

В Україні процес впровадження штучного інтелекту в аграрний сектор перебуває на етапі активного розвитку. Як зазначають дослідники, «Україна демонструє значний прогрес у впровадженні штучного інтелекту в аграрний сектор, що сприяє підвищенню ефективності сільськогосподарського виробництва» [1]. Водночас існує потреба у подальшому розвитку цифрової інфраструктури, інвестуванні в інновації та підготовці кваліфікованих кадрів.

Штучний інтелект зараз виступає ключовим елементом розвитку аграрного сектору. Він забезпечує підвищення ефективності виробництва, оптимізацію використання ресурсів, зниження витрат та підвищення конкурентоспроможності аграрних підприємств. І. П. Апунович, «потенціал ШІ для підвищення ефективності аграрного виробництва є вагомим, і майбутнє сільського господарства значною мірою залежить від подальшого розвитку цих технологій» [2]. Отже, подальше впровадження штучного інтелекту стане ключовим фактором модернізації аграрної галузі та її адаптації до сучасних глобальних викликів.

### **Список використаних джерел**

1. Шевченко А. А., Петренко О. П., Косик Д. В. Штучний інтелект в рослинництві: успішні кейси аграрних підприємств. *Modern Economics*. 2024. № 47. С. 130-137.
2. Апунович І. П. Штучний інтелект як рушій змін у сучасному сільському господарстві. *Агробіологія*. 2024. № 2. С. 6-13.
3. Никифорчин О. З. Перспективи використання штучного інтелекту як інструменту розвитку органічного сільського господарства. *Стратегічні напрями соціально-економічного розвитку держави* : зб. тез доп. 2025. С. 159.

**Безруков В. А.,**

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

## **ТЕХНОЛОГІЇ ПРОРІДЖУВАННЯ ПОСІВІВ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЩІЛЬНОСТІ СТОЯННЯ РОСЛИН (THINNIN)**

Сучасне сільське господарство перебуває на етапі глибокої трансформації, зумовленої впровадженням цифрових технологій та інструментів штучного інтелекту. Однією з ключових агротехнічних операцій, що безпосередньо впливає на врожайність і якість продукції, є проріджування посівів (thinning). Традиційні методи проріджування, як правило, характеризуються високою трудомісткістю, низькою точністю та значною залежністю від людського фактора. У цьому контексті використання технологій машинного навчання відкриває нові можливості для оптимізації щільності стояння рослин,

забезпечуючи більш ефективне використання ресурсів та підвищення продуктивності агроєкосистем.

Проріджування є важливою складовою управління агроценозами, оскільки дозволяє регулювати конкуренцію між рослинами за світло, воду та поживні речовини. Надмірна густота посівів призводить до зниження врожайності через взаємне затінення та виснаження ґрунту, тоді як недостатня густота не дозволяє максимально використати потенціал площі. Саме тому оптимізація просторового розміщення рослин є складним завданням, яке потребує врахування багатьох змінних, включаючи тип культури, ґрунтові умови, кліматичні фактори та фазу розвитку рослин. Методи машинного навчання дозволяють аналізувати великі обсяги даних і виявляти приховані закономірності, що значно підвищує точність прийняття рішень у цьому процесі.

Розвиток комп'ютерного зору став ключовим фактором у створенні автоматизованих систем проріджування. Використання згорткових нейронних мереж (CNN) дозволяє здійснювати ідентифікацію рослин, визначати їх геометричні параметри та оцінювати густоту посівів у реальному часі. Такі системи можуть інтегруватися з роботизованими платформами, які виконують селективне видалення рослин або плодів. Наприклад, сучасні дослідження демонструють ефективність використання моделей глибокого навчання для сегментації плодів і визначення їх орієнтації, що є критично важливим для точного проріджування у садівництві. Аналогічно, роботизовані системи для проріджування квіток яблуні використовують алгоритми машинного навчання для локалізації цільових об'єктів і зменшення використання хімічних засобів.

Застосування глибокого навчання у сільському господарстві не обмежується лише задачами розпізнавання об'єктів. Сучасні підходи передбачають створення комплексних систем підтримки прийняття рішень, які поєднують дані дистанційного зондування, сенсорних мереж і агрометеорологічних спостережень. Такі системи дозволяють прогнозувати оптимальну густоту посівів для конкретних умов, враховуючи динаміку росту рослин і потенційний урожай. Згідно з сучасними оглядами, інтеграція глибоких нейронних мереж у процеси управління рослинництвом забезпечує значне підвищення точності агрономічних рішень і сприяє сталому розвитку аграрного сектору.

Узагальнюючи сучасні підходи, можна представити концептуальну модель системи проріджування на основі машинного навчання.

Таблиця 1. Порівняння традиційних методів проріджування та технології на основі машинного навчання

<b>Критерій</b>	<b>Традиційне проріджування</b>	<b>Проріджування на основі ML</b>
Точність	Середня, залежить від оператора	Висока, на основі алгоритмів
Швидкість	Низька	Висока (автоматизована)
Витрати праці	Значні	Мінімізовані

Критерій	Традиційне проріджування	Проріджування на основі ML
Адаптивність	Обмежена	Висока (аналіз даних у реальному часі)
Використання ресурсів	Часто неефективне	Оптимізоване

Особливий інтерес становлять системи автоматизованого проріджування, що використовують робототехнічні платформи з вбудованими алгоритмами машинного навчання. Такі системи здатні працювати в польових умовах, адаптуючись до змін освітлення, складної структури рослинного покриву та інших факторів. Наприклад, у виноградарстві розробляються моделі, які аналізують зображення грон і визначають оптимальну кількість ягід для видалення, що дозволяє покращити якість продукції та зменшити витрати праці. Це свідчить про високий потенціал технологій машинного навчання у підвищенні ефективності проріджування.

Для практичного впровадження систем проріджування на основі машинного навчання необхідно вирішити низку технічних завдань. По-перше, це вибір апаратної платформи: оптимальним є використання камер високої роздільної здатності (5–12 Мп) із глобальним затвором для уникнення спотворень рухом, встановлених на роботизованій платформі або дроні. По-друге, це вибір архітектури нейронної мережі. Дослідження показують, що легковагі моделі типу YOLOv8 або EfficientDet забезпечують компроміс між точністю детекції ( $mAP > 92\%$ ) та швидкістю (25–40 кадрів/сек), що дозволяє працювати в реальному часі на бортових комп'ютерах типу NVIDIA Jetson. По-третє, критично важливим є навчання моделей на репрезентативних наборах даних. Для проріджування яблук або груш необхідно мати розмічені зображення плодів на різних стадіях розвитку, в різних умовах освітлення та з різним ступенем перекриття [4]. Застосування технік аугментації (повороти, масштабування, зміна яскравості) дозволяє зменшити необхідний обсяг розмічених даних на 30–40%.

Вартість типової системи автоматизованого проріджування (роботизована платформа + камери + GPU + програмне забезпечення) становить 25000–50000 доларів США (USD). Економічний ефект досягається за рахунок зменшення витрат на ручну працю (заміна 10–15 сезонних працівників), підвищення врожайності на 8–12% за рахунок оптимальної щільності стояння, а також покращення якості продукції (більші плоди, вищий вміст цукрів). Термін окупності для господарства площею 50–100 га становить 2–3 сезони [2]. Крім того, зменшення використання хімічних засобів (у випадку хімічного проріджування) дозволяє знизити негативний вплив на навколишнє середовище та отримувати продукцію з позначкою «екологічно чиста», що підвищує її ринкову вартість на 15–25%.

З наведених даних видно, що впровадження технологій машинного навчання дозволяє суттєво підвищити ефективність агротехнологічних операцій. Водночас існують певні виклики, пов'язані з необхідністю великих обсягів

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