

DOI <https://doi.org/10.32782/2078-0877-2025-25-3-10>

УДК 004.8

М. О. Молчанова, Ph.D., старший викладач

О. В. Мазурець, канд. техн. наук, доцент

О. О. Залуцька, асистент

В. М. Малайда, студент

ORCID: 0000-0001-9810-936X

ORCID: 0000-0002-8900-0650

ORCID: 0000-0003-1242-3548

ORCID: 0009-0000-8774-304X

Хмельницький національний університет

e-mail: m.o.molchanova@gmail.com

ПІДХІД ДО НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ВИЗНАЧЕННЯ СТАДІЙ РОЗВИТКУ АГРОКУЛЬТУР ЗА ВІЗУАЛЬНИМИ ОЗНАКАМИ З ВИКОРИСТАННЯМ ХМАРНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Анотація. У роботі представлено підхід до автоматизованого визначення стадій розвитку агрокультур за візуальними ознаками з використанням глибоких згорткових нейронних мереж у хмарному середовищі. Запропонований метод базується на архітектурі EfficientNet-B0 із компаундним масштабуванням, що забезпечує оптимальний баланс між обчислювальними витратами та точністю класифікації. Система здійснює попередню обробку зображень, їх перетворення в ознаковий простір за допомогою MConv-блоків та класифікацію восьми стадій розвитку через софтмакс-активацію. Результати експериментів показали точність понад 99%, що на 8% перевищує існуючі аналоги. Оригінальність підходу полягає у використанні лише візуальних даних без потреби в мультиспектральних сенсорах, що робить метод доступним для мобільних і польових застосувань. Практичне значення полягає у можливості інтеграції рішення в аграрні інформаційні системи для моніторингу посівів, планування агротехнічних заходів і підвищення ефективності управління ресурсами.

Ключові слова: стадії розвитку соняшника, візуальні ознаки, нейромережі глибокого навчання, хмарні технології.

Постановка проблеми. Актуальність дослідження зумовлена необхідністю впровадження сучасних цифрових технологій у сферу агровиробництва з метою підвищення ефективності управління посівами, оптимізації агротехнічних рішень та забезпечення стабільної врожайності [1]. Соняшник як стратегічно важлива олійна культура [2] потребує точного і своєчасного моніторингу етапів свого розвитку, від чого значною мірою залежить результативність агротехнологічних операцій.

Традиційні способи спостереження за розвитком рослин ґрунтуються на візуальній оцінці та участі експертів, що робить процес трудомістким, залежним від людського чинника та мало-придатним для масштабного застосування. В умовах зростання обсягів агровиробництва та потреб у точному землеробстві виникає потреба в автоматизованих системах, здатних аналізувати стан культур за зображеннями у режимі реального часу.

Використання моделей глибокого навчання у поєднанні з комп'ютерним зором та хмарними технологіями відкриває нові можливості для розпізнавання стадій розвитку сільськогосподарських культур за візуальними ознаками. Розроблення ефективної нейронної архітектури для вирішення такого завдання є важливим кроком до створення інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у сільському господарстві, що забезпечить підвищення продуктивності, зниження витрат і сприятиме розвитку технологій точного землеробства.

Аналіз останніх досліджень. У сучасних дослідженнях активно розробляються підходи до автоматизованого визначення етапів розвитку соняшника на основі зображень, отриманих із



різних джерел. Зокрема, у роботі [3] основна увага зосереджувалася на використанні мультиспектральних знімків із безпілотною літальною апаратури для автоматичного розпізнавання чотирьох стадій росту культури. Автори застосували згорткові архітектури глибокої сегментації, серед яких – модифікована версія PSPNet із удосконаленою функцією втрат. Проведений експеримент у реальних польових умовах засвідчив високу точність сегментації на рівні пікселів, а також під час узагальнення результатів на рівні ділянки. У роботі підкреслюється ефективність моделі щодо просторово-часової деталізації зображень і її стійкість до польових артефактів, проте зауважується, що досягнення таких результатів потребує значних обчислювальних ресурсів та використання мультиспектральних даних, що обмежує масштабованість застосування.

Інше дослідження, представлене в рамках проєкту Sunpheno [4], було спрямоване на створення компактною моделі згорткової нейронної мережі для класифікації стадій розвитку соняшника за даними зображень, отриманих у польових умовах за допомогою мобільних пристроїв. У рамках експерименту було протестовано декілька архітектур, зокрема ResNet-18, ResNet-50, VGG16 та Vision Transformer, із використанням перенавчання на попередньо підготовленому наборі даних, що складався з 5 тис експертно маркованих знімків. Найвищу точність демонструвала архітектура ResNet-50, що вказує на доцільність використання моделей із попереднім навчанням на великих базах даних, таких як ImageNet, і досягла 91% точності. Попри добрі результати модель має суттєві обчислювальні вимоги, що обмежує її застосування в умовах обмежених апаратних ресурсів.

У роботі [5] розглянуто альтернативний підхід із використанням спрощеної архітектури глибокого навчання для класифікації етапів розвитку соняшника. Дослідники застосували метод поділу високодеталізованих зображень, отриманих із дронів, на фрагменти, що дало змогу здійснити навчання невеликої чотиришарової згорткової мережі на відносно обмеженому наборі зразків. Попри невелику вибірку та відсутність застосування механізмів перенавчання отримані результати свідчать про потенціал таких моделей у задачах із низькими обчислювальними обмеженнями. Однак обмежена кількість даних і простота архітектури можуть негативно позначатися на узагальнюваності моделі в складніших сценаріях застосування.

Загалом дослідження підтверджують актуальність, однак усе ж досі є невирішені проблеми, серед яких – недостатня точність.

Формулювання мети статті (постановка завдання). Підвищення точності автоматичного визначення стадії розвитку соняшника за візуальними ознаками із застосуванням методів глибокого навчання для покращення агротехнічного моніторингу та прийняття управлінських рішень у сфері агровиробництва.

Основна частина. Метод автоматизованого визначення стадії розвитку агрокультур на основі візуальних даних із використанням глибоких нейронних мереж на прикладі стадій розвитку соняшника орієнтований на забезпечення об'єктивного моніторингу динаміки росту рослин. Він забезпечує визначення однієї з восьми стадій росту соняшника: проростання, сході, вегетативний ріст, бутонізація, початок цвітіння, повне цвітіння, налив насіння та дозрівання. Такий підхід дає змогу мінімізувати вплив людського фактору в процесі польового контролю та створює передумови для впровадження адаптивних систем управління агровиробництвом. Схему методу наведено на рис. 1.

Основою методу є попередньо навчена глибока згорткова нейронна мережа, яка здійснює аналіз візуальних даних рослин. На початковому етапі здійснюється підготовка зображень до аналізу: приводяться до єдиного формату, нормалізуються, усуваються перешкоди, пов'язані зі змінними умовами зйомки.

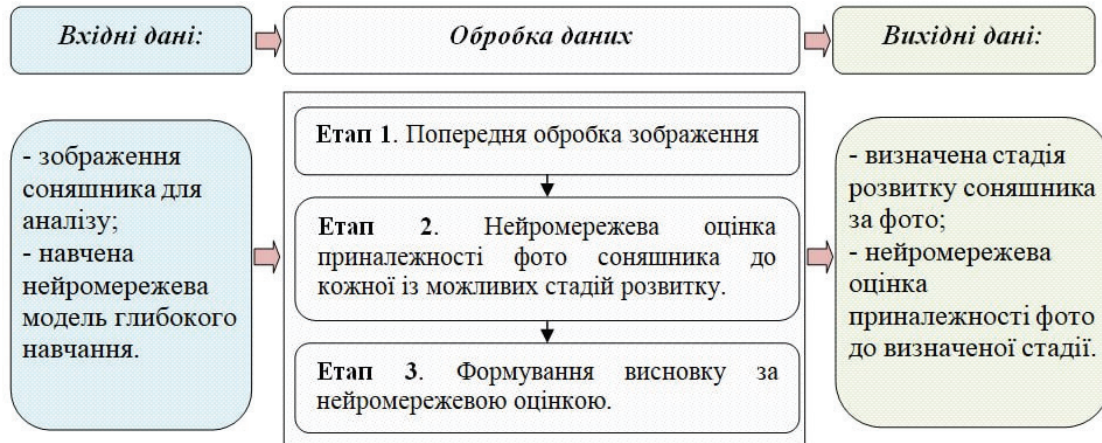


Рис. 1. Схема методу визначення стадії розвитку агрокультури за візуальними ознаками

Основний аналітичний блок побудовано на архітектурі EfficientNet-B0 (рис. 2), яка забезпечує баланс між точністю класифікації та швидкодією. Мережа трансформує зображення у багатовимірні ознакові представлення, що відображають структурні й кольорові характеристики рослин, після чого здійснюється класифікація за етапами розвитку. На завершальному етапі результати обробки інтерпретуються та виводяться у вигляді узагальненої аналітичної інформації, придатної для використання в системах управління агровиробництвом.

Вхідним сигналом для моделі слугує кольорове зображення фіксованого розміру, яке проходить попередню обробку через згортковий шар з ядром фіксованого розміру та нелінійною активацією.

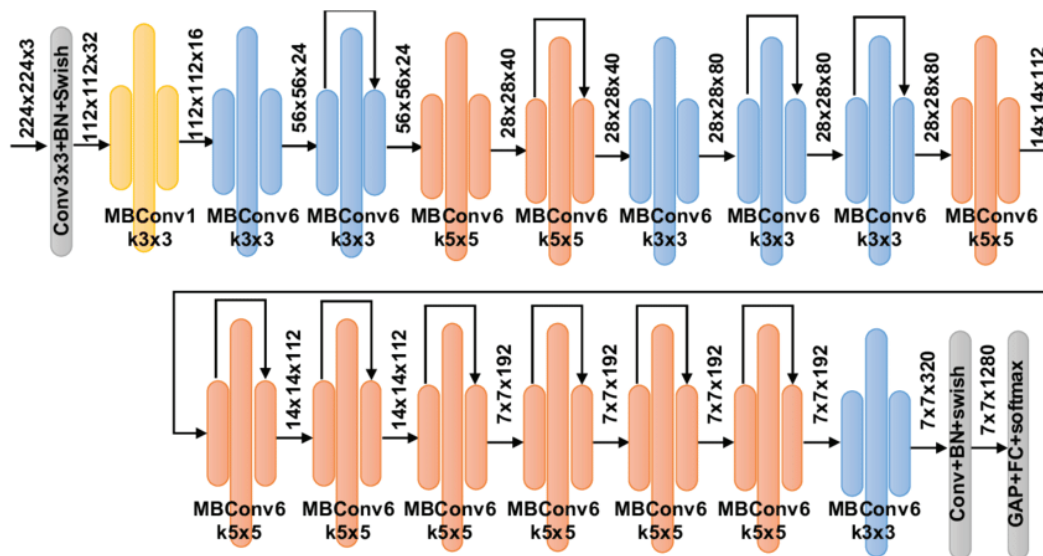


Рис. 2. Архітектура нейромережі EfficientNet-B0

Подальша обробка здійснюється за допомогою послідовних мобільних перевернутих bottleneck-блоків (MBConv на рис. 2), що включають шари розширення каналів, глибоку згортку, фазу стискання та резидуальні з'єднання, необхідні для стабільного поширення градієнтів.

В основі архітектурного рішення лежить концепція компаундного масштабування [6; 7], яка забезпечує синхронне збільшення глибини, ширини та вхідної роздільної здатності моделі за фіксованим співвідношенням. Такий підхід дає змогу досягати збалансованого компромісу

між точністю класифікації та ресурсною ефективністю моделі, що важливо для розгортання в умовах обмеженого апаратного забезпечення.

Фінальні етапи обробки включають глобальний пулінг [8], який стискає просторову інформацію до одного значення для кожної ознаки, та повнозв'язний шар із софтмакс-активацією, що генерує вектор імовірностей належності зображення до одного з класів розвитку. Навчання моделі здійснюється за допомогою оптимізатора Adam [9] із налаштованими гіперпараметрами швидкості навчання, розміру пакета та регуляризації, що сприяє запобіганню перенавчанню на польових вибірках [10].

Завдяки використаній архітектурі модель здатна розрізняти тонкі візуальні відмінності [11] між стадіями розвитку рослини, зокрема морфологічні ознаки суцвіття, ступінь його розкриття та колірну характеристику листя. У поєднанні з компактністю та швидкістю обробки це забезпечує її придатність для використання в мобільних і автономних системах агромоніторингу, зокрема у дронах або сенсорних вузлах, де критично важливими є обмеження на енергоспоживання та затримку інференсу.

Навчання моделі в хмарному середовищі забезпечує масштабованість обчислень, доступ до високопродуктивних ресурсів без потреби у спеціалізованому обладнанні та можливість швидкої обробки великих обсягів зображень [12]. Це дає змогу не лише скоротити час навчання нейромережі, а й забезпечити її гнучку адаптацію до нових наборів даних та умов застосування [13], що підвищує практичну цінність розробленого рішення для аграрного сектору.

Застосування моделі дає змогу не лише підвищити точність оцінки поточного стану культури, а й інтегрувати отримані дані у цифрові платформи точного землеробства включно з мобільними або безпілотними рішеннями. Під час дослідження нейромережі показники на валідаційній вибірці хоча й мали незначні коливання (зокрема, тимчасове просідання на третій епосі), загалом слідували за позитивною динамікою тренувальних метрик, що вказує на здатність моделі до узагальнення та відсутність суттєвого перенавчання. Звіт за метриками наведено на рис. 3.

```
==== STARTING MODEL ANALYSIS ====
Analyzing model performance...
Test Accuracy: 0.9969

Classification Report:
      precision    recall  f1-score   support

 0         1.00      1.00      1.00        68
 1         0.99      1.00      0.99        88
 2         1.00      0.99      0.99        88
 3         1.00      1.00      1.00        75
 4         0.99      1.00      0.99        91
 5         1.00      1.00      1.00        84
 6         1.00      0.99      0.99        68
 7         1.00      1.00      1.00        78

 accuracy          1.00
 macro avg         1.00
weighted avg         1.00

==== MODEL ANALYSIS COMPLETE ====
```

Рис. 3. Звіт метрик

Приклад класифікації стадій розвитку соняшника розробленим програмним забезпеченням із використанням запропонованої нейромережевої архітектури наведено на рис. 4. Після завершення навчання було проведено фінальне тестування моделі на тестових даних, які модель не бачила раніше. Модель продемонструвала продуктивність, досягнувши загальної точності класифікації 99,7%.

Детальний звіт про класифікацію підтвердив цей результат, показавши, що метрики Precision, Recall та F_1 -міри [14] для кожної з восьми стадій розвитку були близькими до ідеальних, коливаючись у межах 99–100%. Це свідчить про те, що розроблений метод однаково надійно розпізнає всі фази росту соняшника – від проростання до дозрівання.

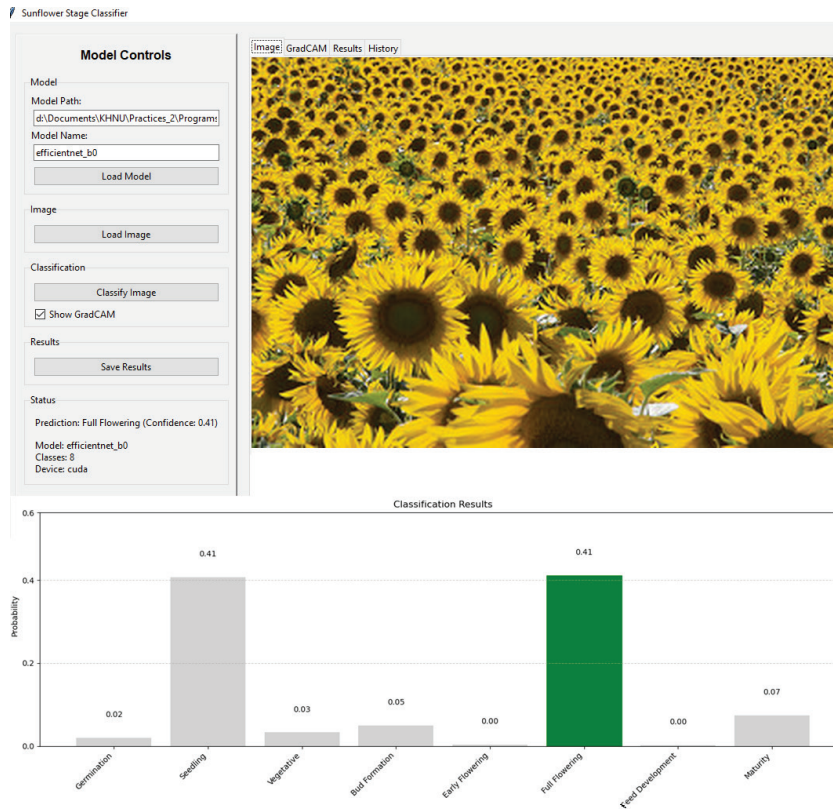


Рис. 4. Класифікація стадій росту соняшника за візуальними ознаками

Порівнюючи отримані результати з аналогами, було досягнуто підвищення точності на 8%. Порівняно з [3], якими було досягнуто точності у 91%, запропонований метод досяг точності у 99%. Отже, поставлена мета досягнута повною мірою.

Висновки. У дослідженні запропоновано метод автоматизованого визначення стадій розвитку соняшника на основі аналізу зображень, який дає змогу підвищити точність ідентифікації стадії розвитку соняшника на 8% порівняно з відомими аналогами. Для реалізації цього підходу використано згорткову нейронну мережу EfficientNet-B0, яка навчалася на зображеннях, що відображають вісім стадій розвитку соняшника, починаючи з проростання і завершуючи дозріванням.

Завдяки структурі MVSConv-блоків із залишковими зв'язками, а також застосуванню компактного масштабування модель показала точність класифікації 99,7% на тестовій вибірці. Це свідчить про її здатність коректно розрізняти стадії розвитку культури за візуальними ознаками навіть за наявності варіацій освітлення, фону або кута зйомки.

На відміну від інших підходів, що базуються на мультиспектральних даних або потребують значних обчислювальних ресурсів, розроблена система працює виключно з RGB-зображеннями. Це зменшує вимоги до технічного забезпечення і дає змогу розглядати можливість використання моделі в мобільних або польових умовах.

Метод може бути інтегрований у системи моніторингу стану посівів або застосовуватись як допоміжний інструмент у процесі прийняття рішень в агровиробництві. Зокрема, він може



використовуватися для відстеження динаміки розвитку рослин, оцінки своєчасності агротехнічних заходів або збору статистики для подальшого аналізу.

Список використаних джерел

1. The impact of environmentally balanced agricultural systems on changes in the agrophysical state of typical chernozem soil and the energy management of sunflower cultivation / Y. Butenko et al. *Journal of Ecological Engineering*. 2025. Vol. 26, no. 7. P. 428–437. DOI: <https://doi.org/10.12911/22998993/203917> (date of access: 01.06.2025).
2. Resistance of sunflower crops to harmful objects when using growth-stimulating bioproducts in their crops / O. Tkachuk et al. *Journal of Ecological Engineering*. 2025. Vol. 26, no. 4. P. 98–110. DOI: <https://doi.org/10.12911/22998993/199816> (date of access: 01.06.2025).
3. Recognition of sunflower growth period based on deep learning from UAV remote sensing images / Z. Song et al. *Precision Agriculture*. 2023. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11119-023-09996-6> (date of access: 01.06.2025).
4. Sunpheno. A Deep Neural Network for Phenological Classification of Sunflower Images / S. A. B. Luoni et al. *Plants*. 2024. Vol. 13, no. 14. P. 1998. DOI: <https://doi.org/10.3390/plants13141998> (date of access: 01.06.2025).
5. Karahanli G., Taşkin C. Derin öğrenme yöntemleri kullanılarak ayçiçeği bitkisinin gelişim evrelerinin tespiti. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*. 2023. URL: <https://doi.org/10.17341/gazimmfd.1200615> (date of access: 01.06.2025).
6. Tan M., Le Q.V. EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. arXiv preprint. 2019. arXiv:1905.11946. Available at: <https://arxiv.org/abs/1905.11946> (accessed: 01.06.2025)
7. Tan M., Le Q.V. EfficientNet: Compound model scaling improves accuracy and efficiency. *Proceedings of Machine Learning Research*. 2019. Vol. 97. P. 6105–6114.
8. EfficientNet: Improving accuracy and efficiency through AutoML Google. AI Blog. May 2019. DOI: <https://ai.googleblog.com/2019/05/efficientnet-improving-accuracy-and.html> (accessed: 01.06.2025).
9. Мазурець О.В., Петровський С.С., Дідо Р.А. Нейромережева модель для ідентифікації особистості за зображенням обличчя у реальному часі. *Інформаційні технології і автоматизація* : матеріали XVII міжнародної науково-практичної конференції. Одеса : ОНТУ, 2024. С. 655–658.
10. Дідур В.О., Молчанова М.О., Мазурець О.В. Спосіб виявлення та класифікації залишків зруйнованих будівель та будівельного сміття за фотографіями з використанням моделей CNN. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. № 1(42). С. 1162–1175.
11. Гладун О.В., Мазурець О.В., Залуцька О.О. Метод нейромережевого аналізу відеофіксації дій натовпу для визначення психологічних та соціокультурних характеристик угруповань. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. № 1(42). С. 1068–1084. DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-1\(42\)-1068-1084](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-1(42)-1068-1084) (дата звернення: 01.06.2025).
12. Особливості програмної інженерії та тестування програмного забезпечення для нейромережевого аналізу фотоданих залишків зруйнованих будівель із роботизованої техніки / О. Собко та ін. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. № 4(45). DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4\(45\)-1566-1581](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4(45)-1566-1581) (дата звернення: 01.06.2025).
13. Інформаційна технологія використання хмарних обчислень для класифікації залишків зруйнованих будівель засобами нейронних мереж за візуальними даними з безпілотних літальних апаратів / М. Молчанова та ін. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. № 4(45). DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4\(45\)-1259-1272](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4(45)-1259-1272) (дата звернення: 01.06.2025).
14. Дідур В., Молчанова М. Спосіб виявлення та класифікації залишків зруйнованих будівель та будівельного сміття за фотографіями з використанням моделей CNN. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. № 1(42). DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-1\(42\)-1162-1175](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-1(42)-1162-1175) (дата звернення: 01.06.2025).

Стаття надійшла до редакції 28.09.2025

Стаття прийнята 16.10.2025

Статтю опубліковано 25.11.2025





M. Molchanova, O. Mazurets, O. Zalutska, V. Malaydakh

Khmelnytskyi National University

APPROACH TO NEURAL NETWORK DETERMINATION OF CROPS GROWTH STAGES BY VISUAL FEATURES USING CLOUD TECHNOLOGIES

Summary

The study aims to develop an approach for automated identification of crop growth stages based on visual features using neural networks and cloud technologies. The core objective is to improve the accuracy and efficiency of recognizing phenological phases of plants through computer vision, thereby advancing digital agrotechnical monitoring and supporting informed decision-making in agricultural production.

The proposed approach employs pre-trained deep convolutional neural networks, particularly EfficientNet-B0, which combines compound scaling and high computational performance. Input images undergo preprocessing steps such as normalization, scaling, and noise reduction. Feature extraction is conducted using MBConv blocks with residual connections, followed by classification through a softmax activation layer. Deployment and computation are performed within a cloud environment, ensuring scalability, accessibility, and integration into diverse agricultural platforms.

The developed system demonstrated over 99% classification accuracy in identifying phenological crop stages. Experimental validation confirmed the robustness of the model under varying lighting conditions and image acquisition angles, which is crucial for field applications.

The originality of this research lies in integrating cloud computing with an optimized EfficientNet architecture, which ensures a balance between classification accuracy and computational efficiency while relying solely on RGB images. This eliminates the need for multispectral data or computationally intensive solutions.

The proposed approach provides practical benefits for agricultural applications, enabling mobile and cloud-based decision-support tools for agronomists, farmers, and consultants. With high accuracy and adaptability, the system can be incorporated into digital platforms for real-time crop monitoring and agrotechnical planning.

The integration of neural networks and cloud technologies facilitates automation and objectification of crop growth stage identification. Future work will focus on dataset expansion, adaptation to multiple crop types, and the development of field-ready cloud services for agricultural use.

Keywords: sunflower growth stages, visual signs, deep learning neural networks, cloud technologies.