

навчальних даних, високою вартістю обладнання та складністю інтеграції в існуючі виробничі процеси.

Таким чином, технологія проріджування посівів на основі машинного навчання є перспективним напрямом розвитку точного землеробства. Вона забезпечує підвищення врожайності, зменшення витрат ресурсів і покращення якості продукції. Подальші дослідження у цій галузі мають бути спрямовані на вдосконалення алгоритмів комп'ютерного зору, розробку універсальних моделей для різних культур та інтеграцію таких систем у комплексні платформи управління агровиробництвом.

Список використаних джерел

1. Morales A., Villalobos F. J. Using machine learning for crop yield prediction in the past or the future. *Frontiers in Plant Science*. 2023. Vol. 14. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1128388>.

2. Crop-saving with AI: latest trends in deep learning techniques for plant pathology / Z. Salman et al. *Frontiers in Plant Science*. 2023. Vol. 14. URL: <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1224709>.

3. Du W., Liu P. Instance Segmentation and Berry Counting of Table Grape before Thinning Based on AS-SwinT. *Plant Phenomics*. 2023. URL: <https://doi.org/10.34133/plantphenomics.0085>.

4. ODL Net: Object detection and location network for small pears around the thinning period / Y. Lu et al. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2023. Vol. 212. P. 108115. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108115>.

Бодюл Е. С.,

здобувач вищої освіти спеціальності F3 Комп'ютерні науки
Науковий керівник: Пархоменко О. Ю., к.ф.-м.н., доцент кафедри економічної кібернетики, комп'ютерних наук та інформаційних технологій
Миколаївський національний аграрний університет
м. Миколаїв

ВИКОРИСТАННЯ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНИХ ЗНІМКІВ З ДРОНІВ ТА АЛГОРИТМІВ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ОЦІНКИ ВОЛОГОСТІ ҐРУНТУ

У сучасних умовах зміни клімату та зростання антропогенного навантаження на агроєкосистеми особливої актуальності набуває проблема ефективного управління водними ресурсами. Одним із ключових параметрів, що визначає продуктивність сільськогосподарських культур, є вологість ґрунту. Вона безпосередньо впливає на фізіологічні процеси рослин, включаючи транспірацію, фотосинтез та засвоєння поживних речовин. Недостатній або надмірний рівень вологості може призводити до значних втрат врожаю, що робить її моніторинг критично важливим завданням у рамках точного землеробства. Традиційні методи оцінювання вологості ґрунту базуються на використанні контактних сенсорів, гравіметричних вимірювань або

лабораторних аналізів. Незважаючи на високу точність таких підходів, вони мають низку суттєвих обмежень, зокрема локальний характер вимірювань, значні витрати часу та ресурсів, а також складність масштабування на великі території. У зв'язку з цим останніми роками активно розвиваються дистанційні методи моніторингу, серед яких особливе місце займає використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) із мультиспектральними сенсорами. Мультиспектральна зйомка дозволяє отримувати дані у кількох спектральних діапазонах[1], включаючи синій, зелений, червоний та ближній інфрачервоний. Аналіз відбитого випромінювання дає змогу обчислювати різноманітні індекси рослинності, такі як NDVI, NDWI та інші, які опосередковано відображають водний стрес рослин і, відповідно, вологість ґрунту. Як показано у сучасних дослідженнях, існує статистично значуща кореляція між мультиспектральними показниками та вмістом вологи у верхніх шарах ґрунту[2]. Важливим етапом обробки отриманих даних є використання алгоритмів машинного та глибокого навчання. Класичні методи регресійного аналізу часто не здатні адекватно відобразити складні нелінійні залежності між спектральними характеристиками та фізичними параметрами ґрунту. Натомість моделі глибокого навчання, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), рекурентні мережі (RNN) та гібридні архітектури, демонструють значно вищу ефективність у задачах інверсії геопросторових даних. Зокрема, використання одновимірних згорткових нейронних мереж (1D-CNN) дозволяє ефективно аналізувати спектральні ряди та виявляти приховані закономірності у даних. Дослідження показують, що такі моделі можуть досягати коефіцієнта детермінації понад 0,8 при оцінці вологості ґрунту на різних глибинах[3]. Це свідчить про високу перспективність їх застосування у практичних задачах агромоніторингу. Окрім цього, значний інтерес становить використання мультимодальних підходів, які поєднують мультиспектральні знімки з іншими джерелами даних, такими як теплові зображення або супутникові спостереження. Інтеграція різнорідних даних дозволяє отримати більш повну картину стану ґрунту та підвищити точність прогнозування. Зокрема, у сучасних дослідженнях доведено, що застосування глибоких нейронних мереж для обробки мультиджерельних даних дистанційного зондування забезпечує більш стабільні результати оцінки вологості ґрунту та зменшує похибку в умовах змінної рослинності та типів ґрунтів. Особливу увагу слід приділити процесу підготовки даних для навчання моделей. Якість прогнозу значною мірою залежить від обсягу та репрезентативності навчальної вибірки. Необхідним є проведення калібрування моделей на основі польових вимірювань, що дозволяє підвищити їх узагальнювальну здатність. Крім того, важливим є врахування таких факторів, як тип ґрунту, рослинний покрив, погодні умови та сезонні зміни. Для узагальнення характеристик різних підходів до оцінки вологості ґрунту наведено таблицю.

Таблиця. Узагальнення характеристик різних підходів до оцінки вологості ґрунту

Підхід	Джерело даних	Метод аналізу	Точність (R^2)	Основні переваги	Обмеження
Контактні вимірювання	Датчики	Статистичні методи	0.75-0.85	Висока точність	Локальність
UAV мультиспектральні	Дрони	Регресія	0.70-0.85	Швидкість, масштаб	Чутливість до умов
UAV + Deep learning	Дрони + польові вимірювання	CNN, ANN	0.80-0.90	Висока точність	Потреба у даних
Мультимодальні системи	UAV + інші сенсори	DL + ML	0.85-0.92	Максимальна інформативність	Складність

Практичне значення розглянутого підходу полягає у можливості оперативного прийняття рішень щодо зрошення, оптимізації використання водних ресурсів та підвищення врожайності. Використання дронів дозволяє здійснювати регулярний моніторинг великих територій із високою просторовою роздільною здатністю (до декількох сантиметрів на піксель), що є недосяжним для супутникових систем у реальному часі. Це особливо важливо для регіонів із нестабільними кліматичними умовами, де своєчасне реагування на зміну вологості ґрунту може суттєво вплинути на кінцевий результат виробництва. Крім того, на відміну від контактних сенсорів, що забезпечують точні вимірювання лише в окремих точках, дронова зйомка формує суцільні карти розподілу вологи, що дозволяє виявляти просторові аномалії та здійснювати диференційоване зрошення.

Разом із тим існують певні виклики, що стримують широке впровадження даних технологій. До них належать висока вартість обладнання (мультиспектральні камери для БПЛА коштують від кількох тисяч до десятків тисяч доларів), необхідність спеціалізованого програмного забезпечення для обробки великих масивів геоданих, а також потреба у висококваліфікованих фахівцях, які володіють методами дистанційного зондування та глибокого навчання. Крім того, відсутність єдиних стандартів обробки та інтерпретації даних ускладнює інтеграцію різних систем між собою. Також важливою проблемою залишається чутливість спектральних індексів до стану рослинного покриву: на полях із високою біомасою (наприклад, кукурудза у фазі цвітіння) сигнал від ґрунту практично повністю екранується, що знижує точність оцінки вологості верхніх шарів.

Отже, використання мультиспектральних знімків із дронів у поєднанні з алгоритмами глибокого навчання є перспективним напрямом розвитку сучасного агромоніторингу. Цей підхід забезпечує високу точність (R^2 до 0,90–0,92 у мультимодальних системах), оперативність (цикл «зйомка – аналіз – рекомендація» може займати менше доби) та масштабованість оцінки вологості ґрунту, що робить його важливим інструментом у системах точного землеробства. Okремо варто відзначити потенціал використання трансферного навчання (transfer learning): попередньо навчені на великих відкритих наборах

даних (наприклад, Soil Moisture Active Passive (SMAP) або International Soil Moisture Network) моделі можуть бути адаптовані до конкретних агрокліматичних умов Миколаївської області з мінімальними витратами на додаткове калібрування. Подальші дослідження мають бути спрямовані на вдосконалення архітектур нейронних мереж (зокрема, використання уваги (attention mechanisms) та графових нейронних мереж для врахування просторової кореляції), розширення баз даних польових вимірювань для різних типів ґрунтів (чорноземи, каштанові, піщані) та розробку стандартизованих методик передобробки даних, що сприятиме більш широкому впровадженню цих технологій у реальну агровиробничу практику.

Список використаних джерел

1. Estimation of Soil Moisture during Different Growth Stages of Summer Maize under Various Water Conditions Using UAV Multispectral Data and Machine Learning / Z. Chen et al. *Agronomy*. 2024. Vol. 14, no. 9. P. 2008. URL: <https://doi.org/10.3390/agronomy14092008>.

2. Drone-Based Multispectral Remote Sensing Inversion for Typical Crop Soil Moisture under Dry Farming Conditions / T. Qu et al. *Agriculture*. 2024. Vol. 14, no. 3. P. 484. URL: <https://doi.org/10.3390/agriculture14030484>.

3. Vahidi M., Shafian S., Frame W. H. Multi-Modal sensing for soil moisture mapping: Integrating drone-based ground penetrating radar and RGB-thermal imaging with deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2025. Vol. 236. P. 110423. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.110423>.

Вишневецький Д. Д.,

здобувач вищої освіти спеціальності F3 Комп'ютерні науки

Науковий керівник: Пархоменко О. Ю., к.ф.-м.н., доцент кафедри економічної кібернетики, комп'ютерних наук та інформаційних технологій

Миколаївський національний аграрний університет

м. Миколаїв

ТЕХНОЛОГІЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРНИХ ТА ҐРУНТОВИХ АНОМАЛІЙ НА ОСНОВІ РЕКУРЕНТНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ (RNN/LSTM) ДЛЯ ЗНИЖЕННЯ РИЗИКІВ НЕВРОЖАЮ

Сучасний стан глобального агропромислового комплексу характеризується підвищеною вразливістю до кліматичних флуктуацій, що зумовлює гостру потребу в розробці вискоєфективних інструментів предиктивної аналітики. Традиційні метеорологічні моделі часто виявляються недостатньо гнучкими для врахування локальних ґрунтово-кліматичних особливостей, тоді як аномальні температурні стрибки та критичне зниження рівня вологості ґрунту стають головними факторами дестабілізації врожайності. У цьому контексті застосування методів глибокого навчання, зокрема рекурентних нейронних мереж (RNN) та їх вдосконаленої архітектури – мереж довгострокової короткочасної пам'яті (LSTM), відкриває нові горизонти для