съществена алтернатива на сателитите и самолетите, които са доста гъвкави и рентабилни. Стандартната платформа за UAV включва комуникационна и навигационна система, оборудвана с набор от сензори. Понастоящем има два основни типа платформи за UAV: „Фиксирано крило“ и „Въртящо се крило“. Продължителността на полета на UAV зависи от теглото на полезния товар. Обикновено системите с неподвижно крило са способни на по-дълго време на полет поради способността им да носят по-леки полезни товари (Shafi *et al.*, 2019). Изображенията, заснети от платформите на UAV, позволяват наблюдение на отделни растения, празнини и модели в пейзажите с безпрецедентни детайли. С ширина на откоса, варираща от 50 до 500 метра и пространствена разделителна способност от 1 до 20 cm/pixel, UAV дават възможност за много подробен анализ на растителността и почвата (Wójtowicz *et al.*, 2016).

Сензори при RS на почвената влажност

Събирането на данни за културните растения с цел управление на фермата разчита на използването на сензори. Тези сензори могат да се използват при проксимално наблюдение, където са в непосредствена близост до растенията, като например на трактор, комбайн или наземен робот. Алтернативно, RS включва използването на сензори на разстояние от растенията, като например на сателит, пилотиран самолет, UAV или дрон.

Оптични сензори за RGB изображения. Цифровите фотоапарати са удобен и лесен източник на RGB цифрови изображения. Техническите спецификации на тези ръчни устройства включват параметри като светлочувствителност на фотосензора, пространствена разделителна способност и оптичен и цифров фокус. В днешния свят почти всеки човек носи модерни и усъвършенствани сензори за цифрова фотография в своите мобилни телефони или таблет. Освен това информацията за цвета в други цветови пространства като LAB (осветеност, A и B), YCBCR (Y за компонент на яркостта и CB и CR за компоненти на цветността) или HSL (нюанс, наситеност, лекота) също може да се използват заедно с RGB за целите на мониторинг на почвена влажност (Mahlein *et al.*, 2016).

Мулти- и хиперспектрални сензори за отражение. Мултиспектралните сензори са първият разработен вид спектрални сензори, които оценяват спектралната информация на обекти в няколко относително широки ленти на вълните. Например, многоспектралните камери за изображения могат да улавят данни в R, G и B вълнови ленти, както и

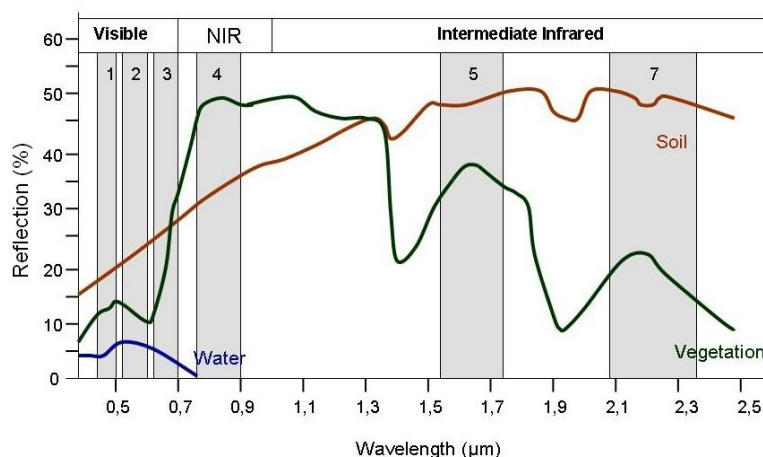
допълнителна NIR лента. Напредъкът на съвременните хиперспектрални сензори увеличава сложността на измерените данни със спектрален обхват от до 350 до 2500 nm и възможна тясна спектрална разделителна способност под 1 nm. За разлика от сензорите без изображения, които осредняват спектралната информация за определена област, сензорите за хиперспектрални изображения предоставят както спектрална, така и пространствена информация за изображението.

RS не е нов способ, но подсилен от последните технологични постижения се превръща в незаменим източник на предимства за съвременния фермер. Тъй като не е възможно да се обхване всеки аспект на RS, нашият фокус в този преглед ще бъде върху използването на дистанционно наблюдение за измерване и прогнозиране на влажността на почвата в селското стопанство.

Приложения на RS в агри-културните практики

Във видимия спектър, листата имат по-нисък коефициент на отражение в сравнение с коефициента на отражение на почвата, докато в NIR спектъра коефициентът на отражение на листата е по-висок от коефициента на отражение на почвата (фиг. 2). Коефициентът на отражение на почвата се увеличава монотонно от видимия към NIR диапазона на електромагнитния спектър, а наклонът на кривата варира в зависимост от типа на почвата. От друга страна, спектралната отражателна крива на голата почва е по-малко променлива и е влияна от фактори като влага, текстура на почвата, повърхностни неравности, наличие на железен оксид и органични вещества. Въпреки това, тези фактори не доминират толкова, колкото характеристиките на поглъщане, наблюдавани в отражателните спектри на растителността (фиг. 2)

Спектралната сигнатура на водата се характеризира с високо ниво на поглъщане в близоинфрачервения диапазон на вълните и след това. Поради това свойство на поглъщане, водните тела и обектите, съдържащи вода, могат да бъдат лесно различени, локализирани и очертани с помощта на данни от дистанционни изследвания. Мътната вода има по-висока отражателна способност във видимия спектър в сравнение с бистрата вода, както и водите с висока концентрация на хлорофил (фиг. 2)



Фиг. 2. Спектрални сигнатури на почва, растителност и вода и спектрални ленти на LANDSAT 7

При системите за RS и при избора на сензори за конкретна цел, времевата, пространствената и спектралната разделителна способност на изображението са трите основни фактора, които трябва да вземат предвид (Richards, 2012). Времевата разделителна способност се отнася до времевия прозорец между две изображения на едно и също място. Пространствената разделителна способност се отнася до размера на най-малките обекти

(пикселите), които могат да бъдат заснети и показани в изображението. Колкото по-малка е площта, представена от един пиксел, толкова по-висока е разделителната способност на изображението. Спектралната разделителна способност се отнася до способността на сензора да измерва специфични дължини на вълните на електромагнитния спектър и се определя главно от типовете сензори (Sun *et al.*, 2022).

RS на почвената влажност на глобално ниво

Успешното извличане съдържанието на влага в почвата от микровълнови данни зависи до голяма степен от точната оценка на водното съдържание на растителността, което се счита за един от най-важните параметри в този процес. Характеристиките на почвената повърхност (SSC) са от голямо значение за процесите на инфилтрация на вода в полетата с култури. Биомасата и почвената влага са два важни параметъра за наблюдение на земеделските култури и оценка на добива.

Łopatka *et al.* (2016) изследват предимствата и ограниченията на широко използваните модели за оценка на почвената влага и водния стрес на растенията с помощта на сателитни термални изображения. Проучването предоставя доказателства, свързващи индикаторите NDTI и CWSI с водния стрес на растенията.

Gomez *et al.* (2022) изследват потенциалът на изображенията на Sentinel-2 за оценка на три SSC на множество дати. Използвани са два подхода: подход с „една дата“, при който моделът на RFC е обучен да класифицира една SSCj, използвайки данни, извлечени от едно изображение на Sentinel-2 (модел, обозначен като RF_sdi,SSCj), и „подход с множество дати“, при който RFC модел е обучен да класифицира една SSCj, използвайки данни, извлечени от пет изображения на Sentinel-2 (означени като RF_mdSSCj).

Lakhankar *et al.* (2009) разглеждат потенциалните приложения на микровълновото RS на почвена влага и растителност в селското стопанство. Микровълновото RS има способността да оценява влажността на почвата, като използва значителния контраст между стойностите на диелектричната константа на сухи и влажни почви. В полеви мащаб данните за почвената влага с висока разделителна способност могат да се използват за прецизно земеделие при планиране на напояването. В по-големи мащаби данните за почвената влага с ниска разделителна способност могат да служат като алтернатива на вегетационните индекси за мониторинг и прогнозиране на добива на културите.

Hosseini и McNairn (2017) комбинират модела на водния облак (WCM) и моделът на почвената влага Ulaby за да се оцени както биомасата, така и почвената влага в полета с пролетна пшеница. В това проучване са използвани както C-обхват (RADARSAT-2), така и L-обхват (UAVSAR) радар със синтетична апертура (Synthetic Aperture Radar, SAR). Моделът WCM-Ulaby е калибриран за три поляризации (HH, VV и HV) и две от тези поляризации са използвани в процедура на инверсия за извличане на почвена влага или биомаса, без да се разчита на никакви допълнителни данни.

Bao *et al.* (2018) въвеждат нов подход за оценка на повърхностната влажност на почвата (SSM) в райони с частично растително покритие. Методологията използва спектрален индекс Landsat OLI за оценка на водното съдържание на растителността, което след това се включва в модифициран модел. Този модифициран модел позволява по-точно извличане на SSM чрез смекчаване въздействието на растителността върху процеса на оценка.

Табл. 1 представя горните данни в обобщен вид.

RS на почвената влажност на ниво поле (посев)

В Ben-Dor *et al.* (2002) авторите са използвали техниката VNIRA, за да разработят емпиричен модел за прогнозиране на специфично свойство на почвата. Те прилагат тази техника върху спектралната информация на пробите и създават модел за прогнозиране за всяко свойство, използвайки данните за отражение. Резултатите от VNIRA са валидирани и показват потенциал за количествено картографиране на повърхността на почвата

Strati et al. (2018) демонстрират възможността за мониторинг съдържанието на почвена влажност в поле с домати, използвайки непрекъснати данни за земната гама радиация. Те използват детектор на натриев йодид за измерване на гама сигнала и сравняват резултатите с гравиметрични данни и модели на система почва-култура. Проучването показва добро съответствие между експериментални и симулирани данни.

Таблица 1. Примери за RS на почвена влажност в голям мащаб

	Сензор	Метод	Оценка	Резултати
(Łopatka et al., 2016)	Landsat	Термални изображения	Модели на влажност на почвата и воден стрес на растенията	Предимства: наличие на безплатни изображения за различна времева и пространствена резолюция; съществуването на множество модели на изпарение и стрес на културите, причинени от недостиг на вода в почвата в кореновата зона, базирани единствено на RS Недостатъци: ниска честота на повторение за изображения с висока пространствена разделителна способност (над 2 седмици)
(Gomez et al., 2022)	Sentinel-2 изображения		Фракция зелена растителност, фракция суха растителност и физическа повърхностна структура на почвата	При класификационният анализ моделите RF_sdi, SSCj и RF_mdSSCj предоставят точни характеристики (обща точност > 0,79) независимо от изследвания SSCj и тестваното изображение на Sentinel-2
(Lakhankar et al., 2009)	RADARSAT-1	Микровълново RS	Почвена влага и растителност	Понеже микровълните проникват през облаците, микровълновото RS е добра алтернатива на VIS/IR хиперспектралните данни за наблюдение на разпространението на растителността, здравето и нуждите от вода – влага в почвата.
(Hosseini & McNairn, 2017)	RADARSAT-2 и UAVSAR	Микровълнови радары за изображения	Както биомаса, така и почвена влага за ниви с пролетна пшеница	При поляризация (HH-HV) RADARSAT-2 изчислява общата биомаса от пшеница с RMSE = 78.834 g/m ² и MAE = 58.438 g/m ² ; почвената влажност с RMSE = 0.078 m ³ /m ³ и MAE = 0.065 m ³ /m ³ ; По време на периода на узряване на културите UAVSAR изчислява влажността на почвата с точност до RMSE = 0.064 m ³ /m ³ и MAE = 0.057 m ³ /m ³ ; RADARSAT-2 (VV-HV) изчислява биомасата на главите с точност до 38.757 g/m ² (RSME) и 33.152 g/m ² (MAE).
(Bao et al., 2018)	Sentinel-1 и Landsat 8		SSM в условия на частична растителна покривка	R между изчислената и измерената влажност на почвата = 0,911 и RMSE= 0.053 cm ³ /cm ³

Araya et al. (2021) прогнозирают повърхностната почвена влага с помощта на атрибути на терена, хидрологични променливи и мултиспектрални изображения. Те тестват различни алгоритми за машинно обучение и намерат точни прогнози. Най-важните променливи са валежи, отражателна способност, потенциална евапотранспирация и индекси на топографска позиция.

Taneja et al. (2022) сравняват ефективността на 22 контролирани регресионни и ML алгоритми, като SVM, регресионни модели на Гаусови процеси, ансамбли от дървета и ANN,

при прогнозиране на почвената органична материя (SOM) и съдържанието на влага в почвата (SMC), използвайки изображения на почвата, направени в лаборатория с цифрова камера.

Табл. 2 представя горните данни в обобщен вид.

Таблица 2. Примери за RS на почвена влажност на ниво поле

	Сензор	Метод	Оценка	Резултати
(Ben-Dor <i>et al.</i> , 2002)	Хипер-спектрален бордов сензор DAIS-7915	VIS-NIR-SWIR-TIR	Влажност на почвата, наситена влага в почвата, и соленост на почвата	Обединяването на техниката за количествено дистанционно наблюдение (VNIRA) с алгоритъм за пространствена интерполация (IDW) осигурява полезен инструмент за приложения за картографиране на почвата
(Strati <i>et al.</i> , 2018)	Проксимални почвени сензори	Спектроскопия с гама лъчи	Soil water content	Методът на гама-лъчева спектроскопия осигурява най-добро съответствие с гравиметричните измервания, характеризиращо се с 9,8% абсолютно средно относително несъответствие, докато всички симулационни модели показват отклонение, по-голямо от 15%
(Araya <i>et al.</i> , 2021)	Много-спектрално RS с UAS	Четири ML модела	Прогноза за повърхностната влажност на почвата	Дървовидният алгоритъм с усиlena регресия е незначително по-добър със средна абсолютна грешка от 3,8 % VWC
(Taneja <i>et al.</i> , 2022)	Почвени изображения, направени с цифров фотоапарат	22 различни контролирани регресионни и ML алгоритми	SOM и SMC	Задоволително съответствие между параметрите на изображението и лабораторно измерените SOM (R^2 и RMSE от 0.74 и 9.80% използвайки кубистичен модел на дърво) и SMC (R^2 и RMSE от 0.86 и 8.79% използвайки RF) за набора от данни за валидиране, използвайки шест предикторни променливи

RS на почвената влажност на ниво оранжерия

Zhang *et al.* (2022) изследват ефектите от напояването с микропръскачки и пластмасово фолио върху водния поток в почвата, преноса на топлина и производството на домати. Те сравняват различни количества напояване и контроли, използвайки рандомизиран дизайн на изпитване. Влагата и температурата на почвата са по-високи при капково напояване с пластмасово фолио в сравнение с напояване с микропръскачки с пластмасово фолио или без мулчиращо фолио. Добивът на домати е значително по-висок при напояване с микропръскачки с пластмасов филм.

Целта на Hong *et al.* (2022) е да се определи оптималната нужда от вода за доматените растения по време на различни етапи на растеж. Те тестват различни нива на напояване и установяват, че 120% от средната квота за напояване води до оптимален добив, ефективност при използване на водата и качество на плодовете. Дневната нужда от вода за това ниво на напояване варира в различните етапи на растеж и сезони. Като цяло, тези проучвания подчертават важността на техниките и нивата на напояване за повлияване на почвените условия, добива на домати и нуждите от вода за оптимално производство на култури.

Табл. 3 представя горните данни в обобщен вид.

Таблица 3. Примери за RS на почвена влажност на ниво оранжерия

	Сензор	Метод	Оценка	Резултати
(Zhang <i>et al.</i> , 2022)	Влажност на почвата и температура	TDR	Воден поток в почвата, пренос на топлина и производство на домати	Диапазонът на овлажняване на почвата при MSPF е голям, формата на почвения профил е ивична и промяната на влажността на почвата е малка в рамките на 5 дни след напояване; Диапазонът на промяна от 5 см температурата на почвата при MSPF е по-ниска от тази при СК1 от 1 до 5 дни след напояването; С увеличаване на поливното количество при MSPF, почвената влага и добивът на пролетни и есенни домати се увеличават; температурата на почвата и ефективността на използване на водата от пролетните и есенните домати намаляват
(Hong <i>et al.</i> , 2022)	Влажност на почвата	FDR	Потребност от вода, коефициент на културата, добив на плодове и качество на домати	Евапотранспирацията на културата (ET_c) на домати е тясно свързана с количеството на напояване в слънчева оранжерия, вариращо в зависимост от етапа на растеж. Анализът TOPSIS показва, че T4 (120% I_a) е оптималното третиране за напояване за домати с високо качество, висок добив и висок WUE.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

RS може да предостави ценна и точна информация за подобряване на селскостопанската производителност и оптималното използване на сладководните ресурси. Това е особено важно, тъй като селското стопанство използва по-голямата част от ресурсите на прясна вода, като за напояване се изразходват 80% от тях.

Едно от предимствата на сензорите за почвена влажност е, че предоставят точни и последователни данни за водния статус на растенията, като така осигуряват обективен начин за наблюдение. Въпреки това, недостатъкът им е, че те извършват точкови полеви измервания, които не отчитат вариациите във влажността на почвата в цялото поле. Ръчните инструменти за RS са изключително полезни за оперативно полево наблюдение на биотични и абиотични стресови агенти на малки мащаби. В сравнение с RS от въздуха и сателитните снимки, те предоставят по-добри времеви, спектрални и пространствени разделителни способности. Въпреки това, ефективността на ръчното RS е ограничена, а времето за оценка на малки площи е намалено, в сравнение с използването на сензори в самолети и сателити, които позволяват оценка на много по-големи площи едновременно. От своя страна проксималните сензори (оптични или контактни) изискват калибриране, специфично за мястото, и в някои случаи анализът на данните може да бъде сложен.

Въпреки, че потенциалът на RS чрез сателити е значителен, има три основни ограничения, които в момента възпрепятстват тяхното използване в реално време: 1) недостатъчна пространствена и спектрална разделителна способност на изображенията, 2) неблагоприятно време за повторно посещение за откриване на стрес при културите и 3) възможността за облачно покритие по време на събиране на данни от сателита.

За разлика от сателитните платформи, времето за повторно посещение на пилотираните въздушни платформи може да се регулира от хората. Тяхната зона на покритие е по-малка от сателитите, но по-голяма от UAV. Въпреки това пилотираните въздушни платформи не са практически поради високите си оперативни разходи.

За да се предоставят полезни продукти за RS в земеделието, е от съществено значение да се комбинират висока пространствена разделителна способност и бързо време за реакция. Едно решение на този проблем е използването на UAVs, оборудвани с датчици за RS, които

могат да предложат ниско себестойни решения, отговарящи на изискванията за пространствена, спектрална и времева разделителна способност.

UAV са подходящи за събиране на данни от разстояние и често са леки, нискобюджетни и имат ниска скорост на полета. UAV с фиксирани крила са предпочитани, тъй като имат по-малко аеродинамични характеристики и могат да летят дълго време при високи скорости. Те могат дори да кацат и излитат без нужда от писта или стартови системи. От друга страна, въртолетните UAV (с ротационни крила) могат да кацат и излитат вертикално и да кръжат над определена зона. Те имат предимство поради своята гъвкавост по отношение на височината на летене и времето на мисията, но имат механична сложност и ограничен живот на батерията, което води до по-малък обхват на полета. Като цяло UAV предлагат бързо и повторяемо разгръщане и са способни да заснемат изображения с висока разделителна способност.

В сравнение със сателитите, UAV осигуряват много по-висока резолюция, но когато се оценява жизнеността или водния стрес на културите, трябва да се вземат предвид някои фактори. Докато UAV имат определени предимства, те са предмет на две критични ограничения. Първото ограничение е тяхната ограничена автономност, като UAV с ротационни крила имат полетно време по-малко от 30 минути, а UAV с фиксирани крила имат полетно време от 60 минути. Второто ограничение е оперативно, тъй като от пилотите на UAV се изисква да имат подходящ лиценз за полети и застраховка гражданска отговорност, в съответствие с разпоредбите на националните органи за гражданска авиация. Освен това UAV трябва да бъде регистриран в съответните платформи и на него трябва да бъде поставена „регистрационна табела“, за да може да се идентифицира.

Дистанционни сензори, инсталирани в полетата или закрепени към селскостопанско оборудване, могат да осигурят най-честата времева разделителна способност, като предоставят постоянни данни за определена област.

REFERENCES

Ammoniacci, M., Kartsiotis, S. P., Perria, R., & Storchi, P. (2021). State of the art of monitoring technologies and data processing for precision viticulture. *Agriculture*, 11(3), 201.

Araya, S. N., Fryjoff-Hung, A., Anderson, A., Viers, J. H., & Ghezzehei, T. A. (2021). Advances in soil moisture retrieval from multispectral remote sensing using unoccupied aircraft systems and machine learning techniques. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(5), 2739-2758.

Atanasov, S. (2021). Predicting soil moisture based on color of the leaves using data mining and machine learning techniques. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1031(1), 012076, ISSN:1757-8981, e-ISSN:1757-899X

Atanasov, S., Harizanov-Petrova, B., & Petrova, R. (2023). Tomato leaf colour as predictor of soil moisture level using machine learning techniques. *Scientific Horizons*, 26(2), 31-42. ISSN 2663-2144, e-ISSN 2709-8877

Avşar, E., & Mowla, M. N. (2022). Wireless communication protocols in smart agriculture: A review on applications, challenges and future trends. *Ad Hoc Networks*, 102982. ISSN 1570-8705

Bao, Y., Lin, L., Wu, S., Deng, K. A. K., & Petropoulos, G. P. (2018). Surface soil moisture retrievals over partially vegetated areas from the synergy of Sentinel-1 and Landsat 8 data using a modified water-cloud model. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 72, 76-85.

Ben-Dor, E., Patkin, K., Banin, A., & Karnieli, A. (2002). Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data-a case study over clayey soils in Israel. *International Journal of Remote Sensing*, 23(6), 1043-1062.

Chang, N. B., & Bai, K. (2020). *Multisensor data fusion and machine learning for environmental remote sensing*. CRC Press. ISBN 9780367571979.

- Chen, Y., Zhang, B., Zhou, J., & Wang, K. (2020). Real-time 3D unstructured environment reconstruction utilizing VR and Kinect-based immersive teleoperation for agricultural field robots. *Computers and Electronics in Agriculture*, 175, 105579
- Domingues, T., Brandão, T., & Ferreira, J. C. (2022). Machine Learning for Detection and Prediction of Crop Diseases and Pests: A Comprehensive Survey. *Agriculture*, 12(9), 1350. doi: 10.3390/agriculture12091350.
- Gebbers, R. and Adamchuk, V.I., (2010), Precision Agriculture and Food Security, Science Vol. 327 no. 5967, pp. 828-831
- Gomez, C., Aboubacar, M. S., Ienco, D., Feurer, D., Jenhaoui, Z., Rafla, A., & Bailly, J. S. (2022). Sentinel-2 images to assess soil surface characteristics over a rainfed Mediterranean cropping system. *Catena*, 213, 106152.
- Hong, M., Zhang, Z., Fu, Q., & Liu, Y. (2022). Water Requirement of Solar Greenhouse Tomatoes with Drip Irrigation under Mulch in the Southwest of the Taklimakan Desert. *Water*, 14(19), 3050.
- Hosseini, M., & McNairn, H. (2017). Using multi-polarization C-and L-band synthetic aperture radar to estimate biomass and soil moisture of wheat fields. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 58, 50-64.
- Huuskonen, J., & Oksanen, T. (2018). Soil sampling with drones and augmented reality in precision agriculture. *Computers and electronics in agriculture*, 154, 25-35. ISSN 0168-1699
- Kalaitzoglou, P., Taylor, C., Calders, K., Hogervorst, M., van Ieperen, W., Harbinson, J., ... & Marcelis, L. F. (2021). Unraveling the effects of blue light in an artificial solar background light on growth of tomato plants. *Environmental and Experimental Botany*, 184, 104377
- Lakhankar, T., Krakauer, N., & Khanbilvardi, R. (2009). Applications of microwave remote sensing of soil moisture for agricultural applications. *International Journal of Terraspace Science and Engineering*, 2(1), 81-91.
- Liakos, K., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., & Bochtis, D. (2018). Machine Learning in Agriculture: A Review. *Sensors*, 18(8), 2674
- Łopatka, A., Miturski, T., Pudielko, R., Kozyra, J., & Koza, P. (2016). Review of soil moisture and plant water stress models based on satellite thermal imagery. *Polish Journal of Soil Science*, 49(1).
- Madeira, R. N., Santos, P. A., Java, O., Priebe, T., Graça, E., Sárközi, E., ... & Gómez, R. P. B. (2022). Towards Digital Twins for Multi-Sensor Land and Plant Monitoring. *Procedia Computer Science*, 210, 45-52. ISSN 1877-0509
- Mahlein, A. K. (2016). Plant disease detection by imaging sensors—parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping. *Plant disease*, 100(2), 241-251. doi: 10.1094/PDIS-03-15-0340-FE
- Nalli, N. R., & Kalluri, S. (2023). Chapter 1 - Introduction: Field measurements and remote sensing. In *Field Measurements for Passive Environmental Remote Sensing* (pp. 1-20). Elsevier. ISBN 9780128239537
- Richards, J. A. (2012). *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Springer, Berlin, Heidelberg. doi: 10.1007/978-3-642-30062-2_1
- Richards, J. A. (2022). *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer, Cham. doi: 10.1007/978-3-030-82327-6
- Roumenina, E., Naydenova, V., Jelev, G., Vassilev, V. and Krалева, L., 2009. Aerospace Test Sites in Bulgaria—State and Prospects. *Aerospace Research in Bulgaria, Space Research Institute*, 23, pp. 59-69
- Sakthi, U., & DafniRose, J. (2022). Blockchain-enabled smart agricultural knowledge discovery system using edge computing. *Procedia Computer Science*, 202, 73-82. ISSN 1877-0509, doi: 10.1016/j.procs.2022.04.011.

- Seo, M. G., Shin, H. S., & Tsourdos, A. (2020). Soil moisture retrieval from airborne multispectral and infrared images using Convolutional Neural Network. *IFAC-PapersOnLine*, 53(2), 15852-15857. ISSN 2405-8963, doi: 10.1016/j.ifacol.2020.12.240.
- Shafi, U., Mumtaz, R., García-Nieto, J., Hassan, S. A., Zaidi, S. A. R., & Iqbal, N. (2019). Precision Agriculture Techniques and Practices: From Considerations to Applications. *Sensors*, 19(17), 3796. doi: 10.3390/s19173796
- Spišić, J., Šimić, D., Balen, J., Jambrović, A., & Galić, V. (2022). Machine learning in the analysis of multispectral reads in maize canopies responding to increased temperatures and water deficit. *Remote Sensing*, 14(11), 2596.
- Strati, V., Albéri, M., Anconelli, S., Baldoncini, M., Bittelli, M., Bottardi, C., & Mantovani, F. (2018). Modelling soil water content in a tomato field: proximal gamma ray spectroscopy and soil–crop system models. *Agriculture*, 8(4), 60.
- Sun, C., Zhou, J., Ma, Y., Xu, Y., Pan, B., & Zhang, Z. (2022). A review of remote sensing for potato traits characterization in precision agriculture. *Frontiers in Plant Science*, 13:871859
- Taneja, P., Vasava, H. B., Fatholouloumi, S., Daggupati, P., & Biswas, A. (2022). Predicting soil organic matter and soil moisture content from digital camera images: comparison of regression and machine learning approaches. *Canadian Journal of Soil Science*, 102(03), 767-784.
- Thomas, S., Kuska, M. T., Bohnenkamp, D., Brugger, A., Alisaac, E., Wahabzada, M., ... & Mahlein, A. K. (2018). Benefits of hyperspectral imaging for plant disease detection and plant protection: a technical perspective. *Journal of Plant Diseases and Protection*, 125, 5-20
- Wakchaure, M., Patle, B. K., & Mahindrakar, A. K. (2023). Application of AI Techniques and Robotics in Agriculture: A Review. *Artificial Intelligence in the Life Sciences*, 100057. ISSN 2667-3185
- Wójtowicz, M., Wójtowicz, A., & Piekarczyk, J. (2016). Application of remote sensing methods in agriculture. *Communications in biometry and crop science*, 11(1), 31-50.
- Wongchai, A., Shukla, S. K., Ahmed, M. A., Sakthi, U., & Jagdish, M. (2022). Artificial intelligence-enabled soft sensor and internet of things for sustainable agriculture using ensemble deep learning architecture. *Computers and Electrical Engineering*, 102, 108128. ISSN 0045-7906
- Zhang, M., Li, Y., Liu, J., Wang, J., Zhang, Z., & Xiao, N. (2022). Changes of soil water and heat transport and yield of tomato (*Solanum lycopersicum*) in greenhouses with Micro-Sprinkler irrigation under plastic film. *Agronomy*, 12(3), 664.