

УДК 004.93:631.5

Бабій В. – ст. гр. ШІ-41

*Національний університет «Львівська політехніка»*

## **РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО МОДУЛЯ ОЦІНКИ ГУСТОТИ ПОСІВІВ СОНЯШНИКУ ЗАСОБАМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ**

Науковий керівник: д.т.н., професор Яковина В.С.

Babii V.

*Lviv Polytechnic National University*

## **DEVELOPMENT OF A SOFTWARE MODULE FOR ASSESSING SUNFLOWER CROP DENSITY USING COMPUTER VISION**

Supervisor: Dr., prof. V. Yakovyna

Ключові слова: комп'ютерний зір, детекція об'єктів, YOLO, густина посівів, соняшник, корекція перспективи, глибоке навчання, точне землеробство.

Key words: computer vision, object detection, YOLO, crop density, sunflower, perspective correction, deep learning, precision agriculture.

Аграрний сектор формує близько 20 % ВВП України, а соняшник має особливе стратегічне значення – держава є світовим лідером із виробництва та експорту соняшникової олії. Водночас виробництво вразливе до кліматичних ризиків, що підсилює потребу в оперативному моніторингу стану посівів на всіх етапах вегетації.

Одним із ключових показників стану посівів є густина рослин. Класична методика її вимірювання передбачає розгортання мірної рулетки на довжину 14,28 м і підрахунок рослин у двох суміжних рядках при міжрядді 70 см. Один вимір займає 4-6 хвилин, є трудомістким, суб'єктивним та спирається на малу вибірку. Сучасний рівень використання смартфонів створює передумови для автоматизації цього процесу. Метою роботи є розробка програмного модуля оцінки густоти посівів соняшнику засобами комп'ютерного зору на основі фотографій зі смартфона.

Огляд наукових публікацій 2016-2026 років показав, що абсолютна більшість існуючих рішень базується на аерозйомці з безпілотних літальних апаратів або спеціалізованих сенсорах і жодне не вирішує задачу оцінки густоти соняшнику з наземного фото з корекцією перспективних спотворень, що підтверджує наукову новизну запропонованого підходу. Для навчання моделі зібрано та розмічено набір даних із 2964 зображень посівів соняшнику. Застосовано напівавтоматичний підхід: спочатку вручну розмічено 100 зображень, на яких натреновано попередній детектор для автоматичної розмітки решти даних з подальшою ручною перевіркою, що суттєво скоротило час анотування.

Проведено порівняльне навчання шести конфігурацій моделей сімейства YOLO. За сукупністю критеріїв виробничою обрано модель yolo26s-pose: вона забезпечує найвище значення метрики Pose mAP50 = 0,940, NMS-free інференс із постобробкою 0,2 мс та компактний розмір 9,75 млн параметрів, оптимальний для мобільного розгортання. Стабільність моделі підтверджено трикратною крос-валідацією.

Розроблено повний програмний конвеєр оцінки густоти, що складається з п'яти етапів: підготовка набору даних, детекція рослин, побудова ліній рядків за допомогою алгоритму RANSAC, корекція перспективи та обчислення густоти. Корекція

спотворень виконується методом інверсного перспективного перетворення (ІРМ), який не потребує калібрування камери та використовує відоме міжряддя 70 см як єдиний геометричний орієнтир – це принципова перевага для застосування на різних моделях смартфонів. Час обробки одного зображення – 15,1 мс.

Двоетапна верифікація модуля показала успішну обробку 94,3 % зображень та збіг агрономічної класифікації 91 %; під час польових випробувань середня похибка підрахунку склала 7,1 %, що є кращим результатом, ніж стандартна похибка ручного методу (~10 %). Порівняння з традиційним методом показало прискорення виміру у 8-12 разів – з 4-6 хвилин до приблизно 30 секунд. Практична цінність роботи полягає у створенні доступного інструменту для масового використання агрономами без додаткового обладнання, а архітектура модуля передбачає масштабування на інші просапні культури з рядковим посівом – кукурудзу, сою, цукровий буряк.

### **Література**

1. Bradski G. The OpenCV Library. Dr. Dobb's Journal of Software Tools, 2000.
2. Fischler M. A., Bolles R. C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Communications of the ACM, 1981. Vol. 24, No. 6. P. 381-395.
3. Liu T., Wu W., Chen W., Sun C., Zhu X., Guo W. Automated image-processing for counting seedlings in a wheat field. Precision Agriculture, 2016. Vol. 17. P. 392-406.
4. Papageorgiou E. I. et al. Automated Sunflower Head Detection and Yield Estimation from High-Resolution UAV Imagery Using YOLOv11 for Precision Agriculture. Sustainability, 2026. Vol. 18, No. 2. P. 1026.
5. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016. P. 779-788.
6. Singh P. et al. A survey of deep learning-based object detection methods in crop counting. Computers and Electronics in Agriculture, 2024. Vol. 216. P. 108425.