

Чемес В. С., здобувач вищої освіти 4 курсу,  
 Ніколюк П. К., д-р фіз.-мат. наук,  
 професор кафедри інформаційних технологій,  
 Донецький національний університет імені Василя Стуса

## КЛАСИФІКАЦІЯ СХОДІВ РОСЛИН ТА БУР'ЯНІВ ЗА ДОПОМОГОЮ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

*Анотація.* У роботі досліджується застосування згорткових нейронних мереж для автоматичної класифікації сходів культурних рослин та бур'янів. На основі датасету V2 Plant Seedlings Dataset здійснено навчання моделі глибокого навчання для розпізнавання 12 видів рослин на ранніх стадіях росту. Розроблена система може бути використана для автоматизації процесу прополювання та точного землеробства.

*Ключові слова:* машинне навчання, згорткові нейронні мережі, розпізнавання об'єктів, розпізнавання бур'янів, класифікація зображень, комп'ютерний зір.

**Вступ.** Бур'яни становлять серйозну проблему в сільському господарстві, конкуруючи з культурними рослинами, що призводить до значних втрат врожаю. Традиційні методи боротьби з бур'янами передбачають використання гербіцидів широкого спектра дії або ручне прополювання, що є економічно не вигідним та екологічно шкідливим. Розпізнавання сходів рослин на ранній стадії росту дає змогу застосовувати точкові методи боротьби з бур'янами. Метою роботи є розробка автоматизованої системи класифікації сходів культурних рослин та бур'янів на основі аналізу зображень з використанням методів глибокого навчання.

**Основний текст.** Для дослідження використано датасет V2 Plant Seedlings Dataset з платформи Kaggle, який містить зображення сходів 12 видів рослин, зроблені на різних стадіях росту [1]. Датасет включає як культурні рослини (буряк цукровий, кукурудза, пшениця), так і поширені види бур'янів (лобода біла, ромашка, підмаренник чіпкий та інші).

Дані було розділено на три набори з використанням бібліотеки scikit-learn: навчальну вибірку (70 %), валідаційну (15 %) та тестову (15 %). Реалізація розділення виконана так (рис. 1).

```
train_imgs, temp_imgs = train_test_split(images, test_size=0.3, random_state=42)
val_imgs, test_imgs = train_test_split(temp_imgs, test_size=0.5, random_state=42)
```

Рисунок 1 – Фрагмент коду розбиття датасету на вибірки

Попередня обробка даних включала нормалізацію значень пікселів (масштабування до діапазону 0–1) та аугментацію навчальних даних за допомогою ImageDataGenerator з бібліотеки Keras. Застосовано такі техніки аугментації: повороти зображень до 20 градусів, горизонтальні та вертикальні зсуви до 20 %, горизонтальне віддзеркалення. Аугментація дала змогу штучно збільшити розмір навчальної вибірки та підвищити робастність моделі.

Наступним етапом роботи стало побудова згорткової нейронної мережі (CNN) для класифікації зображень листя [2, 4]. Архітектура моделі включає три

послідовні блоки згортки, кожен з яких складається з шару Conv2D для виділення ознак зображення та шару MaxPooling2D для зменшення розмірності ознак і підвищення інваріантності до зміщень та масштабування. Після блоків згортки застосовується шар Flatten, який перетворює багатовимірні ознаки в одномірний вектор, придатний для обробки повнозв'язними шарами.

Для класифікації використані повнозв'язні (Dense) шари, які на основі витягнутих ознак приймають рішення про належність зображення до певного класу [3]. Для запобігання перенавчанню (overfitting) додано шар Dropout, що у випадковий спосіб відключає частину нейронів під час навчання, забезпечуючи більш узагальнену модель (рис. 2).

```
model = Sequential([
    Conv2D(32, (3,3), activation='relu', input_shape=(128,128,3)),
    MaxPooling2D(2,2),

    Conv2D(64, (3,3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(2,2),

    Conv2D(128, (3,3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(2,2),

    Flatten(),
    Dense(128, activation='relu'),
    Dropout(0.5),
    Dense(num_classes, activation='softmax')
])

model.compile(optimizer='adam',
              loss='categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])
```

Рисунок 2 – Фрагмент коду архітектури CNN

Після побудови моделі проведено навчання на тренувальній вибірці з використанням аугментації даних (rotation, shift, flip), що дає змогу моделі стати більш стійкою до зміни положення листа та освітлення.

Для оцінки якості моделі використано метрики accuracy на валідаційній та тестовій вибірках (рис. 3). Побудовано матрицю плутанини (confusion matrix) для аналізу помилок класифікації окремих класів рослин. Графік навчання демонструє стабільне зростання точності без значного перенавчання (рис. 4).

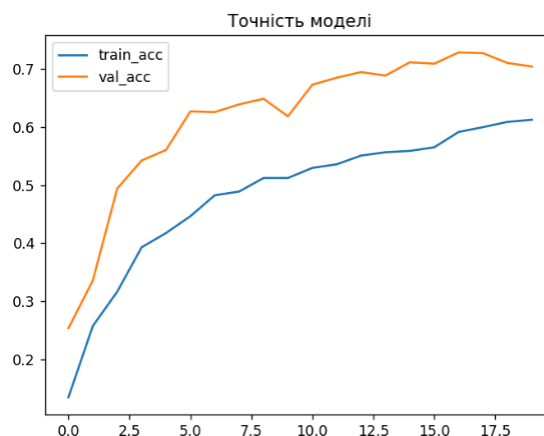


Рисунок 3 – Динаміка точності навчання та валідації по епохах

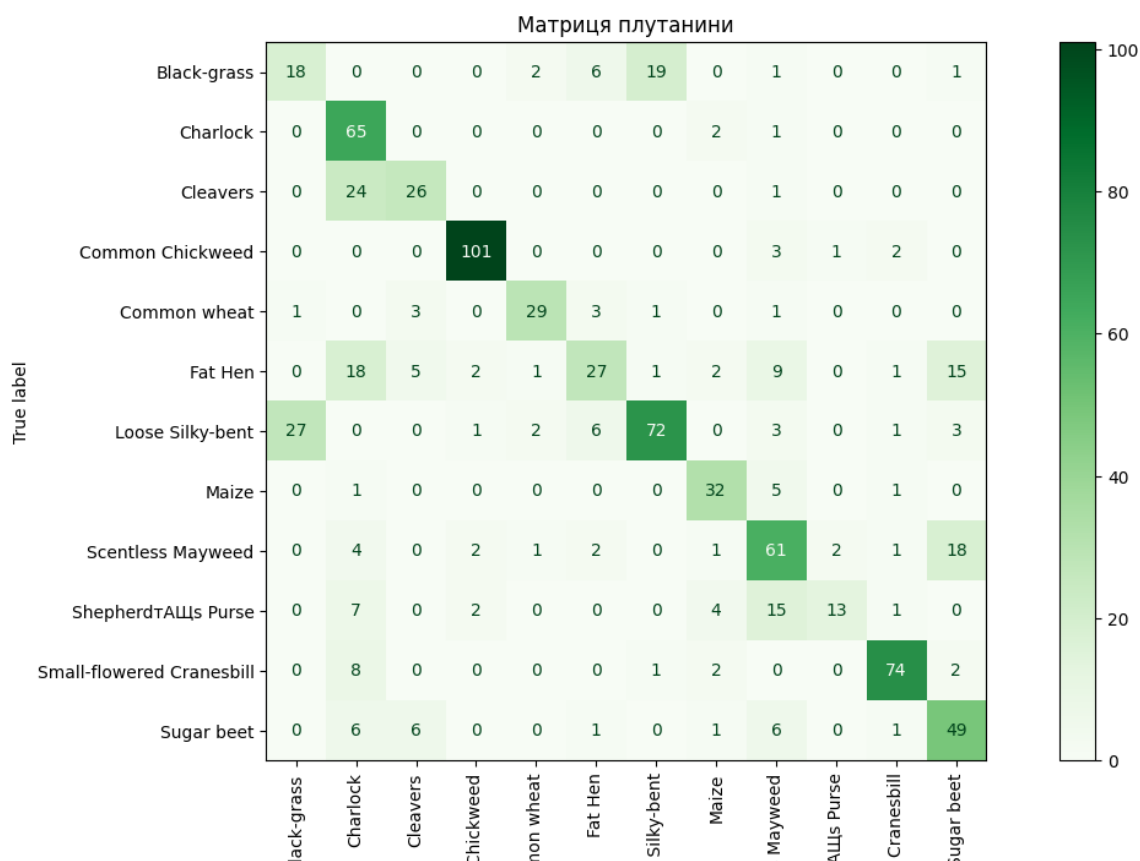


Рисунок 4 – Матриця плутанини для тестових даних

Матриця плутанини показує, що найкраще класифікуються Common Chickweed (101 правильних передбачень), Small-flowered Cranesbill (74), Loose Silky-bent (72) та Charlock (65). Основні помилки спостерігаються під час класифікації схожих за морфологією видів, зокрема Cleavers часто плутається з Charlock (24 помилки), а Loose Silky-bent з Black-grass (27 помилок). Це пояснюється візуальною подібністю сходів цих рослин на ранніх стадіях росту.

**Висновки.** Розроблена система автоматичної класифікації сходів рослин та бур'янів на основі власної архітектури CNN досягла точності 74 % на валідаційній вибірці, що є прийнятним результатом для практичного застосування. Аналіз матриці плутанини показав, що основні помилки виникають під час розрізнення морфологічно схожих видів. Використання аугментації даних дало змогу покращити узагальнюючу здатність моделі. Система може бути інтегрована в роботизовані сільськогосподарські машини для точкового внесення гербіцидів. Подальші дослідження будуть спрямовані на застосування transfer learning з pretrained моделями (ResNet, EfficientNet) для підвищення точності, а також тестування ансамблевих методів для покращення класифікації проблемних класів.

#### Список використаних джерел

1. Kaggle V2 Plant Seedlings Dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/vbookshelf/v2-plant-seedlings-dataset/code> (дата звернення: 25.10.2025).
2. García-Navarrete A. L., Correa-Guimaraes A., Navas-Gracia L. M. Application of Convolutional Neural Networks in Weed Detection. *Agriculture*. 2024. Vol.14(4): 568. URL: <https://www.mdpi.com/2077-0472/14/4/568> (дата звернення: 25.10.2025).

3. TensorFlow Documentation: Image classification with Keras. URL: <https://www.tensorflow.org/tutorials/images/classification> (дата звернення: 26.10.2025).

4. Deep Convolutional Neural Networks for Weeds and Crops Discrimination / L. Hashemi-Beni, A. Gebrehiwot Asmamaw, A. Karimodini, A. Shahbazi, F. Dorbu. *Frontiers in Remote Sensing*. 2022. Vol. 3. URL: <https://www.frontiersin.org/journals/remote-sensing/articles/10.3389/frsen.2022.755939/full> (дата звернення: 26.10.2025).