

УДК 631.153:004.89:631.95

DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.1.17>

Олена МАРЧЕНКО

старший викладач кафедри інформатики та програмної інженерії,
Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського", marchenko.helene@gmail.com
ORCID: 0000-0001-5754-4920

АВТОМАТИЗОВАНІ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ БЕЗПІЛОТНИМИ ПЛАТФОРМАМИ ДЛЯ ЗБОРУ АГРАРНИХ ДАНИХ: АРХІТЕКТУРА, ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ, ПЕРСПЕКТИВИ РОЗВИТКУ

Анотація. Стаття присвячена дослідженню архітектурних засад і програмно-апаратних засобів автоматизованих систем управління безпілотними платформами для збору, обробки та аналізу даних у сільському господарстві. Особлива увага приділяється застосуванню БПЛА для точного землеробства, що забезпечує моніторинг агроландшафтів і оптимізацію аграрних процесів.

Мета дослідження. Метою роботи є аналіз і оцінка архітектурних рішень та програмно-апаратного забезпечення для ефективного функціонування автоматизованих систем управління БПЛА, спрямованих на моніторинг і аналіз агротехнологічних параметрів у сільському господарстві.

Матеріали і методи. У дослідженні використано БПЛА, оснащені RGB-камерами, мультиспектральними та інфрачервоними сенсорами, тепловізорами, лазерними сканерами та радарними системами. Застосовано методи фотограмметрії, аналізу вегетаційних індексів (NDVI, GNDVI, ExG, ExGR), згорткових нейронних мереж (CNN) і глибокого навчання для обробки зображень. Навчальні вибірки формувалися з використанням генераторів даних, а обробка здійснювалася за допомогою спеціалізованого програмного забезпечення, інтегрованого з ГІС і хмарними обчисленнями. Отримані наукові результати. Розроблено прототип автоматизованої системи на основі БПЛА, здатної виявляти фітопатологічні зміни, оцінювати стан ґрунтів і рослинності з точністю просторового розширення 1–10 см. Реалізовано модель нейронної мережі (InceptionV2), яка забезпечує класифікацію зображень із високою точністю, зокрема для діагностики хвороб рослин. Використання вегетаційних індексів і теплових карт дозволило створювати картографи стану посівів і прогнозувати врожайність. Система продемонструвала ефективність у моніторингу вологості ґрунту, стресу рослин і текстури ґрунту, сприяючи прийняттю обґрунтованих агротехнологічних рішень.

Перспективи подальших досліджень. Подальші дослідження передбачають удосконалення сенсорних систем, впровадження автономних роїв БПЛА, інтеграцію з IoT і розробку алгоритмів штучного інтелекту для прогнозування аграрних параметрів. Планується масштабування рішень для великих сільськогосподарських площ і підвищення економічної ефективності шляхом оптимізації витрат на моніторинг і управління.

Ключові слова: автоматизовані системи управління, безпілотні літальні апарати, нейронні мережі, штучний інтелект, інтелектуальні системи моніторингу.

Olena MARCHENKO. AUTOMATED CONTROL SYSTEMS FOR UNMANNED PLATFORMS FOR AGRICULTURAL DATA COLLECTION: ARCHITECTURE, SOFTWARE, DEVELOPMENT PROSPECTS

Abstract. The article is devoted to the study of the architectural principles and software and hardware of automated control systems for unmanned platforms for collecting, processing and analyzing data in agriculture. Particular attention is paid to the use of UAVs for precision agriculture, which provides monitoring of agricultural landscapes and optimization of agricultural processes.

Purpose of the study. The purpose of the work is to analyze and evaluate architectural solutions and software and hardware for the effective functioning of automated UAV control systems aimed at monitoring and analyzing agro-technological parameters in agriculture.

Materials and methods. The study used UAVs equipped with RGB cameras, multispectral and infrared sensors, thermal imagers, laser scanners and radar systems. The methods of photogrammetry, analysis of vegetation indices (NDVI, GNDVI, ExG, ExGR), convolutional neural networks (CNN) and deep learning for image processing were applied. Training samples were formed using data generators, and processing was carried out using specialized software integrated with GIS and cloud computing. Scientific results obtained. A prototype of an automated system based on UAVs was developed, capable of detecting phytopathological changes, assessing the state of soils and vegetation with an accuracy of spatial extension of 1–10 cm. A neural network model (InceptionV2) was implemented, which provides high-precision image classification, in particular for diagnosing plant diseases. The use of vegetation indices and heat maps made it possible to create cartograms of crop conditions and predict yield. The system demonstrated effectiveness in monitoring soil moisture, plant stress, and soil texture, contributing to the adoption of informed agrotechnological decisions.

Prospects for further research. Further research involves improving sensor systems, implementing autonomous UAV swarms, integrating with IoT, and developing artificial intelligence algorithms for predicting agricultural parameters. It is planned to scale solutions for large agricultural areas and increase economic efficiency by optimizing monitoring and management costs.

Key words: automated control systems, unmanned aerial vehicles, neural networks, artificial intelligence, intelligent monitoring systems.

Постановка проблеми. Актуальність дослідження зумовлена зростаючими потребами аграрного сектору у впровадженні високоточних технологій для підвищення ефективності виробничих процесів, оптимізації використання ресурсів та забезпечення стійкого розвитку сільського господарства. Застосування безпілотних літальних апаратів (БПЛА) як ключового елементу у системах точного землеробства дозволяє не лише оперативно отримувати візуальні дані про стан посівів, структуру ґрунтів, наявність бур'янів чи шкідників, але й автоматизувати процеси моніторингу та аналітики, що раніше вимагали значних людських ресурсів і часу. Саме БПЛА, здатні діяти в автономному режимі, створюють передумови для побудови комплексних автоматизованих систем управління, які використовують сучасні програмні модулі для обробки зображень, метеоданих, агрохімічної інформації, що в сукупності формують потужні інструменти підтримки аграрних рішень.

Попри значний науково-технічний прогрес, сфера автоматизованого управління безпілотними агроплатформами ще потребує вдосконалення з погляду архітектурних рішень, адаптивності програмного забезпечення до змінних польових умов, зменшення вартості обладнання та забезпечення його надійності за різних погодних умов.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У роботах Воронько В., Воронько І. [3], Яровий О. [12], Макам С., Коматінені Б. К., Міна С. С. [13], підкреслюється значний потенціал використання безпілотних платформ для детального аналізу просторової неоднорідності агроєкосистем, урахування ґрунтового-кліматичних і агрометеорологічних умов, а також для дистанційного визначення ключових вегетаційних індексів на основі даних, отриманих у різних спектральних діапазонах. Особливу увагу у науковому дискурсі приділено питанням оперативної обробки інформації, що надходить із відеокамер, спектральних та радіометричних сенсорів, встановлених на мобільних платформах. У цьому контексті актуальними є дослідження у сфері побудови ефективної архітектури штучних нейронних мереж (ШНМ), які можуть бути адаптовані до специфіки аграрного моніторингу. Праці таких науковців, як Македон В., Байлова О. [6], Папуша Д., Оболонков Д. [8], висвітлюють широкі можливості застосування нейромережових структур для автоматизованого розпізнавання об'єктів, класифікації стану культур і прогнозування змін у польових умовах. Окремим напрямом досліджень є застосування геостатистичних методів, які дозволяють здійснювати просторовий аналіз великих масивів даних і порівнювати продуктивність різних ділянок поля між собою, базуючись на варіаціях урожайності розкриті в роботах Бурлака С., Далека А. [2], Омер А. А., Акбарі Д. [15]. Такі підходи дають змогу виявляти чутливість культур до певних біофізичних чинників, визначати локальні зони ризику, а також формувати рекомендації щодо агротехнологічних заходів.

Метою статті – дослідити та дати оцінку архітектурним засадам та програмно-апаратним засобам ефективної роботи автоматизованих систем управління безпілотними платформами, призначених для збору, обробки та аналізу даних у сільському господарстві.

Виклад основного матеріалу. У сучасних умовах точне землеробство виступає інноваційною моделлю ведення господарства, що ґрунтується на індивідуалізованому підході до обробітку ґрунту, внесення добрив та зрошення відповідно до особливостей ґрунтового покриву, рівня вологості, мікроклімату й інших факторів, що впливають на продуктивність агроландшафтів. Завдяки здатності БПЛА здійснювати знімання у видимому, інфрачервоному та мультиспектральному діапазонах, сучасне аграрне підприємство отримує можливість не лише виявляти осередки стресу у рослин, але й прогнозувати врожайність, оптимізувати стратегії обробітку та зонального управління полями (рис. 1).

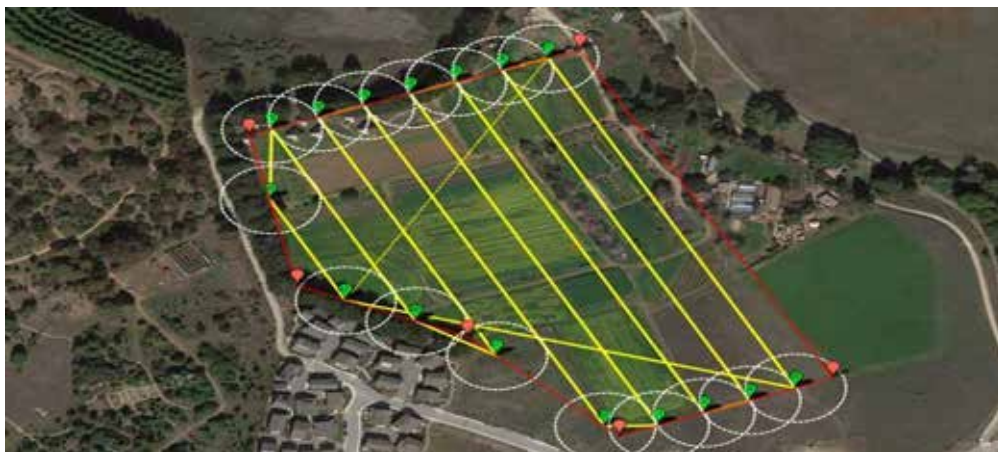


Рис. 1. Побудова маршруту обльоту аграрного поля безпілотним літальним апаратом з урахуванням зон перекриття та точок збору геопросторових даних [17]

У контексті розробки автоматизованих систем управління такими платформами особливу роль відіграють засоби збору зображень, їх просторової прив'язки та подальшої комп'ютерної обробки, що є критично важливими для ефективного моніторингу аграрних площ. Центральною складовою сенсорного комплексу БПЛА є цифрові камери різного спектрального діапазону, серед яких використовуються як стандартні RGB-камери (спектр 0,35–0,7 мкм), так і пристрої для знімання в ближньому та середньому інфрачервоному діапазонах (0,7–5 мкм), тепловізори (8–14 мкм), лазерні сканери, а також радарні системи. Застосування цих пристроїв у сільськогосподарській практиці потребує побудови ортофотопланів, обробки зображень з урахуванням агротехнологічних чинників та проведення багаторівневого аналізу, що в сукупності є складовою інтелектуального управління польовими роботами [4].

Високоточне зображення з просторовим розширенням від 1 до 10 см (залежно від висоти польоту) дає змогу здійснювати якісний аналіз структури ґрунту, виявляти стадії розвитку культур, ідентифікувати стресові зони та прогнозувати врожайність на основі історичних метеорологічних даних. Ключовим технологічним принципом є реєстрація відбиття сонячного світла від земної поверхні у визначених діапазонах спектра, що забезпечує надзвичайно точну оцінку біофізичних характеристик сільськогосподарських угідь. Так, RGB-камери фіксують три основні канали (синій – 0,35–0,45 мкм, зелений – 0,45–0,55 мкм, червоний – 0,55–0,65 мкм), тоді як мультиспектральні системи включають додаткові канали червоного краю (0,65–0,75 мкм) та ближнього інфрачервоного спектра (0,75–0,85 мкм), що розширює аналітичні можливості автоматизованої обробки зображень (рис. 2) [2].

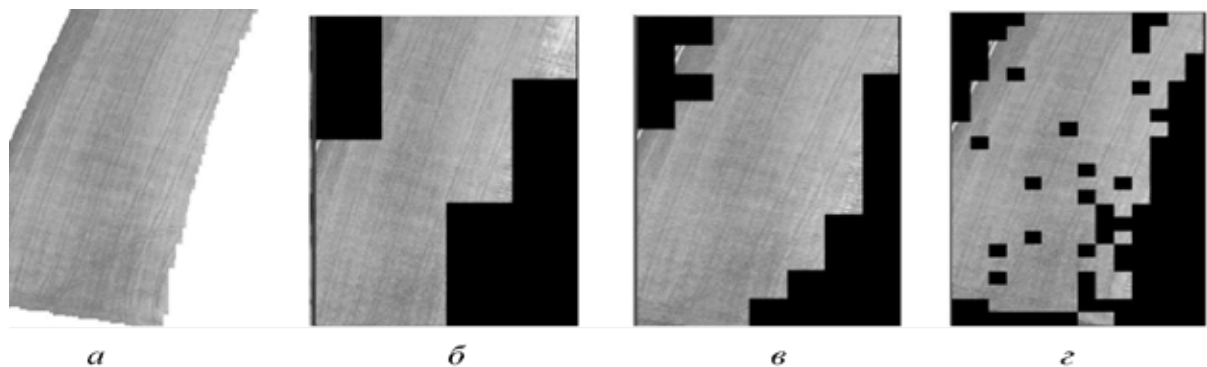


Рис. 2. Кластеризація аграрного поля за різного розміру блоків: а – вихідне зображення; б – реконструйоване зображення для блоків 100×100 пікселів; в – для блоків 50×50 пікселів; г – для блоків 25×25 пікселів

Джерело: побудовано автором

Одним із базових параметрів, що використовується для оцінювання стану рослин, є вегетаційні індекси, які можуть розраховуватись як на основі мультиспектральної інформації, так і виключно за каналами RGB. Найпоширенішим індексом є NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), який визначається за формулою:

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)}, \quad (1)$$

та варіюється в межах від -1 до +1. Значення індексу NDVI дозволяють оцінити густоту та стан рослинності: відсутність – значення близьке до нуля, середня щільність – у межах 0,2–0,5, висока щільність – понад 0,7.

Інші вегетаційні індекси, такі як GNDVI (який використовує зелений канал замість червоного), а також простіші RGB-індекси на кшталт Greenness, ExG, ExGR, також широко застосовуються у практиці для визначення фотосинтетичної активності, виявлення бур'янів або посушливих зон.

$$Greenness = (Green) / (Red + Green + Blue), \quad (2)$$

$$ExG1 = \frac{(2 \times Green - Red - Blue)}{(2 \times Red + Green + Blue)}, \quad (3)$$

або:

$$ExGR2 = \frac{(2 \times Green - 2 \times Red + Blue)}{(2 \times Red + 2 \times Green + Blue)} \quad (4)$$

Застосування вегетаційних індексів у поєднанні з автоматизованими аналітичними системами на основі БПЛА дозволяє будувати математичні моделі, які враховують метеорологічні умови, фазу розвитку рослин і специфіку земельних ділянок (рис. 3).

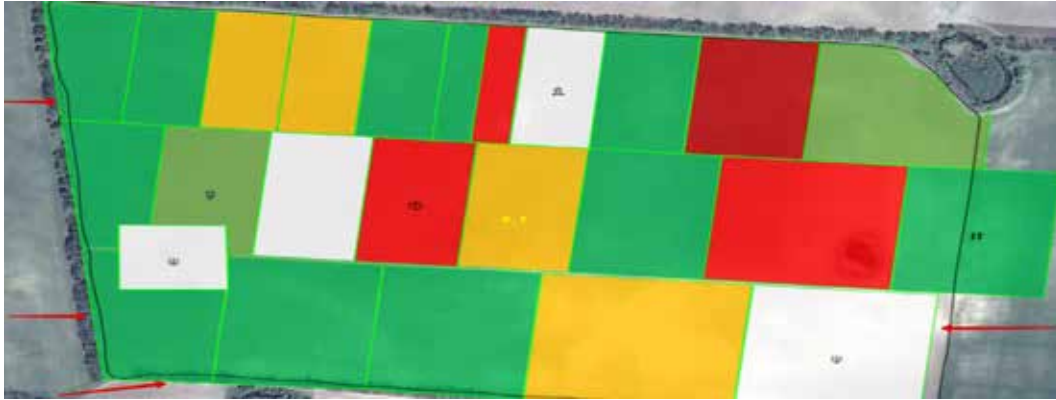


Рис. 3. Картограма стану посівів за результатами обробки мультиспектральних знімків з БПЛА з класифікацією ділянок за індексами вегетації [11]

Визначений підхід забезпечує високий ступінь обґрунтованості аграрних рішень, сприяє мінімізації втрат врожаю та дає змогу переходити до концепції управління на основі даних (data-driven agriculture). У таблиці 1 наведено основні сфери застосування зображень БПЛА у сільськогосподарській практиці і збиранні цифрових даних.

Таблиця 1

Результати збору аграрних даних за допомогою автоматизованих систем управління безпілотними платформами (побудовано автором)

Параметр	Результат	Часовий інтервал	Область застосування
Вологість ґрунту	Карта просторового розподілу вологості ґрунту, отримана з даних сенсорів безпілотних платформ	Оперативний моніторинг	Локальна та регіональна
Стрес рослин	Просторово-часова варіабельність температури та вологості, отримана через аналіз мультиспектральних зображень	Оперативний моніторинг	Локальна та регіональна
Випаровуваність	Індикатор швидкості зміни вологості ґрунту на основі даних тепловізійного сканування	Періодичний аналіз	Регіональна
Хвороби рослин	Просторово-часова варіабельність вегетаційного індексу (NDVI), визначена за допомогою автоматизованого аналізу зображень	Оперативний та періодичний	Локальна та регіональна
Текстура ґрунту	Карти кореляції між складом ґрунту та температурою поверхні, створені на основі інтеграції даних сенсорів та програмного аналізу	Періодичний аналіз	Регіональна

Одним із найперспективніших напрямів у галузі цифрової трансформації аграрного сектору, який забезпечує можливість автоматизованого моніторингу стану сільськогосподарських об'єктів, є застосування безпілотних літальних апаратів (БПЛА), оснащених сучасними відеокамерами, мультиспектральними або інфрачервоними сенсорами, у поєднанні з технологіями комп'ютерного зору та алгоритмами штучних нейронних мереж [1]. Такий підхід дозволяє реалізовувати комплексну діагностику агроценозів у реальному часі з високим рівнем автоматизації, що, у свою чергу, мінімізує потребу у традиційному, фрагментарному зборі даних та підвищує загальну ефективність прийняття агротехнологічних рішень.

Застосування нейромережевих технологій, зокрема в області глибокого навчання, створює можливість автоматизованого виявлення фітопатологічних змін рослин, визначення біофізичних характеристик посівів, таких як щільність, структура листя, рівень стресу, за допомогою розрахунку вегетаційних

індексів (NDVI, EVI, GNDVI, CVI, Truecolor тощо), що забезпечує комплексний і високоточний підхід до агромоніторингу. БПЛА, що працюють у зв'язці з відповідним програмним забезпеченням та серверною обчислювальною інфраструктурою, здатні здійснювати знімання територій площею понад 10 гектарів, що дозволяє масштабувати рішення без втрати якості [10].

Однією з найбільш складних і актуальних задач у процесі автоматизованого пошуку та відбору релевантної інформації для оцінювання й прогнозування рівня продуктивності сільськогосподарських культур є забезпечення точної автоматизованої ідентифікації кількісних і якісних показників, що безпосередньо належать до цільової предметної області, зокрема через розрахунок вегетаційних індексів, таких як NDVI. У цьому контексті постає необхідність вирішення задачі багатокласової класифікації візуальних даних, в основі якої лежить аналіз графічної інформації, що надходить із БПЛА.

З метою виявлення неоднорідностей у розвитку посівів, які можуть критично впливати на майбутню врожайність, була розроблена штучна нейронна мережа (ШНМ), оптимізована для обробки зображень, отриманих з квадрокоптерів. Для побудови навчальної, валідаційної та тестової вибірок використовувалися кольорові фотознімки ділянок посівів з ознаками як рівномірного розвитку, так і з характерними дефектами, зумовленими хворобами, агротехнічними порушеннями або стресовими факторами середовища (рис. 4).



Рис. 4. Типові зображення, використані для навчання штучної нейронної мережі [16]

Задача класифікації зображень, що використовуються для моніторингу стану сільськогосподарських посівів, була реалізована в рамках наступного формалізованого підходу: для кожного кольорового зображення, отриманого з відеокамери, закріпленої на борту БПЛА, система штучної нейронної мережі (ШНМ) мала визначити, до якого із двох класів належить відповідна ділянка поля до зони з рівномірним розвитком рослинності, або ж до зони, що має візуально зафіксовані дефекти (нерівномірний посів, засміченість, ураження хворобами чи шкідниками тощо) [9].

Оскільки початковий обсяг емпіричних даних для навчання ШНМ був обмеженим, у процесі підготовки вибірки активно використовувалися генератори даних, що дозволяли штучно створювати достатню кількість зображень із варіативними параметрами, формуючи повноцінні навчальні датасети. Це дало змогу підвищити узагальнюючу здатність мережі до нових вхідних зображень.

Результати навчання розробленої моделі ШНМ, орієнтованої на автоматичне розпізнавання стану посівів, представлені на рис. 5. Варіативність результатів, зокрема різниця між варіантами а) і б), пояснюється стохастичним характером ініціалізації вагових коефіцієнтів нейронів, а також використанням різних комбінацій навчальних і валідаційних вибірок [18]. Це є типовим явищем для задач, пов'язаних із глибоким навчанням, що потребують ретельного підбору гіперпараметрів, визначення архітектури мережі, а в деяких випадках і побудови ансамблів ШНМ для досягнення стабільних результатів.

Водночас як показує аналіз, класичні архітектури, зокрема прості полнозв'язні або рекурентні мережі, навіть при значному обсязі навчальної вибірки, не демонструють задовільної точності у складних класифікаційних задачах, пов'язаних з агровізуальними даними, що і обумовлює доцільність використання більш складних згорткових нейронних

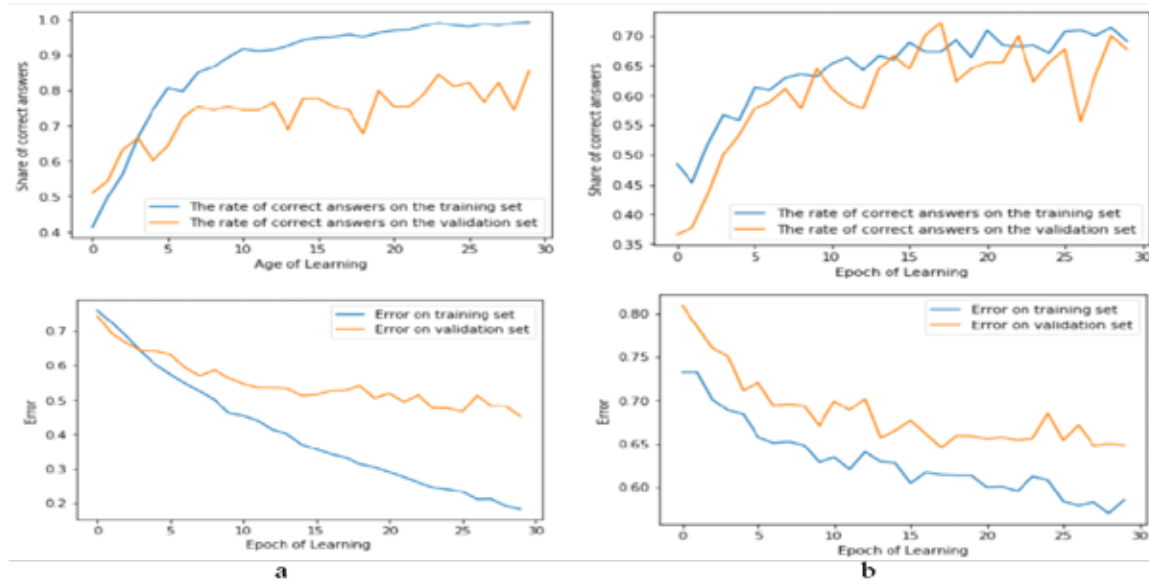


Рис. 5. Приклади діаграм навчання розробленої штучної нейронної мережі для виявлення неоднорідностей у структурі посівів

Джерело: побудовано автором

В межах дослідження ми можемо запропонувати автоматизований технологічний комплекс, що включає БПЛА коптерного типу та серверну частину, інтегровану з алгоритмами машинного зору. Цей комплекс був спрямований на виявлення ознак захворювань сільськогосподарських культур шляхом аналізу фотозображень листя, отриманих з бортової камери дрона. Ключовим етапом створення системи стала побудова архітектури нейронної мережі, адаптованої до завдань класифікації та детектування патологічних змін у рослинних структурах на основі візуальних даних [14].

Для ефективного виявлення об'єктів на зображеннях було обрано методи глибокого навчання на основі згорткових нейронних мереж (CNN), що продемонстрували вищу точність порівняно з класичними підходами до обробки зображень. У процесі дослідження було протестовано низку відомих моделей, зокрема SqueezeNet, ResNet, ImageNet, Inception, DenseNet, AlexNet та YOLO. Результати експериментального тестування засвідчили, що модель InceptionV2 є найбільш збалансованим рішенням у контексті точності розпізнавання, швидкодії та помірного споживання обчислювальних ресурсів.

Процес навчання нейронної мережі передбачав використання навчальної вибірки, що включала близько 2500 зображень з ознаками ураження. Анування зображень здійснювалося за допомогою інструменту Labellmg, що дозволило сформувати якісно розмічену базу для подальшої валідації та тренування нейромережевої моделі. На основі отриманих результатів було реалізовано прототип системи, здатної у реальному часі виявляти хвороби культур і транслювати відповідні сигнали в аграрну систему прийняття рішень [5]. У процесі реалізації автоматизованого виявлення захворювань рослин відеодані, отримані з безпілотної платформи, проходять обов'язкову процедуру попередньої обробки, яка включає покадрову сегментацію (раскадровку) та нормалізацію зображень для уніфікації формату та параметрів вхідної інформації. Це забезпечує високу якість вхідних даних для подальшої обробки за допомогою алгоритмів машинного зору (рис. 6.).

Інтерактивна теплова карта, сформована на основі результатів нейросетевого аналізу, за кольоровою шкалою відображає наявність фітопатологічних ознак на певних ділянках досліджуваної території, що дає змогу оперативно та адресно направляти фахівців для проведення додаткових обстежень і встановлення характеру виявлених захворювань.

Зокрема, червоний маркер на мапі вказує на зону, де нейронна мережа зафіксувала перевищення порогу уражених листків понад 10%, а сукупність таких маркерів формує червоне хмароподібне скупчення – візуальний осередок ймовірного ураження. Водночас теплова карта надає можливість фіксувати динаміку розвитку захворювання у просторі та часі, що значно підвищує ефективність моніторингових процедур та обґрунтованість прийнятих агротехнологічних рішень.

Результати детектування, що формуються у вигляді набору зображень або фреймів із зафіксованими симптомами фітопатологій, фіксуються у підсумковому файлі разом із точними часовими мітками.

Наступним етапом є інтеграція цих часових міток з координатною інформацією, що надходить від системи позиціонування БПЛА, що дозволяє точно співвіднести просторові координати з моментами спрацьовування алгоритмів виявлення захворювань.

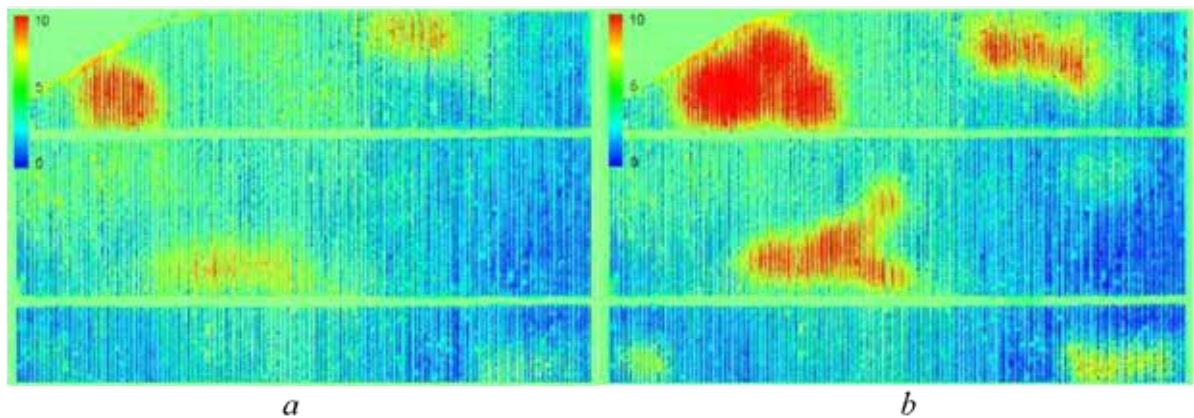


Рис. 6. Інтерактивна теплова карта фітосанітарного стану насаджень

Джерело: побудовано автором

Сучасні програмно-апаратні комплекси для інтелектуального моніторингу стану ґрунтів із використанням безпілотних літальних апаратів (БПЛА) формують цілісну систему збору, обробки та аналітичної інтерпретації даних, що значною мірою сприяє підвищенню ефективності сільськогосподарського виробництва та управління земельними ресурсами (табл. 2). Еволюція цих технологій базується на вдосконаленні апаратних платформ, інтеграції з ГІС, використанні хмарних обчислень, а також впровадженні алгоритмізованих інструментів підтримки прийняття рішень для агрономів і менеджерів агропідприємств [7].

Таблиця 2

Перспективи розвитку автоматизованих систем управління безпілотними платформами для збору аграрних даних (побудовано автором)

Параметр	Опис
Основні компоненти	Безпілотні платформи (дрони, наземні роботи), мультиспектральні та тепловізійні сенсори, програмне забезпечення для обробки даних, геоінформаційні системи, алгоритми машинного навчання.
Методи збору даних	Дистанційне зондування з використанням безпілотних платформ, фотограмметрія, LiDAR-сканування, аналіз спектральних характеристик ґрунту та рослинного покриву.
Обробка даних	Застосування алгоритмів штучного інтелекту та машинного навчання, аналіз вегетаційних індексів (NDVI, NDWI), автоматична класифікація ґрунтових і рослинних характеристик.
Функції та можливості	Моніторинг вологості ґрунту, оцінка стану рослин, прогнозування врожайності, виявлення зон деградації, моделювання змін аграрних параметрів.
Інтеграція з системами	Інтеграція з геоінформаційними системами, хмарними платформами, системами точного землеробства, супутниковими даними для комплексного аналізу.
Економічна ефективність	Оптимізація витрат на моніторинг і управління ресурсами, підвищення врожайності завдяки точному внесенню добрив, зниження екологічного впливу.
Перспективи розвитку	Удосконалення сенсорів, впровадження автономних роїв безпілотників, інтеграція з IoT, розвиток алгоритмів штучного інтелекту для прогнозування та управління.

У межах аграрного сектору БПЛА використовуються в різних модифікаціях відповідно до поставлених завдань. Так, найпоширенішими є мультикоптери, які завдяки високій маневреності й точності позиціонування є ідеальними платформами для обстеження невеликих ділянок із потребою у детальному аналізі стану ґрунту та рослинності [2]. Для моніторингу великих сільськогосподарських угідь доцільно застосовувати безпілотники з фіксованим крилом, які здатні здійснювати тривалі польоти та охоплювати значні площі за один виліт. Такі апарати скорочують час на збір даних і забезпечують високу деталізацію аерофотознімків, що підвищує точність подальшого аналізу.

Ключовим елементом системи інтелектуального моніторингу ґрунтів є спеціалізовані сенсори, що встановлюються на борту БПЛА. До найбільш ефективних відносяться спектральні та мультиспектральні камери, які дозволяють проводити аналіз фотосинтетичної активності рослин, виявляти ознаки стресу культур і визначати рівень зволоження ґрунту. Тепловізори, у свою чергу, використовуються для виявлення температурних аномалій, що сигналізують про ризики посухи або локальні ділянки з дефіцитом вологи. Лідарні системи (LiDAR) забезпечують побудову тривимірних карт рельєфу, необхідних для оцінки ландшафтної структури, ерозійних процесів і просторового розподілу потенційної родючості [3].

Зібрані з БПЛА дані оперативно передаються до обчислювальних систем, де відбувається їх подальша обробка за допомогою спеціалізованого програмного забезпечення. Провідним напрямом у цій сфері є впровадження методів штучного інтелекту, що дозволяє автоматизувати розпізнавання об'єктів, класифікацію станів ґрунтів, виявлення проблемних зон та побудову прогнозних моделей деградації ґрунтового покриву. Зокрема, глибокі нейронні мережі застосовуються для диференціації типів ґрунтів, оцінки вмісту вологи, рівня засоленості та загального стану сільськогосподарських угідь.

Висновки. У дослідженні розглянуто ключові аспекти проектування автоматизованих систем, що використовують штучні нейронні мережі, зокрема згорткові архітектури глибокого навчання. Ці системи демонструють високу ефективність у класифікації зображень, отриманих із безпілотних літальних апаратів, навіть за умов значної мінливості візуальних параметрів та обмежених обсягів навчальних даних. Вивчено роль різних вегетаційних індексів у процесі аналізу зображень, здобутих із БПЛА. Встановлено, що комбінація цих індексів із методами глибинного аналізу підвищує точність прогнозування таких показників, як врожайність, стан рослин, вологість ґрунту та загальна оцінка агроєкосистем. Проаналізовано продуктивність програмно-апаратних комплексів для автоматизованого моніторингу полів, враховуючи їхню функціональність, швидкість обробки, ресурсні потреби та сумісність із ГІС-системами та хмарними сервісами. Виявлено, що найкращі результати показують системи з гнучкою архітектурою, які підтримують реалізацію інтелектуальної обробки даних у режимі реального часу.

Визначено модель InceptionV2 як оптимальний варіант серед перевірених нейромережевих алгоритмів завдяки її високій точності класифікації, низьким апаратним вимогам та можливості масштабування в аграрних умовах. Вказана модель забезпечує надійне узагальнення при обробці різноманітних типів агровізуальних даних. Створено прототип системи моніторингу стану посівів, яка складається з БПЛА з високоякісною камерою, серверної частини для обчислень, нейромережевої моделі класифікації та інструменту для створення візуальних карт (теплових карт та картограм індексів). Запропоновано концепцію об'єднання систем управління БПЛА з інструментами точного землеробства, ГІС-платформами та цифровими картами полів, що формує єдине аналітичне середовище для управління аграрним виробництвом на основі даних, що забезпечує можливість динамічного прогнозування та прийняття рішень у реальному часі.

Список використаних джерел:

1. Берневек І. А., Головка О., Роса Т., Корнієв В., Яремко О. М. Дослідження та алгоритми інтегрованого керування групою безпілотних літальних апаратів. *ICTEE*. 2024. Вип. 4, № 2. С. 29–37. DOI: <https://doi.org/10.23939/ictee2024.02.029>.
2. Бурлака С., Далека А. Технології БПЛА для сільського господарства. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки*. 2024. № 339. С. 41. DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-339-4-41>.
3. Воронько В., Воронько І. Области застосування безпілотних літальних апаратів. *Сучасний стан проведення наукових досліджень у IT-технологіях, галузях електроніки, інженерії, нанотехнологіях та транспортній сфері*. 2020. С. 122–136. DOI: <https://doi.org/10.36074/csriteenat.ed-1.08>.
4. Ворох В. В., Зацерковний В. Використання безпілотних літальних апаратів в задачах прецизійного землеробства. *Технічні науки та технології*. 2024. № 4(38). С. 336–349. DOI: [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2024-4\(38\)-336-349](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2024-4(38)-336-349).
5. Кучеренко О. І., Вакалюк Т. А. Огляд технічних та програмних засобів керування БПЛА. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2024. № 2(89). С. 170–176. DOI: <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2024.2.24>.
6. Македон В. В., Байлова О. О. Планування і організація впровадження цифрових технологій в діяльність промислових підприємств. *Науковий вісник Херсонського державного університету. Серія «Економічні науки»*. 2023. Випуск 47. С. 16–26. DOI: [10.32999/ksu2307-8030/2023-47-3](https://doi.org/10.32999/ksu2307-8030/2023-47-3).
7. Македон В. В., Льченко Н. О. Кон'юнктура світового ринку IT-послуг в умовах економіки 4.0. *Ефективна економіка*. 2021. № 1. URL: <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=8525> (дата звернення: 05.04.2025). DOI: [10.32702/2307-2105-2021.1.8](https://doi.org/10.32702/2307-2105-2021.1.8).
8. Папуша Д. Я., Оболенков Д. Ф. Автоматизація процесів обробки геодезичних даних за допомогою штучного інтелекту та машинного навчання. *Збірник наукових праць ДонНАБА*. 2024. № 1(32). С. 36–41.

9. Савченко Я., Ягодзінський С., Литвиненко Л., Сушинський О. Апаратно-програмне забезпечення та застосування безпілотних літальних апаратів. *Вісник Київського національного університету технологій та дизайну*. 2024. № 3 (337). С. 41. DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-337-3-41>.
10. Танасійчук С., Говорущенко Т. Аналіз методів управління БПЛА (GPS позиціонування та інтелектуальні методи управління). *Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки*. 2024. № 331(1). С. 462–468. DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-331-70>.
11. Юн Г. М., Медінський Д. В. Застосування безпілотних літальних апаратів у сільському господарстві. *Науковий журнал*. 2017. № 4(36). С. 335–341. DOI: <https://doi.org/10.18372/2310-5461.36.12232>.
12. Яровий О. В. Системи управління безпілотними літальними апаратами для здійснення моніторингу наземних об'єктів. *Системи управління, навігації та зв'язку: Збірник наукових праць*. 2018. № 3(49). С. 33–38. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.3.033>.
13. Makam S., Komatineni B. K., Meena S. S., et al. Unmanned Aerial Vehicles (UAVs): An Adoptable Technology for Precise and Smart Farming. *Discover Internet of Things*. 2024. № 4. С. 12. DOI: <https://doi.org/10.1007/s43926-024-00066-5>.
14. Makedon V., Myachin V., Plakhotnik O., Fisunen N., Mykhailenko O. Construction of a model for evaluating the efficiency of technology transfer process based on a fuzzy logic approach. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2024. no 2(13(128)). p. 47–57. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.300796>.
15. Omer A. A., Akbari D. Smart Farming Platform Using IoT and UAVs. *Iraqi Journal for Computers and Informatics*. 2024. no 50(1). p. 151–171. <https://doi.org/10.25195/ijci.v50i1.464>.
16. Raj R., Kumar S., Lal S. P., Singh H., Pradhan J. A Brief Overview of Technologies in Automated Agriculture: Shaping the Farms of Tomorrow. *International Journal of Environment and Climate Change*. 2024. Vol. 14, No. 7. P. 181–209. DOI: <https://doi.org/10.9734/ijecc/2024/v14i74263>.
17. Shamshiri R. R., Sturm B., Weltzien C., Fulton J., Khosla R., Schirrmann M., Raut S., Basavegowda D. H., Yamin M., Hameed I. A. Digitalization of Agriculture for Sustainable Crop Production: A Use-Case Review. *Frontiers in Environmental Science*. 2024. № 12. DOI: <https://doi.org/10.3389/fenvs.2024.1375193>.
18. Zhang M., Wang S. Agricultural Unmanned Systems: Empowering Agriculture with Automation. *Agronomy*. 2024. no 14(6). p. 1203. <https://doi.org/10.3390/agronomy14061203>.