

SECTION: AGRICULTURAL SCIENCES

DOI 10.70286/ISU-11.02.2026.001

**ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У
СІЛЬСЬКОМУ ГОСПОДАРСТВІ: ТРАНСФОРМАЦІЯ
АГРАРНИХ ПРАКТИК**

Третякова Світлана

к. с.-г. наук, доцент

ORCID ID 0000-0002-1183-4479

Уманський національний університет, Україна

Вишневська Леся

к. с.-г. наук, доцент

ORCID ID 0000-0001-9470-9050

Уманський національний університет, Україна

Воропай Наталія

Фінансовий директор групи компаній

ORCID ID 0009-0004-5722-8329

Олександр Ломако

здобувач вищої освіти бакалаврського рівня

Факультет агрономії

Уманський національний університет, Україна

Нейронні мережі, як найпотужніший інструмент глибокого навчання, революціонізують сільське господарство, перетворюючи його з галузі, керованої традиціями та інтуїцією, на прецизійну, керовану даними науку. Їхня здатність виявляти складні нелінійні залежності в величезних обсягах різномірних даних робить їх незамінними для вирішення ключових агрономічних завдань. Застосування нейромереж охоплює весь цикл виробництва – від аналізу ґрунту та прогнозу врожаю до моніторингу стану рослин, управління тваринництвом та оптимізації логістики [1-3].

Прецизійний моніторинг культур і ґрунтів за допомогою комп'ютерного зору. Найбільш поширене застосування нейронних мереж, зокрема згорткових нейронних мереж, пов'язане з обробкою зображень.

Дрони, супутники та наземні камери генерують терабайти спектральних та RGB-знімків. Звичайні алгоритми неспроможні адекватно інтерпретувати ці дані, тоді як навчені CNN виконують це з надлюдською точністю. Вони автоматично виявляють межі полів і диференціюють культури, розпізнають візуальні ознаки стресу рослин ще до того, як вони стануть очевидними для агронома. Мережа, навчена на тисячах розмічених зображень, може класифікувати захворювання – наприклад, відрізнити фомопсис соняшнику від

склеротинії, ідентифікувати вид бур'яну (осот, вівсюг) за формою листя та структурою, оцінити ступінь ураження шкідниками [4].

Ключовою перевагою є локалізація проблеми: мережа створює карти високої роздільної здатності, де кожен піксель позначений як "здорова рослина", "бур'ян" або "хвороба". Ці карти інтегруються з системами диференційного внесення, дозволяючи роботизованим розпилювачам або прополовачам діяти виключно в зонах, що цього потребують, скорочуючи витрати пестицидів на 50-70%. Аналогічно працює аналіз мультиспектральних знімків для оцінки вегетаційних індексів (NDVI, NDRE) та визначення азотного дефіциту, що є основою для прецизійного внесення добрив [5].

Прогностична аналітика врожайності та управління ризиками. Реципрокні нейронні мережі (RNN) та їхні розвинуті варіанти, такі як довго-короткострокові пам'яті, ідеально підходять для роботи з часовими рядами. Вони аналізують багаторічні дані, включаючи погодні умови (температура, опади, вологість), стан ґрунту, історію внесення добрив та минулі врожаї. Мережа вивчає складні залежності між цими факторами та кінцевим результатом, будуючи надзвичайно точні прогнози врожайності для конкретного поля або навіть його ділянки. Це дозволяє фермеру оптимізувати плани збуту, логістики зберігання та фінансування. Більш того, такі моделі можуть прогнозувати розвиток епіфітотій чи поширення шкідників на основі поточних погодних умов і фенологічної фази рослини, даючи час на превентивні заходи. У тваринництві RNN аналізують дані з датчиків (активність, температура тіла, споживання води) для раннього виявлення ознак хвороби, наприклад, маститу у корів, за кілька днів до появи клінічних симптомів [1, 3, 5].

Роботизація та автономність. Нейронні мережі є "мозком" сучасних агророботів. Системи комп'ютерного зору на основі CNN дозволяють роботу-збирачу в реальному часі розпізнавати ягоди чи фрукти серед листя, оцінювати їхній розмір і ступінь дозрівання, а потім координацією рук-маніпуляторів акуратно зірвати їх, не пошкодивши.

Автономні трактори та комбайни використовують нейромережі для семантичної сегментації навколишнього середовища – розрізнення між обрізаним полем, межею, перешкодою (дерево, тварина) та культурою, що залишилася, що є основою для безпечного навігації. Глибокі змагальні мережі використовуються для створення синтетичних аграрних зображень (наприклад, різних стадій хвороби при різному освітленні), що значно розширює набори даних для навчання таких роботів [1-3].

Управління ресурсами та замкнуті системи. У тепличних господарствах нейронні мережі виступають як центр управління. Вони інтегрують дані з сотень датчиків (CO₂, вологість повітря та ґрунту, освітленість, температурні профілі) та знімків камер. Мережа, яка навчається на основі історичних даних про врожайність, визначає оптимальні параметри мікроклімату для кожної фази росту конкретної культури [2].

Потім вона в реальному часі керує системами поливу, додаткової підсвітки, вентиляції та CO₂-генерації, створюючи ідеальні умови. Це класичний приклад

створення "цифрового двійника" теплиці, де нейромережа постійно навчається та оптимізує процеси, максимізуючи вихід продукції при мінімальних енерговитратах. Аналогічні системи створюються для управління зрошенням на відкритих полях, де мережа враховує не лише вологість ґрунту, але і прогноз випаровування, фазу розвитку рослини та прогноз опадів, приймаючи рішення про необхідність та обсяг поливу.

Геноміка та селекція. Нейронні мережі прискорюють виведення нових сортів. Вони аналізують величезні масиви геномних даних, виявляючи складні взаємодії між генами та господарсько-корисними ознаками – посухостійкістю, вмістом олії в насінні, стійкістю до певного патогену. Це дозволяє селекціонерам цілеспрямовано відбирати рослини-кандидати на ранніх стадіях, скорочуючи цикл селекції з 10-12 років до кількох років [1-3].

Висновок. Нейронні мережі перетворюють сільське господарство на точну науку. Вони дозволяють перейти від узагальнених рекомендацій до індивідуального підходу до кожної рослини чи тварини, від реактивного лікування до прогностичного управління. Головними викликами залишаються необхідність якісних розмічених даних для навчання, "чорний ящик" деяких моделей (складність інтерпретації рішення) та потреба в обчислювальних потужностях і кваліфікованих кадрах. Однак очевидно, що нейронні мережі стають основним інструментом для забезпечення продовольчої безпеки, ефективного використання ресурсів та стійкості аграрного сектору в умовах кліматичних змін.

Список використаних джерел

1. Kamilaris, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2018). Deep learning in agriculture: A survey. *Computers and Electronics in Agriculture*, 147, 70-90.
2. Liakos, K. G., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., & Bochtis, D. (2018). Machine learning in agriculture: A review. *Sensors*, 18(8), 2674.
3. Sharma, A., Jain, A., Gupta, P., & Chowdary, V. (2020). Machine learning applications for precision agriculture: A comprehensive review. *IEEE Access*, 9, 4843-4873.
4. Saleem, M. H., Potgieter, J., & Arif, K. M. (2021). Automation in agriculture by machine and deep learning techniques: A review of recent developments. *Precision Agriculture*, 22(6), 2053-2091.
5. Jiang, H., Zhang, C., & Qiao, Y. (2020). CNN feature based graph convolutional network for weed and crop recognition in smart farming. *Computers and Electronics in Agriculture*, 174, 105450.
6. Kussul, N., Lavreniuk, M., Skakun, S., & Shelestov, A. (2017). Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(5), 778-782.