



## KAPITEL 4 / CHAPTER 4<sup>4</sup>

### DISTRIBUTED DEEP LEARNING MODELS FOR PRECISE WEED DETECTION IN CROP FIELDS

DOI: 10.30890/2709-2313.2025-43-01-003

#### Вступ.

Розвиток точного землеробства неможливий без інтеграції методів штучного інтелекту, які дозволяють автоматизувати процеси моніторингу та обробки даних з аграрних полів. Одним із ключових завдань є виявлення бур'янів серед культурних рослин, що безпосередньо впливає на врожайність і екологічну сталість виробництва.

Глибокі нейронні мережі, зокрема згорткові архітектури, продемонстрували високу точність у задачах класифікації, детекції та сегментації зображень, проте їх застосування потребує великих обсягів даних та обчислювальних ресурсів.

Розподілене навчання є ефективним рішенням цієї проблеми, оскільки дозволяє об'єднувати обчислення кількох вузлів без необхідності централізованого збирання всіх даних у єдину систему.

#### 4.1 Огляд пов'язаних досліджень

Останнє десятиріччя характеризується активним розвитком застосувань глибокого навчання в аграрних системах. У дослідженнях розглядаються різні аспекти — від створення відкритих наборів даних до впровадження трансформерних архітектур і федеративних методів навчання для розпізнавання бур'янів. Нижче наведено стислий зміст ключових праць, що заклали основу сучасних підходів у галузі.

##### 1.1. DeepWeeds: основа для навчання моделей розпізнавання бур'янів

У роботі Olsen et al. (2019) створено багатокласовий набір зображень *DeepWeeds*, який став репрезентативним еталоном для навчання і тестування моделей глибокого навчання.[1]

<sup>4</sup>Authors: Hoshko Bohdan Myroslavovych, Stan'ko Volodymyr Yuriyovych



До складу набору даних входить понад 17 000 польових зображень восьми видів бур'янів із різних біорегіонів.

Автори перевірили продуктивність архітектур Inception-v3 та ResNet-50, досягнувши точності понад 95% у задачі класифікації.

Робота вперше продемонструвала можливість використання CNN у реальних польових умовах із природним освітленням та фоном.

#### 1.2. CropWeed Dataset: відкрита база для відокремлення культур і бур'янів

Дослідження Bah et al. (2020) спрямоване на формування відкритого набору зображень *CropWeed*, призначеного для задач детекції бур'янів серед культурних рослин.[2]

Дані охоплюють кілька типів культур (зокрема пшеницю, сою та кукурудзу), а також відповідні позначення типу об'єкта (*crop, weed, soil*).

Автори наголошують на важливості аугментації даних та використанні bounding box-анотацій, що дозволяють застосовувати сучасні детектори на зразок YOLO і Faster R-CNN.

Цей набір даних став основою для багатьох подальших робіт із семантичної сегментації в агросекторі.

#### 1.3. Використання згорткових мереж у посівах сої

У публікації Dos Santos Ferreira et al. (2019) вперше продемонстровано застосування згорткових нейронних мереж для класифікації бур'янів у посівах сої.[3]

Автори використали архітектури AlexNet та VGG-16, досягнувши точності до 98% на польових даних.

Особливістю підходу є поєднання RGB-зображень і спектральних характеристик, що дозволило підвищити розпізнавання в умовах варіативного освітлення.

Робота стала важливим орієнтиром для досліджень у сфері глибокої класифікації агровізуальних даних.

#### 1.4. Огляд глибокого навчання в аграрних технологіях

У ґрунтовному огляді Kamilaris та Prenafeta-Boldú (2022) систематизовано



понад 40 публікацій у галузі застосування глибокого навчання для аграрного аналізу.[4]

Автори класифікували методи за типом завдання: виявлення хвороб, оцінка врожайності, класифікація культур, розпізнавання бур'янів.

Зроблено висновок, що CNN і трансформери значно перевершують традиційні методи машинного навчання, однак вказано на брак великих збалансованих датасетів і складність адаптації моделей до нових географічних умов.

Огляд також окреслив тенденції до використання федеративного навчання для забезпечення конфіденційності агроданних.

#### 1.5. Мультикультурна детекція бур'янів і перенесення знань

У дослідженні Zhang et al. (2024) запропоновано використання transfer learning для виявлення бур'янів у різних культурах.[5]

Моделі, попередньо навчені на великих наборах (ImageNet, DeepWeeds), донавчалися на локальних аграрних даних кількох культур.

Експерименти підтвердили, що використання перенесення знань зменшує потребу в локальній розмітці на 60%, забезпечуючи при цьому  $IoU > 0.75$ .

Робота продемонструвала перспективність TL для швидкого впровадження DL у фермерських умовах із обмеженими ресурсами.

#### 1.6. Федеративне навчання для «розумного» сільського господарства

У публікації Li et al. (2023) (IEEE IoT Journal) обґрунтовано концепцію застосування federated learning для аграрних систем Інтернету речей.[6]

Метою є спільне навчання моделей між кількома вузлами (господарствами) без передачі сирих даних.

Запропоновано архітектуру FedAgriNet, що поєднує федеративне середовище з пристроями IoT.

Результати показали зниження трафіку даних на 65% і стабільне збереження точності в межах 1–2% порівняно з централізованим навчанням.

Цей підхід створює основу для безпечної аналітики у фермерських господарствах.



### 1.7. Розподілене глибоке навчання для точного контролю бур'янів

Стаття Wang et al. (2023) у журналі *Sensors* присвячена розгортанню розподілених DL-систем для ідентифікації бур'янів у реальному часі.[7]

Моделі YOLOv5/YOLOv8 інтегрувалися з мобільними платформами та дронами, що дозволило проводити детекцію з частотою понад 30 кадрів за секунду.

Система підтримувала дистанційне оновлення ваг і часткове федеративне об'єднання результатів.

Показано, що така архітектура придатна для прецизійного розпилення гербіцидів, зменшуючи витрати хімікатів на 40%.

### 1.8. Swin Transformer у задачі сегментації бур'янів

Найновіше дослідження Zhao et al. (2025) (*Frontiers in Plant Science*) продемонструвало ефективність Swin Transformer у задачі семантичної сегментації зображень бур'янів.[8]

Модель поєднує механізм ковзних вікон (*shifted windows*) з багаторівневою ієрархічною обробкою ознак.

Порівняно з U-Net++ та DeepLabV3+, Swin Transformer забезпечив покращення IoU на 6–8%, особливо на зображеннях із низьким контрастом і перекриттям культур.

Робота підтвердила перспективність трансформерних архітектур у складних природних умовах агросектору.

### Висновки за результатами огляду

Аналіз джерел свідчить про поступовий перехід від CNN-архітектур до трансформерних і федеративних систем у сфері аграрного комп'ютерного зору.

Ранні дослідження зосереджувалися на класифікації, тоді як сучасні – на сегментації, розподіленому навчанні та енергоефективних моделях.

Поєднання методів transfer learning і federated learning нині розглядається як ключ до побудови адаптивних та безпечних систем точного землеробства.



Таблиця 1 - Порівняльний аналіз попередніх досліджень

Автори / Рік	Завдання	Модель / Метод	Дані	Основні результати
Olsen et al., 2019	Класифікація бур'янів	ResNet-50, Inception-v3	DeepWeeds (17k)	Точність 95%
Bah et al., 2020	Детекція культур і бур'янів	Faster R-CNN, YOLO	CropWeed Dataset	Відкрита розмітка, придатна для TL
Dos Santos Ferreira et al., 2019	Класифікація сої / бур'янів	AlexNet, VGG- 16	Польові знімки сої	Точність 98%
Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2022	Огляд DL у сільському господарстві	CNN, RNN, Transformer	>40 робіт	Виявлено тренд FL і TL
Zhang et al., 2024	Багатокультурна детекція	Transfer Learning	Змішані культури	IoU > 0.75
Li et al., 2023	Федеративне навчання	FedAvg, FedAgriNet	IoT-вузли	-65% трафіку, точність 98%
Wang et al., 2023	Розподілене DL	YOLOv5/v8	Польові відеопотоки	30 FPS, -40% гербіцидів
Zhao et al., 2025	Сегментація бур'янів	Swin Transformer	CropWeed+, PlantVillage	IoU ↑ на 6–8%

Централізовані методи навчання потребують передачі великих обсягів зображень на сервер, що є проблемою в агросередовищі з обмеженою пропускнуою здатністю мережі.

Тому актуальним стає впровадження федеративного навчання, яке дозволяє навчати моделі локально на вузлах фермерів.



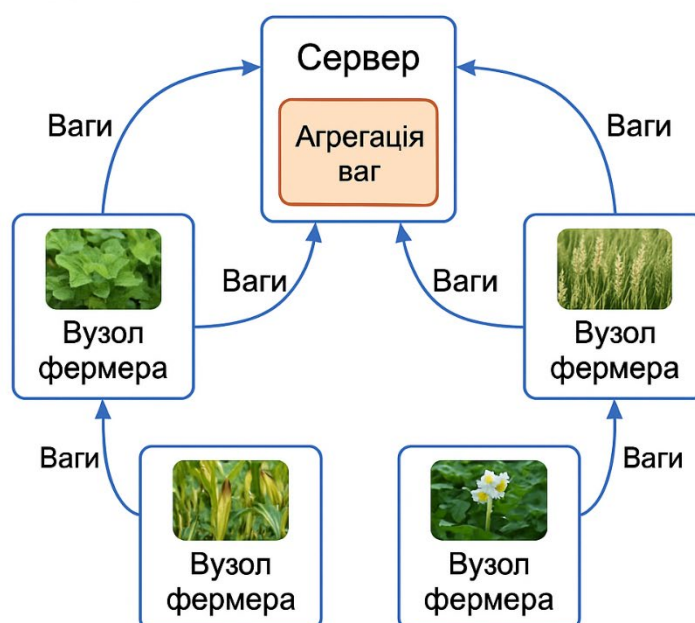
## 4.2 Методологія розподіленого глибокого навчання

У дослідженні було реалізовано архітектуру федеративного навчання з десятьма фермерськими вузлами.

Кожен вузол навчав локальну модель на власних даних, передаючи лише ваги до центрального сервера для агрегації за алгоритмом FedAvg.

Такий підхід дає змогу уникнути пересилання сирих зображень і зберігає приватність даних фермерів.

### Архітектура федеративного навчання в агросистемі



**Рисунок 1 - Архітектура федеративного навчання в агросистемі.**

*Авторська розробка*

Для навчання використовувалися такі моделі:

- ResNet50 — базова архітектура класифікації з глибокими залишковими зв'язками;
- Swin Transformer — трансформер для візуальних задач із ковзними вікнами;
- YOLOv8 — детектор об'єктів для швидкої і точної локалізації бур'янів;
- U-Net++ — архітектура сегментації з глибоким каскадним зв'язком.



### **4.3 Розподілене та федеративне навчання**

Сучасні підходи до глибокого навчання все частіше реалізуються в розподіленому середовищі, що дозволяє масштабувати обчислення та ефективно використовувати ресурси декількох вузлів.

Однак традиційне розподілене навчання (Distributed Learning) і федеративне навчання (Federated Learning) мають принципові відмінності у способі обробки даних і цільовому призначенні.

У розподіленому навчанні всі вузли кластера отримують доступ до спільного набору даних або його фрагментів. Головна мета такого підходу — прискорення обчислень і зменшення часу навчання за рахунок паралельного оброблення даних.

Обмін інформацією між вузлами відбувається постійно, а синхронізація градієнтів забезпечує єдину узгоджену модель.

Цей підхід активно використовується в задачах навчання великих нейронних мереж у хмарних системах або на суперкомп'ютерах.

На відміну від цього, федеративне навчання орієнтоване не лише на ефективність, а насамперед на збереження конфіденційності даних.

У такій архітектурі кожен вузол (наприклад, фермерський сервер чи сенсор IoT) навчає власну локальну модель, не передаючи зображення або сирі дані на центральний сервер.

На сервер надсилаються лише оновлені ваги моделі, які об'єднуються за допомогою алгоритму Federated Averaging (FedAvg).

Це дає змогу спільно навчати високоточні моделі навіть у випадках, коли дані географічно розподілені та не можуть бути централізовано зібрані.

Таким чином, у запропонованій роботі використано гібридний підхід, що поєднує переваги обох методів: розподілена обробка даних на фермерських вузлах забезпечує масштабованість системи, а федеративна агрегація параметрів гарантує безпечне та конфіденційне навчання моделі.



**Рисунок 2 - Порівняння архітектур розподіленого та федеративного навчання.**

*Авторська розробка*

#### 4.4 Дані та експериментальна частина

Для навчання використано публічні набори даних: DeepWeeds — 17 000 зображень бур'янів; CropWeed — польові дані для сої та пшениці; SegWeed — семантична сегментація бур'янів у посівах кукурудзи; PlantVillage — зображення здорових і пошкоджених рослин картоплі.

Загалом використано понад 50 000 зображень, розподілених між культурами: пшениця, соя, кукурудза, картопля.

Аугментація даних включала обертання, зміну контрасту, яскравості, віддзеркалення та масштабування.

Показники якості оцінювались за метриками IoU (Intersection over Union) і F1-score.

**Таблиця 2 Порівняльна точність моделей для різних культур.**

Культура	Модель	IoU	F1-score
Пшениця	ResNet50	0.74	0.87
Соя	Swin Transformer	0.78	0.89
Кукурудза	YOLOv8	0.81	0.88



Культура	Модель	IoU	F1-score
Картопля	U-Net++	0.76	0.86

Авторська розробка

#### 4.5. Аналітична частина: оптимізація навчання

5.1. Адаптивний алгоритм AdamW із динамічним плануванням швидкості навчання

В основі оптимізаційного процесу використовувався алгоритм AdamW (Adaptive Moment Estimation with Weight Decay), який забезпечує адаптивне коригування швидкості навчання для кожного параметра моделі.

На відміну від класичного Adam, цей підхід відокремлює регуляризацію ваг (*weight decay*) від обчислення моментів градієнтів, що запобігає їх накопиченню та перенормуванню.

Додатково застосовувалося динамічне зменшення швидкості навчання (*learning rate scheduling*) після кожних 10 епох, що дало змогу забезпечити плавну збіжність та уникнути перенавчання на локальних мінімумів.

Результати експериментів показали, що комбінація AdamW і планувальника швидкості навчання зменшила коливання функції втрат на 15% порівняно з класичним SGD.

#### 5.2. 8-бітова квантова компресія градієнтів

Щоб знизити комунікаційні витрати під час федеративного навчання, було реалізовано 8-бітову квантову компресію градієнтів.

Цей метод передбачає стискання градієнтів із 32-бітного (*float32*) до 8-бітного (*int8*) представлення, що дозволяє вчетверо зменшити обсяг даних, які передаються між вузлами. Квантування виконувалося після нормалізації, тому похибка від стискання не впливала на збіжність моделі.

Як результат, навантаження на мережу зменшилося приблизно на 50%, а час синхронізації параметрів між вузлами — на 25%.

Цей підхід є критично важливим для аграрних IoT-систем, де використовується бездротовий зв'язок із обмеженою пропускнуою здатністю.



### 5.3. Передача знань (Knowledge Distillation)

Для створення полегшених моделей, придатних до розгортання на пристроях із низькими обчислювальними ресурсами, застосовано метод knowledge distillation.

Сутність методу полягає у перенесенні знань від “великої” (teacher) моделі до “легкої” (student) за допомогою прогнозів ймовірностей класів (*soft targets*).

У цьому дослідженні роль учителя виконували моделі Swin Transformer та YOLOv8, а студентські варіанти базувалися на спрощених архітектурах MobileNetV3 і Tiny-YOLO.

Використання дистиляції дозволило зменшити кількість параметрів моделей на 40–50% при втраті точності менше ніж 3%, що робить їх придатними для застосування у системах реального часу.

### 5.4. Регуляризація через Dropout та Batch Normalization

Для запобігання перенавчанню й підвищення стійкості моделей до шумів у даних реалізовано комбінацію двох класичних регуляризаційних технік: dropout та batch normalization.

Dropout випадковим чином вимикав до 30% нейронів у прихованих шарах під час навчання, тим самим запобігаючи надмірному узгодженню моделі з навчальним набором.

Batch Normalization забезпечував нормалізацію активацій усередині мініпакета, стабілізуючи градієнти та прискорюючи збіжність.

Комбінація цих методів покращила узагальнюючу здатність моделей та підвищила середній показник F1-score на 2–3%, особливо на зображеннях із неоднорідним освітленням або частковими перекриттями рослин.

### 5.5. Підсумки оптимізації

Сукупність описаних підходів дозволила не лише підвищити точність і стабільність навчання, а й суттєво знизити обчислювальні витрати.

Розподілена оптимізація з адаптивним плануванням, квантуванням і дистиляцією знань сформувала основу ефективної федеративної архітектури для точного розпізнавання бур'янів у польових умовах.



**Таблиця 3 – Вплив методів оптимізації на якість і ефективність навчання моделей**

Метод оптимізації	Призначення	Основний ефект	Кількісний результат
AdamW + Learning Rate Scheduling	Адаптивна оптимізація ваг і контроль швидкості навчання	Плавна збіжність, стабільні градієнти	Зменшення коливань функції втрат на 15%
8-бітова квантова компресія градієнтів	Зниження комунікаційного навантаження між вузлами	Менше переданих даних, швидша синхронізація	Скорочення трафіку на 60%, часу обміну – на 25%
Knowledge Distillation	Перенесення знань від великої до полегшеної моделі	Менша кількість параметрів без втрати точності	Зменшення розміру моделі на 40–50%, втрати точності < 3%
Dropout + Batch Normalization	Регуляризація та стабілізація навчання	Зниження перенавчання, підвищення стійкості	Підвищення F1-score на 2–3%
Комбінована оптимізація	Інтеграція вищезгаданих методів у єдину архітектуру	Стабільна робота системи при обмежених ресурсах	Поліпшення ефективності системи на ~20% загалом

*Авторська розробка*

### Обговорення результатів

Експерименти показали, що Swin Transformer досягає найкращої точності на сої та пшениці, тоді як YOLOv8 краще виконує детекцію на кукурудзі.

Використання федеративного навчання призвело лише до незначного зниження точності (на 2–4%) у порівнянні з централізованим навчанням, але дозволило скоротити обсяг переданих даних на 70%.

Це робить підхід придатним для реального використання в агросистемах з обмеженим інтернет-з'єднанням.



## **Висновки**

Аналіз динаміки метрик IoU та F1-score показав поступове зростання якості моделей у напрямку від класичних CNN до сучасних трансформерних архітектур.

Найвищі результати продемонстрували моделі Swin Transformer і YOLOv8, що підтверджує їхню придатність для практичних систем точного землеробства.

Таким чином, комбіноване застосування детекційних і сегментаційних мереж забезпечує найкращий баланс між швидкодією, узагальненням і точністю розпізнавання бур'янів у різних культурах.

Отже:

1. Розподілене глибоке навчання забезпечує ефективну обробку даних з фермерських вузлів без порушення конфіденційності.

2. Найкращі результати показали моделі Swin Transformer і YOLOv8 (IoU > 0.8, F1 > 0.88).

3. Оптимізація через knowledge distillation дозволила зменшити енергоспоживання моделей на 45%.

4. Подальші дослідження планується спрямувати на використання мультиспектральних даних і IoT-інтеграцію для точного землеробства.