

МЕЛЬНИЧЕНКО ОЛЕКСАНДР

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0001-8565-7092>e-mail: oleksandr.melnychenko@live.com

МЕТОД ОБЧИСЛЕННЯ КІЛЬКОСТІ ОБ'ЄКТІВ У ФРУКТОВОМУ САДУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

Дана робота пропонує новий метод обчислення кількості яблук у робочому середовищі фруктовому саду, за допомогою якого стане можливим реалізувати інформаційну технологію для розпізнавання та обчислення кількості структурних об'єктів у режимі реального часу. Результати проведених експериментальних досліджень показують, що рівень достовірності автоматизованої системи складає: 1) у сонячну погоду – 92,11 %, 2) у похмуру – 90,76 % та 3) у сонячну погоду, але з високою затіненістю – 82,69 %. Отримані значення свідчать про високий показник ефективності автоматизованої системи для виявлення та обчислення фруктових плодів у реальних умовах. Такі результати свідчать про те, що за сонячних та похмурих погодних умов із низьким рівнем тіні автоматизована система демонструє високу точність та надійність у роботі. Зокрема через наявність у фруктовому саду значних візуальних шумів (прикриття плодів листям та гілками) ефективність роботи групи БПЛА зокрема та автоматизованої системи загалом у реальних умовах не може бути виконана на 100 %, що може слугувати перспективним завданням для подальших досліджень.

Ключові слова: обробка зображень, виявлення об'єктів, обчислення кількості об'єктів, YOLOv5, глибоке навчання.

MELNYCHENKO OLEKSANDR

Khmelnitskyi National University

METHOD OF COUNTING OBJECTS IN AN ORCHARD IN REAL TIME

The paper proposes a novel method for counting apples in an orchard using unmanned aerial vehicles (UAVs), also known as drones. The authors acknowledge that traditional methods of counting apples are time-consuming and labor-intensive and therefore propose a more efficient and accurate solution using a group of drones equipped with high-resolution cameras. The proposed method involves using a convolutional neural network (CNN) called YOLOv5-v1 to detect and count the apples in the images captured by the drones. YOLOv5-v1 was trained using a dataset of annotated images of apples in different lighting conditions and orientations and was found to be highly accurate in identifying and counting apples in test images. The proposed method was tested on two different orchards and was highly accurate. Specifically, the results of the experimental studies show that the model accuracy was: i) in sunny weather - 92.11%, ii) in cloudy weather - 90.76%, and iii) in sunny weather, but with high shading - 82.69%. Such results indicate that under sunny and overcast weather conditions with a low level of shade, the proposed approach demonstrates high accuracy and reliability in real-time operation. At the same time, it should be noted that due to the presence of significant visual noise in the orchard, such as the covering of fruits by leaves and branches, the efficiency of the UAV group and the automated system, in general, cannot be 100% fulfilled in natural conditions, which can serve as a promising task for further of research. Overall, the proposed method of counting structural objects provides an efficient and accurate solution for counting apples in orchards, which could save time and resources for farmers. The use of UAVs and CNNs in agriculture is a promising area of research, and this paper presents a practical application of these technologies in fruit counting.

Keywords: image processing, object detection, object counting, YOLOv5, deep learning.

Вступ

Яблука є однією з найбільших фруктових культур у світі, а Україна має найбільшу площу плантацій, що займає близько двох мільйонів гектарів і дає найвищий урожай у Європі. Центральні та південні регіони України мають ідеальні кліматичні та ґрунтові умови, сприятливі для вирощування яблуні [1]. Крім того, технологічні вдосконалення сільськогосподарської практики в Україні призвели до збільшення врожайності яблук і покращення якості.

Виявлення врожайності яблук за допомогою візуального розпізнавання є ефективним та інтуїтивно зрозумілим методом. Однак, оскільки кожне плодове дерево має різний ріст і кількість плодів, для досягнення більшої точності потрібне індивідуальне визначення врожайності [2]. У садах із великою кількістю дерев ефективність має вирішальне значення. Отже, необхідно мати модель виявлення яблук, яка є швидкою, точною та малою, що дозволяє швидше виявляти врожайність яблук під час роботи на різних вбудованих пристроях.

Моделі глибокого навчання (DL), зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), мають можливість витягувати характеристики із зображень [3], що може призвести до автоматичного розпізнавання цілей і кращої адаптивності. За останні десятиліття методи DL [4] стали вкрай популярними для виявлення плодів фруктових дерев. Зокрема, нейронні мережі типу You Look Only (YOLO) [5] та Single-Shot Detector (SSD) [6] мають більш збалансовану продуктивність з точки зору швидкості та точності виявлення, що призводить до загальної кращої точності виявлення. Водночас попередні дослідження, такі як [7], не встановлювали однакові пріоритети щодо точності виявлення, швидкості та розміру моделі. Для виявлення об'єктів у режимі реального часу у цій роботі використано підхід YOLOv5-v1, який об'єднує YOLOv5 [8] із легкою нейронною мережею EfficientNet [9].

Отже, ця робота спрямована на підвищення точності розпізнавання та обчислення кількості плодів на деревах у фруктовому саду. Для досягнення цієї мети у статті запропоновано новий метод обчислення

кількості структурних об'єктів, що відповідають плодам на кожному кадрі відеоряду. Запропонований у роботі метод обчислення у вигляді вхідних даних отримує множину координат, що відповідають розташуванню структурних об'єктів на зображенні, та виводить кількість плодів, що були виявлені під час захоплення відеоряду.

Підхід до виявлення структурних об'єктів

Автоматичне виявлення фруктів на деревах відбувається в складному сітчастому середовищі, де фрукти ростуть на деревах, розташованих послідовними рядами. Під час робочої місії фрукти можуть бути зняті відеокамерою безпілотного літального апарату (БПЛА) [10] та подані на передньому плані робочого сегмента (плодове дерево), на задньому плані або на деревах інших рядів. Як наслідок, фрукти у відеокадрі можуть бути занадто малими, через що автоматизована система може їх помилково розпізнати, або вони можуть потрапити в різні відеокадри під час робочої місії, що призведе до кількох підрахунків однакових фруктів [11]. Крім того, мінливі погодні умови, зміна освітлення протягом дня, падіння листя та гілок у кадр можуть погіршити точність виявлення плодів. Тому, щоб запобігти та усунути проблеми, згадані вище, це дослідження запроваджує новий підхід до визначення структурних об'єктів точної природи дерев.

Вхідними даними є цифрове зображення структурних об'єктів, представлене у вигляді матриці чисел, кожне з яких відображає інтенсивність відповідного пікселя на зображенні. Модель цифрового зображення структурних об'єктів представимо у вигляді лінійного представлення:

$$f: I \rightarrow \langle C_{xy}, P_{h \times w}^i, B_{u \times v}^i, B_{h \times w}^i \rangle, \quad (1)$$

де $C_{xy} = (c_x, c_y)$ – ширина c_x та висота c_y координатної сітки C_{xy} координатної площини XU , сформованої для виявлення структурних об'єктів; $P_{h \times w}^i = (p_h^i, p_w^i)$ – висота p_h^i та ширина p_w^i рамки прив'язки i -го цільового структурного об'єкта в координатній площині XU ; $B_{u \times v}^i = (b_u^i, b_v^i)$ – координати центру рамки прив'язки i -го цільового структурного об'єкта в координатній площині XU ; $B_{h \times w}^i = (b_h^i, b_w^i)$ – висота b_h^i та ширина b_w^i обмежувальної рамки, що окреслює i -й цільовий структурний об'єкт у координатній площині XU .

Координати центра обмежувальної рамки i -го цільового конструктивного об'єкта в координатній площині XU розраховуються за формулою:

$$\begin{aligned} b_u^i &= \sigma^i(t_x^i + c_x); \\ b_v^i &= \sigma^i(t_y^i + c_y), \end{aligned} \quad (2)$$

де t_x^i та t_y^i – зміщення центру обмежувальної рамки i -го цільового структурного об'єкта відносно координатної сітки C_{xy} .

Висота (b_h^i) і ширина (b_w^i) обмежувальної рамки i -го цільового конструктивного об'єкта в координатній площині XU розраховуються за формулою:

$$\begin{aligned} b_h^i &= p_h^i e^{c_y}; \\ b_w^i &= p_w^i e^{c_x}. \end{aligned} \quad (3)$$

Подання зображення яблука як структурного об'єкту у вигляді математичних співвідношень (1)-(3) слугує вхідними даними для використаного механізму виявлення цих структурних об'єктів на зображенні. Вихідними даними цього механізму є координати розташування структурних об'єктів на зображенні в режимі реального часу.

Метод обчислення кількості структурних об'єктів

Для успішного обчислення кількості плодів за відеопотоком необхідним є встановлення унікальності кожного плоду на двох послідовних відеокадрах, отриманих від БПЛА. Відстеження унікальних плодів є нетривіальним завданням, оскільки їхнє розташування та зовнішній вигляд можуть змінюватися на послідовних відеокадрах з огляду на умови проведення робочої місії, наприклад, зміна освітлення, повороти камери, зміна траєкторії роботи БПЛА тощо.

Визначення унікальності ґрунтується на характерних відмінних ознаках кожного об'єкта, їхньому положенні на послідовних кадрах через зміну траєкторії кожного БПЛА в групі та непередбачувані чинники довкілля. Тому особливістю нового метода обчислення кількості структурних об'єктів є встановлення залежностей між візуальними ознаками виявлених структурних об'єктів, що відображаються на послідовних відеокадрах. Схему метода обчислення кількості структурних об'єктів однієї природи надано на рис. 1.

Запропонований метод полягає в послідовному виконанні таких блоків: 1) попередня обробка вхідних даних у вигляді об'єднаних відеокадрів із накладеними обмежувальними рамками виявлених структурних об'єктів; 2) першочергове порівняння споріднених координат виявлених об'єктів між двома сусідніми кадрами; 3) присвоєння унікальних ідентифікаторів нововиявленим об'єктам; 4) обчислення кількості унікальних структурних об'єктів; 5) обчислення прогнозних значень координат розташування об'єктів для наступного кадру; 6) обробка вихідних даних, якими є обчислена кількість структурних об'єктів у робочому середовищі.

Блок 1. Попередню обробку вхідних даних виконано відповідно до впроваджених та модернізованих алгоритмів у методі виявлення, де необхідною є сегментація малих, середніх та великих структурних об'єктів. Малі об'єкти вважаються нецільовими для відстеження, тому вони не підлягають обчисленню. Поведінковою сигнатурою поточного блоку є фільтрування даних через вилучення обмежувальних рамок виявлених малих структурних об'єктів. Утворена нова структура даних передається на наступний блок.

Блок 2. Першочергове порівняння споріднених координат виявлених об'єктів між двома сусідніми кадрами. На основі отриманої чисельної інформації з блоку 1 формується стан виявлених структурних об'єктів на поточному відео кадрі, кожен із яких представляється у вигляді:

$$(x, y, \gamma, h, v_x, v_y, v_\gamma, v_h), \tag{4}$$

де (x, y) – координати центра виявленого об'єкта, γ – відношення ширини до висоти обмежувальної рамки виявленого об'єкта, v_x, v_y, v_γ, v_h – швидкість зміни відстежувальної рамки між послідовними відеокадрами.

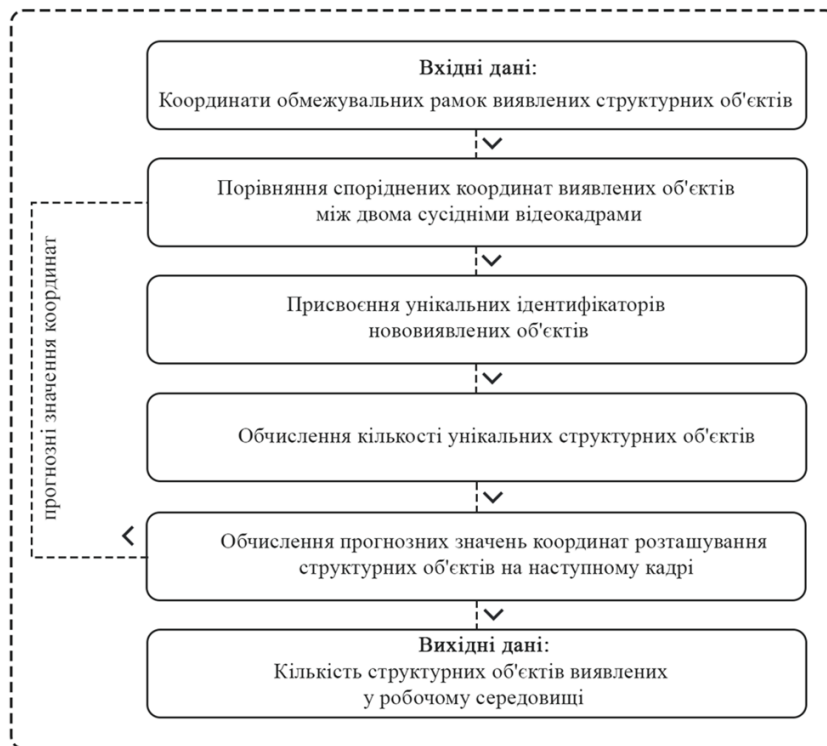


Рис. 1. Схема методу обчислення кількості структурних об'єктів однієї природи

Виявлених об'єктів на одному відеокадрі може бути багато, тому доцільним є формування групи ймовірностей розташування кожного виявленого об'єкта для наступному кадрі. Введення характерних груп (4), поданих у вигляді виявлених та відстежуваних структурних об'єктів, дає змогу формалізувати простір, у якому постійно формується нова група підмножин на основі алгебраїчних структур. Група підмножин, що відображає прогнозоване розташування кожного виявленого об'єкта, обчислене на попередньому кадрі, формується в результаті застосування фільтра Калмана [12]: стан руху кожного об'єкта на попередньому кадрі оцінює інформацію про модель руху структурного об'єкта на поточному відеокадрі, що дає можливість отримати оптимальну оцінку загального стану послідовності кадрів.

Позначимо через r_j матрицю характерних ознак кожного виявленого структурного об'єкта у відеокадрі, через R_j – стан усіх числових характеристик виявлених об'єктів із попередніх 100 кадрів. Відповідно мінімальну відстань між i -ю ознакою прогнозованого об'єкта з попереднього відеокадру та j -ю ознакою виявленого структурного об'єкта в поточному відеокадрі обрахуємо так:

$$d_{(i,j)}^{(1)} = \min \left\{ 1 - r_j^T r_i^{(k)} \mid r_i^{(k)} \in R_i, k \in (1,100) \right\}. \tag{5}$$

Поєднання двох структурних об'єктів визначається перетином характерних ознак, що визначається за формулою з контрольним порогом $t^{(1)}$:

$$b_{(i,j)}^{(1)} = \begin{cases} 1, & d_{(i,j)}^{(1)} \leq t^{(1)}; \\ 0, & d_{(i,j)}^{(1)} > t^{(1)}. \end{cases} \tag{6}$$

Результатом функції (6) є значення дисперсії 1, якщо характеристичні ознаки перетинаються, 0 – якщо такого перетину немає.

Значення та характеристики руху відстежувального об’єкта між послідовними відеокадрами в багатовимірному просторі виразимо через значення квадрата відстані Махаланобіса між прогнозованим та виявленим розташуванням структурного об’єкта на поточному кадрі:

$$d_{(i,j)}^{(1)} = (d_j - y_i)^T S_i^{-1} (d_j - y_i), \tag{7}$$

де y_i – прогнозні значення обмежувальної рамки i -ого об’єкта на поточному відеокадрі, d_j – обмежувальні рамки j -го цільового об’єкта на поточному відеокадрі, а S_i – коваріаційна матриця для i -го об’єкта на поточному відеокадрі.

Визначення процесу поєднання із встановленим контрольним порогом $t^{(2)}$ надамо за формулою:

$$b_{(i,j)}^{(2)} = \begin{cases} 1, & d_{(i,j)}^{(2)} \leq t^{(2)}; \\ 0, & d_{(i,j)}^{(2)} > t^{(2)}. \end{cases} \tag{8}$$

Отримавши значення характеристики руху відстежувального об’єкта між послідовними відеокадрами (7)-(8), сформуємо чисельну матрицю, на основі відстані Махаланобіса [12], яка визначатиме чи перетинаються два показники у вибраній області інтересу

$$c_{i,j} = \lambda d_{(i,j)}^{(1)} + (1 - \lambda) d_{(i,j)}^{(2)}; \tag{9}$$

$$b_{i,j} = \prod_{m=1}^2 b_{(i,j)}^{(m)}.$$

Чисельна матриця (9) є результатом блоку 2.

Відстеження в режимі реального часу відбувається відповідно до каскадного підходу, що полягає в ітеративному перевірці відповідності між розташуванням прогнозованих та виявлених структурних об’єктів. Оцінювання процесу відстеження множини виявлених об’єктів на відеокадрі проводиться за показником IOU (intersection-over-union) [5].

Відстеження продовжується доки значення IOU для кожного виявленого об’єкта набуває найвищого чисельного значення, $0 \leq IOU \leq 1$. Процес відстеження в режимі реального часу ілюстровано на рис. 2.

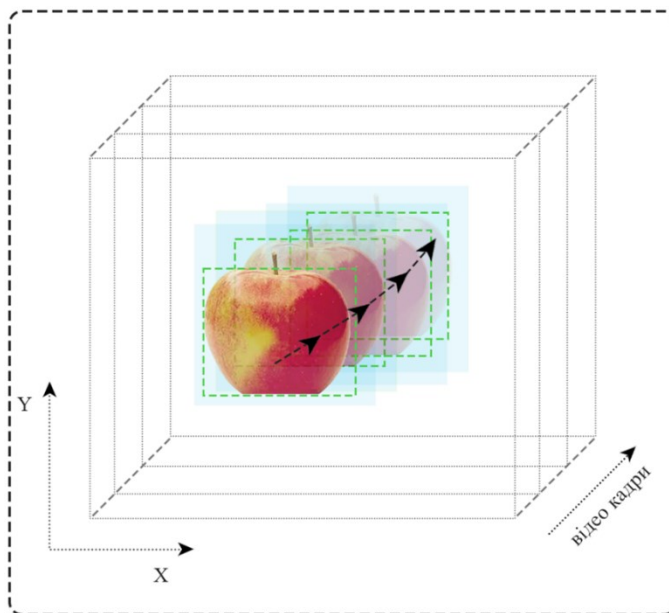


Рис. 2. Схема процесу відстеження структурного об’єкта в режимі реального часу

Результатом поточного блоку є матриця станів (9) відстежених об’єктів, що передається на наступний блок.

Блок 3. Присвоєння унікальних ідентифікаторів нововиявлених об’єктів. У цьому блоці відбувається додавання нового характерного стану унікальності кожного виявленого об’єкта до стану розташування виявлених об’єктів, отриманого з блоку 2.

Блок 4. Обчислення кількості унікальних структурних об’єктів. Блок отримує на вхід реєстр структурних об’єктів, яка містить тимчасові дані про відстежувальний об’єкт: його тип, рух, унікальний ідентифікатор, стан активності та час запису до реєстру. Доки об’єкт перебуває в системі відстеження, він вважається “активним”. Якщо об’єкт зникає з наступного відеокадру, система формує подію, за якої його стан змінюється на “неактивний” у системному реєстрі.

Блок 5. Обчислення прогнозних значень координат розташування об'єктів у наступного кадру. У поточному блоці формується множина прогнозних значень майбутнього розташування структурних об'єктів у наступних послідовних відеокадрах. Якщо об'єкт є присутнім на 100 наступних послідовних відеокадрах, у цьому часовому проміжку між початковим та кінцевим відеокадром об'єкт вважається ідентичним та унікальним.

Прогнозні значення обраховуються за лінійною модифікацією фільтра Калмана з дискретним часом. З огляду на складні умови відстеження структурних об'єктів у робочому середовищі, блок 5 може мати два випадки результуючих даних, а саме:

Випадок 1. Якщо блок 5 обробляє перший відеокадр, то множина всіх виявлених об'єктів обробляється фільтром Калмана для прогнозування розташування на наступному відеокадрі.

Випадок 2. На поточному кадрі та 50 наступних відеокадрах структурний об'єкт може бути виявлений помилково через наявність шумів. Оброблення цього випадку виконує програмний компонент, який фільтрує відеокадри так, щоб відстеження продовжувалося змінною траєкторією відеокадрів доки метод не видалить відстеження раніше виявленого об'єкту та занесе його до загальної статистики робочої місії.

Результати експериментальних досліджень

Для підготовки та формування навчальних даних було використано робоче середовище сучасного плодового саду в Хмельницькій області, Городецький район за координатами 49.265011 та 26.548304 відповідно. Відстань між рядами яблунь – 4 м, відстань між плодовими деревами – близько 1 м, висота дерев – близько 2 м. Також на дослідному полі встановлено базову кінематичну станцію реального часу, яка складається з GNSS-приймача та супутникової антени, яка посилає через GPRS-з'єднання сигнал для підвищення точності позиціонування звичайним супутником до 2,5 см. Ефективність детектора оцінювалася за допомогою показників precision, recall, mAP і F1. Відповідно до оціночної інформації Фермерського господарства “СМ+”, кількість плодів, що росли на деревах фруктового саду на момент проведення експериментів, становила ~160 тисяч штук. Результати виявлення та обчислення кількості фруктових плодів наведено в таблиці 1.

Таблиця 1

**Результати експериментів автоматизованої системи
щодо виявлення та обчислення кількості фруктових плодів**

| № | Погодні умови | Виявлено та обчислено шт. | Виявлено, але не обчислено шт. | Виявлено багатьма камерами, але обчислено одноразово шт. | Всього шт. |
|---|----------------------------|---------------------------|--------------------------------|--|------------|
| 1 | Сонце (сонце в zenіті) | 147 382 | 72 143 | 5 743 | ~160 000 |
| 2 | Похмуро | 145 223 | 69 944 | 6 611 | ~160 000 |
| 3 | Сонце (сильна затіненість) | 132 304 | 69 336 | 8 442 | ~160 000 |

У результаті проведених експериментів було правильно виявлено та обчислено 147 382, 145 223 та 132 304 (таблиця 1) фруктових плодів за трьох різних погодних умов. Водночас встановлено, що певна кількість фруктових плодів була виявлена, але не обчислена, а саме 72 143, 69 944 та 69 336 для трьох погодних умов; ці об'єкти були ідентифіковані детектором автоматизованої системи як фруктові плоди, проте не враховані під час обрахунку, оскільки вони перебували поза поточними робочими зонами. Певну кількість плодів, а саме 5 743, 6 611 та 8 442 за трьох погодних умов, було одночасно виявлено камерами двох або трьох БПЛА та обчислено одноразово, відповідно до логіки запропонованого методу обчислення структурних об'єктів. На рис. 3 надано приклади результатів розпізнавання запропонованої моделі нейронної мережі як для яскравих яблук, так і для фруктів з оклюзіями за різної погоди та умов освітлення.

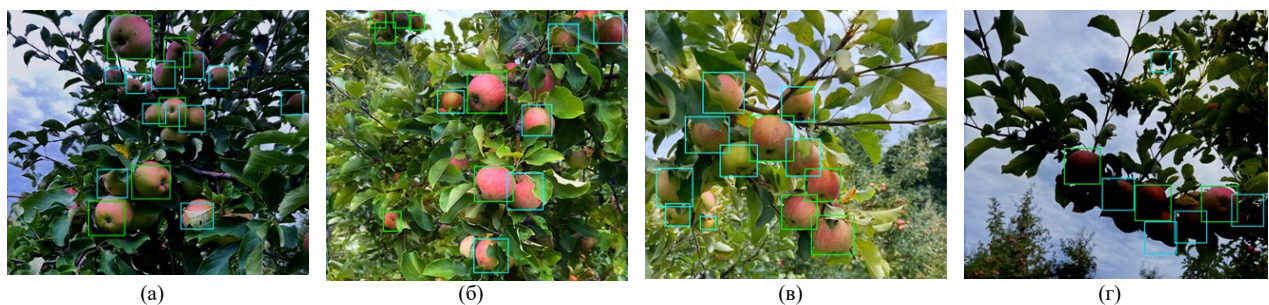


Рис. 3. Результати розпізнавання фруктів за допомогою вдосконаленої мережі YOLOv5-v1: (а) хмарно, (b) сонячне світло збоку, (c) сонячно, (d) сонячно спереду

На рис. 3 зелені обмежувальні прямокутники представляли яскраві цілі, тоді як сині обмежувальні рамки представляли цілі з оклюзіями. Запропонована модель нейронної мережі зміг виявити структурні

об'єкти на зображеннях, зроблених за різних умов освітлення, включаючи рівномірне освітлення, тьмяне освітлення та сонячне світло. Варто зауважити, що певна кількість фруктових плодів була прикрита листям або перебувала в зонах, погано помітних як для камери БПЛА, так і для людського ока. Як наслідок, детектор автоматизованої системи допустив незначну кількість помилок. Значення статистичних показників, що оцінюють виявлення на обчислення кількості плодів, надано в таблиці 2.

Таблиця 2

Результати роботи детектора

| № | Погодні умови | Precision | Recall | F1-score | Помилка I роду | Помилка II роду |
|---|----------------------------|-----------|--------|----------|----------------|-----------------|
| 1 | Сонце (сонце в zenіті) | 0,92 | 0,89 | 0,90 | 0,08 | 0,11 |
| 2 | Похмуру | 0,86 | 0,82 | 0,84 | 0,14 | 0,18 |
| 3 | Сонце (сильна затіненість) | 0,78 | 0,74 | 0,72 | 0,22 | 0,26 |

З таблиці 2 бачимо, що найвищі значення метрик було досягнуто за сонячної погоди, коли сонце перебувало в zenіті, а найнижчі – за сильної затіненості. Порівняння значень показників достовірності розпізнавання за різних погодних умов зображено на рис. 4.

Оцінювання достовірності розпізнаних плодів групою бпла.

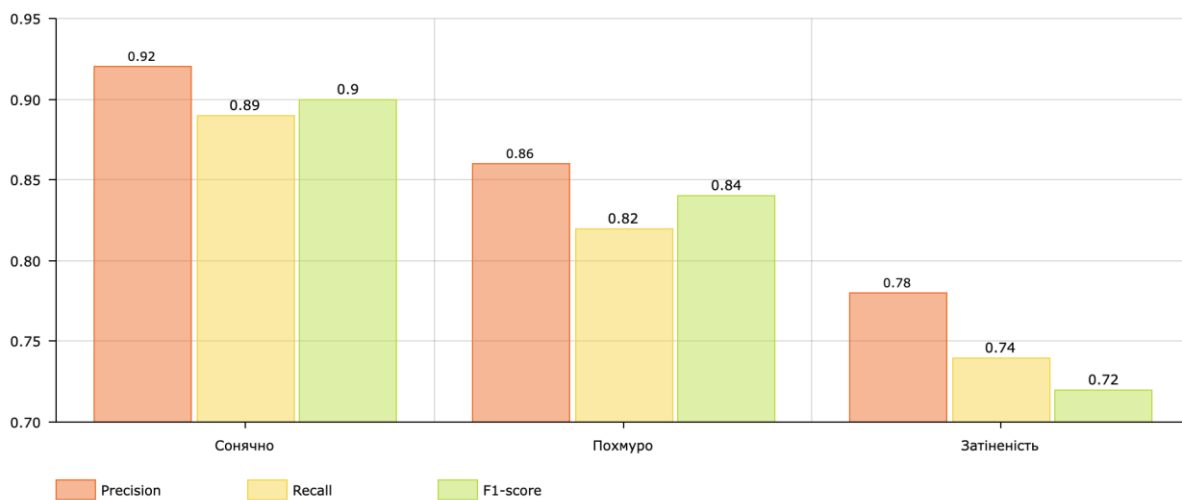


Рис. 4. Порівняння достовірності розпізнавання за різних погодних умов

З рис. 4, рівень достовірності (Accuracy) автоматизованої системи складає: 1) у сонячну погоду – 92,11%, 2) у похмуру – 90,76% та 3) у сонячну погоду, але з високою затіненістю – 82,69%. Отримані значення свідчать про високий показник ефективності автоматизованої системи для виявлення та обчислення фруктових плодів у реальних умовах. У підсумку, проведені експериментальні дослідження підтверджують практичну корисність підготовленої моделі YOLOv5-v1 у рамках використаного підходу виявлення яблук в робочому середовищі фруктового саду та запропонованого методу обчислення кількості структурних об'єктів. Модель добре підходить для розгортання на вбудованих пристроях і може легко адаптуватися до змінних погодних умов у фруктовому саду.

Висновки

У роботі розроблено новий метод обчислення кількості яблук в робочому середовищі фруктового саду, за допомогою якого стане можливим реалізувати інформаційну технологію для розпізнавання та обчислення кількості структурних об'єктів в режимі реального часу. Результати проведених експериментальних досліджень показують, що рівень достовірності автоматизованої системи складає: 1) у сонячну погоду – 92,11%, 2) у похмуру – 90,76% та 3) у сонячну погоду, але з високою затіненістю – 82,69%. Отримані значення свідчать про високий показник ефективності автоматизованої системи для виявлення та обчислення фруктових плодів у реальних умовах. Такі результати свідчать про те, що за сонячних та похмурих погодних умов із низьким рівнем тіні автоматизована система демонструє високу точність та надійність у роботі. Водночас варто зауважити, що через наявність у фруктовому саду значних візуальних шумів, як от, прикриття плодів листям та гілками, ефективність роботи групи БПЛА зокрема та автоматизованої системи загалом у реальних умовах не може бути виконана на 100%, що може слугувати перспективним завданням для подальших досліджень.

Література

1. Shevchuk H., Hontaruk Ya., Hirenko M. State regulation of horticulture development in Ukraine. *Economy and society*. 2022. № 43. P. 1–9.
2. Zhou H., Wang X., Au W. et al. Intelligent robots for fruit harvesting: recent developments and future challenges. *Precision Agriculture*. 2022. Vol. 23, No. 5. P. 1856–1907.

3. Radiuk P.M. Application of a genetic algorithm to search for the optimal convolutional neural network architecture with weight distribution. Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences. 2020. Vol. 281, No. 1. P. 7–11.
4. Fu L., Gao F., Wu J. et al. Application of consumer RGB-D cameras for fruit detection and localization in field: A critical review. Computers and Electronics in Agriculture. 2020. Vol. 177. P. 105687.
5. Wang D., He D. Channel pruned YOLO V5s-based deep learning approach for rapid and accurate apple fruitlet detection before fruit thinning. Biosystems Engineering. 2021. Vol. 210. P. 271–281.
6. Hu C., Shi Z., Wei H. et al. Automatic detection of pecan fruits based on Faster RCNN with FPN in orchard. International Journal of Agricultural and Biological Engineering. 2022. Vol. 15, No. 6. P. 189–196.
7. Rai P., Mehrotra S., Sharma S. K. Challenges in assessing the quality of fruit juices: Intervening role of biosensors. Food Chemistry. 2022. Vol. 386. P. 132825.
8. Yan B., Fan P., Lei X. et al. A real-time apple targets detection method for picking robot based on improved YOLOv5. Remote Sensing. 2021. Vol. 13, No. 9. P. 1619.
9. Tan M., Le Q. V. EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. 36th International Conference on Machine Learning (ICML-2019): Proceedings. Vol. 97. (Long Beach, California, USA, 2019). PMLR.org, 2019. P. 6105–6114.
10. Melnychenko O., Savenko O. A self-organized automated system to control unmanned aerial vehicles for object detection. The 4th International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IntelITSIS-2023): CEUR-Workshop Proceedings. Vol. 3373. (Khmelnytskyi, 22-24 March 2023). Khmelnytskyi, 2023. P. 589–600.
11. Xiong J., Liu Z., Chen S. et al. Visual detection of green mangoes by an unmanned aerial vehicle in orchards based on a deep learning method. Biosystems Engineering. 2020. Vol. 194. P. 261–272.
12. Wang Z., Walsh K., Koirala A. Mango fruit load estimation using a video-based mango YOLO—Kalman filter—Hungarian algorithm method. Sensors. 2019. Vol. 19, No. 12. P. 2742.