

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>.

**Вишневський 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 вискоелективних 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

прецизійного землеробства. Основна перевага LSTM полягає у здатності до ідентифікації складних часових залежностей та збереження інформації про попередні стани системи протягом тривалих інтервалів, що є критичним для прогнозування інерційних процесів у ґрунтовому профілі.

Інтеграція нейромережевих підходів дозволяє трансформувати сирі дані з датчиків моніторингу та супутникових знімків у структуровані прогнози з високим ступенем деталізації. Технологічний цикл запропонованої методики базується на багатофакторному аналізі, де вхідними параметрами виступають не лише показники приземної температури повітря, а й градієнт вологості на різних горизонтах залягання кореневої системи, сонячна інсоляція та рівень атмосферних опадів. Використання механізмів забування (forget gates) в архітектурі LSTM дозволяє моделі ігнорувати випадковий шум у даних, зосереджуючись на стійких паттернах, що передують виникненню аномалій, таких як «теплові хвилі» або різка ґрунтова посуха. Це забезпечує аграріям необхідний часовий лаг для впровадження адаптивних заходів, включаючи корекцію графіків поливу або застосування антистресових препаратів для рослин.

Ефективність впровадження RNN/LSTM-моделей підтверджується порівняльним аналізом із класичними статистичними методами, такими як ARIMA. Результати досліджень демонструють, що нейронні мережі значно краще адаптуються до нелінійних змін довкілля, які дедалі частіше спостерігаються внаслідок глобального потепління. Зокрема, точність прогнозування ґрунтових аномалій на горизонті до десяти діб при використанні LSTM зростає на 15–20% порівняно з регресійними моделями. Це пояснюється здатністю архітектури враховувати ефект «пам'яті» ґрунту, який утримує тепло або вологу значно довше, ніж атмосфера. Системний підхід до обробки великих даних дозволяє мінімізувати хибнопозитивні спрацювання системи оповіщення, що безпосередньо впливає на оптимізацію витрат ресурсів у господарствах.

Таблиця 1. Порівняльна характеристика моделей прогнозування температурних та ґрунтових аномалій

Показник	Статистичні моделі (ARIMA/SARIMA)	Рекурентні мережі (RNN)	Моделі LSTM
Обробка нелінійності	Низька (орієнтація на лінійні тренди)	Висока	Максимальна
Врахування довгострокових зв'язків	Дуже обмежене (відсутнє)	Середнє (проблема зникнення градієнта)	Високе (через блоки пам'яті)
Точність при аномаліях	Часто ігнорують екстремуми	Задовільна	Висока
Вимоги до обчислень	Мінімальні	Середні	Високі

<b>Час навчання на 10К зразків</b>	Секунди	Хвилини	Десятки хвилин
<b>Необхідний обсяг даних</b>	Маленький (від 50 спостережень)	Середній (від 500)	Великий (від 2000)

Важливим аспектом реалізації технології є її здатність до динамічного самонавчання на нових масивах даних, що надходять у режимі реального часу. Це дозволяє моделі адаптуватися до мікрокліматичних змін конкретного поля, що є недоступним для загальнонаціональних метеопрогнозів. Застосування архітектур типу «encoder-decoder» у межах LSTM дає змогу одночасно обробляти просторові та часові дані, створюючи тривимірні карти ризиків для окремих ділянок угідь. Такий рівень деталізації є фундаментом для зниження ризиків неврожаю, оскільки дозволяє локалізувати проблемні зони та уникати превентивного обробітку всієї площі посівів, що позитивно позначається на екологічності та рентабельності виробництва.

Для практичної імплементації запропонованої технології доцільно використовувати тришарову архітектуру LSTM з кількістю нейронів у прихованих шарах 64, 128 та 64 відповідно. Вхідний вектор формується з 12 часових зрізів (щоденних спостережень за останні 12 днів), кожен з яких містить 5 ознак: середньодобова температура повітря, мінімальна нічна температура, кількість опадів, відносна вологість повітря та вологість ґрунту на глибині 10 см. Вихідний шар моделі містить два нейрони, що відповідають прогнозованим значенням: максимальна добова температура та рівень ґрунтової вологості на наступні 3, 5 та 10 діб (три окремі моделі або використання механізму послідовного прогнозування). Навчання моделі проводиться на часових рядах за останні 5–7 років з використанням функції втрат Huber (поєднує переваги MAE та MSE) та оптимізатора Adam зі швидкістю навчання 0,001. Для запобігання перенавчанню застосовується dropout (імовірність 0,2) та early stopping з моніторингом втрат на валідаційній вибірці (20% від загального обсягу даних).

Основними джерелами вхідних даних є автоматичні метеостанції (температура повітря, вологість, опади), супутникові знімки Sentinel-2 для оцінки вегетаційних індексів, а також наземні IoT-сенсори вологості ґрунту, розміщені на різних горизонтах (10, 20 та 40 см). Важливим етапом передобробки є усунення викидів за допомогою методу ковзного медіанного вікна (шириною 3 доби) та заповнення пропусків за допомогою лінійної інтерполяції. У випадку тривалих пропусків (більше 5 діб поспіль) доцільним є використання методу найближчих сусідів або вилучення відповідних фрагментів ряду. Після очищення дані нормалізуються за методом Min-Max до діапазону [0,1] або стандартизуються (Z-score) залежно від розподілу конкретної ознаки. Весь пайплайн обробки реалізується з використанням бібліотек Pandas, NumPy та спеціалізованих засобів роботи з часовими рядами (TSFresh для автоматичного виділення ознак).

Перспективність подальшого розвитку даного напрямку полягає в інтеграції LSTM з механізмами уваги (Attention mechanisms), що дозволить моделі

фокусуватися на найбільш значущих часових проміжках, наприклад, на критичних фазах онтогенезу культури. Створення інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень на основі таких технологій є не просто вимогою часу, а стратегічним пріоритетом для забезпечення продовольчої безпеки. Враховуючи динаміку кліматичних змін після 2024 року, саме поєднання сенсорної інфраструктури з потужними аналітичними алгоритмами глибокого навчання стане ключовим чинником стійкості аграрного сектору до зовнішніх викликів та мінімізації економічних втрат.

### Список використаних джерел

1. Prediction of agricultural drought behavior using the Long Short-Term Memory Network (LSTM) in the central area of the Gulf of Mexico / F. Salas-Martínez et al. *Theoretical and Applied Climatology*. 2024. URL: <https://doi.org/10.1007/s00704-024-05100-8>.
2. Geng Q., Wang L., Li Q. Soil temperature prediction based on explainable artificial intelligence and LSTM. *Frontiers in Environmental Science*. 2024. Vol. 12. URL: <https://doi.org/10.3389/fenvs.2024.1426942>.
3. Majeed Y., Fu L., He L. Editorial: Artificial intelligence-of-things (AIoT) in precision agriculture. *Frontiers in Plant Science*. 2024. Vol. 15. URL: <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1369791>.
4. Climate-driven doubling of U.S. maize loss probability: Interactive simulation with neural network Monte Carlo / A. Pottinger et al. *Journal of Data Science, Statistics, and Visualisation*. 2025. Vol. 5, no. 3. URL: <https://doi.org/10.52933/jdssv.v5i3.134>.

**Ворошилова Л. С.,**

здобувач вищої освіти ступеня бакалавра спеціальності  
072 «Фінанси, банківська справа, страхування та фондовий ринок»

**Науковий керівник:** Бурковська А.І., доктор філософії, доцент кафедри  
менеджменту, бізнесу та адміністрування  
Миколаївський національний аграрний університет,  
м. Миколаїв

## ЦИФРОВІ ТЕХНОЛОГІЇ У СУЧАСНОМУ МЕНЕДЖМЕНТІ ОРГАНІЗАЦІЙ: ТРАНСФОРМАЦІЙНИЙ АСПЕКТ ТА ПРАКТИЧНЕ ОБҐРУНТУВАННЯ

У сучасних умовах глобальної трансформації економіки цифровізація постає не просто додатковим інструментом, а фундаментальним чинником розвитку системи менеджменту організацій [1]. Процес цифрової трансформації передбачає докорінну зміну підходів до управління, де традиційні ієрархічні структури поступаються місцем гнучким мережевим моделям, що базуються на оперативному обміні даними. У ході дослідження було встановлено, що інтеграція цифрових технологій дозволяє організаціям не лише оптимізувати