

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.39>

УДК 004.896:631.3:528.8

Робототехнічні та мехатронні системи для моніторингу стану посівів на основі мультиспектральних даних

Тригуба Анатолій Миколайович¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8014-5661>; trianamik@gmail.com

Коваль Назарій Ярославович²⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7846-2924>; kovaln870@gmail.com

Шарибура Андрій Остапович¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7329-8774>; ascharibura@gmail.com

Татомир Андрій Володимирович¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2858-3597>; andrewtatomyr@gmail.com

Боярчук Олег Віталійович¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2491-7599>; boyarchuko@ukr.net

¹⁾Львівський національний університет ветеринарної медицини та біотехнологій імені Степана Гжицького, вул. Володимира Великого, 1. Дубляни, Львівський р-н, Львівська обл., Україна

²⁾Львівський державний університет безпеки життєдіяльності, вул. Клепарівська, 35. Львів, Львівська обл., Україна

АНОТАЦІЯ

Досліджено застосування робототехнічних і мехатронних систем для моніторингу стану сільськогосподарських посівів на основі мультиспектральних даних. Запропоновано структурно-функціональну схему системи, що поєднує безпілотну літальну платформу, польотний контролер, електроприводи, інерціальні та навігаційні сенсори, систему стабілізації, оптичні й мультиспектральні засоби спостереження та засоби інтелектуального аналізу даних. Для оцінювання стану рослинності використано спектральні індекси та моделі семантичної сегментації на основі U-подібної згорткової нейронної мережі, архітектури глибокої сегментації третьої версії з удосконаленнями та трансформерної моделі сегментації базової конфігурації. Експериментальне дослідження проведено на реальних мультиспектральних даних із виділенням здорової та стресової рослинності, рослинності, ураженої іржею, та ґрунту. Найкращі узагальнені результати отримано для архітектури глибокої сегментації третьої версії з удосконаленнями: середній коефіцієнт перетину та об'єднання становив нуль цілих чотири тисячі шістьсот сімнадцять десятитисячних, а гармонійна міра точності та повноти – нуль цілих шість тисяч сто вісімнадцять десятитисячних. Практична значущість отриманих результатів полягає у забезпеченні просторової локалізації проблемних зон посівів та підтримці прийняття агротехнологічних рішень у системах точного землеробства.

Ключові слова: робототехнічні системи; мехатронні системи; безпілотні літальні апарати; мультиспектральні дані; моніторинг посівів; семантична сегментація; глибоке навчання; точне землеробство.

Для цитування: Тригуба А. М., Коваль Н. Я., Шарибура А. О., Татомир А. В., Боярчук О. В. “Робототехнічні та мехатронні системи для моніторингу стану посівів на основі мультиспектральних даних”. *Інформатика. Культура. Техніка.* 2026; Том 3 № 1 (3): 505–521. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.39>

Актуальність. Сучасне сільське господарство дедалі більше орієнтується на технології точного землеробства, які дають змогу отримувати об'єктивну інформацію про стан посівів і на її основі оперативно приймати технологічні рішення. Особливе місце серед таких технологій займають робототехнічні та мехатронні системи, що поєднують механічні компоненти, сенсори, системи позиціонування, засоби автоматичного керування та програмні алгоритми обробки даних. Одним із найбільш перспективних різновидів таких систем є безпілотні літальні апарати, які фактично виконують роль мобільної робототехнічної платформи для дистанційного моніторингу сільськогосподарських угідь [1], [2]. Їх використання забезпечує оперативне обстеження значних площ, високу просторову деталізацію даних та можливість багаторазового проведення моніторингу впродовж вегетаційного періоду.

Важливою перевагою сучасних аграрних безпілотних літальних апаратів (БПЛА) є можливість їх оснащення мультиспектральними камерами, які реєструють відбите рослинами випромінювання не лише у видимій, але й у ближній інфрачервоній та red-edge ділянках спектра. Це дає змогу виявляти зміни фізіологічного стану рослин, які ще не завжди

можна встановити шляхом звичайного візуального огляду. На основі мультиспектральних зображень розраховують NDVI, GNDVI, NDRE та інші вегетаційні індекси, що використовуються для оцінювання розвитку рослинного покриву, вмісту хлорофілу, азотного живлення, водного стресу та просторової неоднорідності посівів [3], [4], [5], [6]. Дослідження показують, що дані, отримані з БПЛА, завдяки високій просторовій роздільній здатності є особливо цінними для локального виявлення проблемних ділянок поля та формування карт стану посівів.

Подальший розвиток такого моніторингу пов'язаний із переходом від простого розрахунку спектральних індексів до інтелектуального аналізу великих масивів зображень. Поєднання мультиспектральних даних із методами машинного та глибокого навчання дає можливість автоматизувати визначення стресового стану рослин, оцінювання забезпеченості азотом, прогнозування врожайності, виявлення неоднорідності посівів та класифікацію їхнього стану [7], [8], [9], [10]. Зокрема, використання Random Forest, Support Vector Machine, глибоких нейронних мереж та інших алгоритмів дає змогу встановлювати складні нелінійні залежності між спектральними характеристиками рослин і фактичними агрономічними показниками. Перспективність такого підходу підтверджена під час дослідження сої, зернових культур, рису, бавовнику та інших сільськогосподарських культур [7], [8], [9], [10].

Водночас практичне використання таких систем залишається пов'язаним із низкою проблем. Результати мультиспектрального моніторингу істотно залежать від параметрів сенсора, умов освітлення, висоти та режиму польоту, просторової прив'язки зображень, способів радіометричного калібрування, фази розвитку рослин і характеристик конкретної культури [4], [11]. Доведено також, що калібрувальні залежності, отримані для одного типу рослин або сенсора, не завжди можуть безпосередньо переноситися на інші культури та умови знімання [4]. Тому актуальним є не лише отримання мультиспектральних зображень, а формування цілісної технології, у якій робототехнічна платформа, мультиспектральний сенсор, система позиціонування, засоби попередньої обробки та інтелектуальні методи аналізу функціонують як єдина мехатронна інформаційно-вимірювальна система.

Останні дослідження демонструють тенденцію до інтеграції даних декількох сенсорів та застосування методів машинного навчання для моніторингу посівів упродовж усього вегетаційного періоду. Зокрема, поєднання мультиспектральних даних із іншими видами інформації підвищує можливості оцінювання азотного стану рослин, а використання алгоритмів Random Forest дає змогу аналізувати динаміку розвитку культури за комплексом спектральних ознак [12], [13]. Таким чином, актуальним науково-практичним завданням є обґрунтування застосування робототехнічних та мехатронних систем для автоматизованого моніторингу стану посівів на основі мультиспектральних даних, що забезпечить своєчасне виявлення просторової неоднорідності та стресових зон рослин і створить інформаційну основу для прийняття обґрунтованих рішень у системах точного землеробства.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Застосування безпілотних літальних апаратів у сільському господарстві в останні роки значно розширилося – від отримання аерофотознімків до формування комплексних систем моніторингу та підтримки прийняття рішень. У роботі Kim et al. [1] БПЛА розглядаються з позицій платформи, системи керування та практичних застосувань, що дає підстави трактувати їх як повноцінний елемент робототехнічних систем аграрного призначення. Подальші дослідження показують, що ефективність таких платформ значною мірою визначається типом встановлених сенсорів, точністю позиціонування, параметрами польоту та алгоритмами обробки отриманої інформації [2], [14]. Водночас сучасні огляди відзначають поступовий перехід від використання БПЛА лише як засобу дистанційного збору інформації до інтегрованих систем, у яких отримання даних, їх аналіз і формування агротехнологічних рішень утворюють єдиний технологічний процес [14].

Значна частина досліджень присвячена використанню мультиспектральних сенсорів, які дають змогу оцінювати стан рослин за спектральними характеристиками відбитого

випромінювання. Li et al. [3] дослідили можливості мультиспектральних зображень БПЛА для моніторингу сільськогосподарських культур та показали переваги високої просторової деталізації таких даних. Bukowiecki et al. [4] запропонували підхід до калібрування мультиспектрального сенсора для оцінювання площі зеленого покриву та поглинання азоту різними культурами. Отримані авторами результати водночас засвідчили необхідність урахування особливостей конкретної культури, періоду вегетації та умов проведення знімання. Це є важливим обмеженням для створення універсальних систем автоматизованого моніторингу, оскільки однакові спектральні характеристики можуть по-різному проявлятися залежно від біологічних і зовнішніх умов [4], [11].

Окремий напрям досліджень пов'язаний із визначенням стресового стану рослин. López-García et al. [5] поєднали RGB- та мультиспектральні зображення БПЛА з методами машинного навчання для багаторазового контролю водного стану виноградників. Dong et al. [6] досліджували можливості систем дистанційного зондування на основі БПЛА для виявлення водного стресу культур. Chakhvashvili et al. [11], аналізуючи поєднання різних оптичних сенсорів, наголосили на суттєвому впливі планування польотів, синхронізації сенсорів, умов отримання зображень та їх подальшої обробки на достовірність результатів моніторингу. Отже, якість кінцевої оцінки стану рослин визначається не лише вибраним вегетаційним індексом або алгоритмом аналізу, а всією послідовністю функціонування системи – від отримання первинного сигналу сенсором до формування результату для користувача.

Помітний розвиток отримали підходи, що поєднують дистанційне зондування з методами машинного та глибокого навчання. Maimaitijiang et al. [7] використали мультимодальні дані БПЛА та глибоке навчання для прогнозування врожайності сої. У роботі Blekanov et al. [8] мультиспектральні зображення та методи глибокого навчання застосовано для оцінювання азотного стану зернових культур. Aierken et al. [10] систематизували підходи до моніторингу розвитку бавовнику на основі UAV-зображень і машинного навчання, звернувши увагу на важливість попередньої обробки даних та вибору інформативних ознак. Zhang et al. [13] поєднали мультиспектральне дистанційне зондування та Random Forest для спостереження за динамікою розвитку пшениці протягом вегетаційного періоду. Таким чином, сучасний напрям досліджень поступово зміщується від аналізу окремих спектральних індексів до комплексного використання наборів спектральних ознак та інтелектуальних моделей [7], [8], [10], [13].

Важливим подальшим кроком є інтеграція різнорідних джерел інформації. Wang et al. [12] показали можливість поєднання даних кількох сенсорів БПЛА для покращення моніторингу азотного стану озимої пшениці в різні періоди розвитку. У новіших дослідженнях ця тенденція продовжується: моделі будуються не тільки на спектральних каналах та вегетаційних індексах, а й на RGB-зображеннях, наземних сенсорних вимірюваннях, характеристиках рослин і метеорологічних параметрах. Зокрема, Rufaioglu et al. [16] запропонували CNN-підхід до прогнозування врожайності пшениці на основі інтеграції RGB- і мультиспектральних UAV-зображень, наземних сенсорних даних та інформації, отриманої на різних фенологічних стадіях. Це підтверджує доцільність переходу до багатоканальних систем спостереження, однак одночасно підвищує вимоги до синхронізації, обробки та інтерпретації різнорідних даних.

Перспективним напрямом є також використання пояснюваного штучного інтелекту. Lapaune et al. [15] для польового мультиспектрального фенотипування картоплі поєднали машинне навчання, методи формування гібридних ознак та explainable AI. Такий підхід дає змогу не лише отримувати прогноз, але й визначати, які спектральні та інші характеристики найбільше впливають на результат моделі. Це особливо важливо для аграрного застосування, де автоматично сформований висновок має бути зрозумілим агроному та пов'язаним із реальним станом рослин. Водночас використання пояснюваних моделей у комплексних робототехнічних системах моніторингу посівів залишається менш дослідженим порівняно з традиційними задачами класифікації та прогнозування.

Окремою проблемою залишається формування та доступність репрезентативних наборів мультиспектральних даних. Проведений Caroppo et al. [17] систематичний огляд відкритих наборів мультиспектральних UAV-зображень для точного землеробства показує, що наявні дані суттєво відрізняються за культурами, типами сенсорів, спектральними каналами, умовами знімання та структурою анотацій. Така неоднорідність ускладнює безпосереднє порівняння алгоритмів і перенесення навчених моделей між різними полями, культурами та умовами вирощування. Тому поряд із підвищенням точності алгоритмів важливим залишається забезпечення їх стійкості до зміни умов отримання даних та можливості використання в реальних виробничих умовах [18], [19].

Проведений аналіз свідчить, що наявні дослідження переважно зосереджені на окремих складових процесу: отриманні мультиспектральних зображень, розрахунку вегетаційних індексів, визначенні водного або азотного стресу, класифікації стану рослин чи прогнозуванні врожайності. Недостатньо дослідженим залишається комплексне представлення БПЛА, мультиспектрального сенсора, системи навігації та позиціонування, засобів обробки зображень і інтелектуальних алгоритмів як єдиної робототехнічної та мехатронної системи моніторингу стану посівів. Актуальним є також забезпечення послідовного переходу від автоматизованого отримання первинних мультиспектральних даних до виділення локальних проблемних зон і формування інформації, придатної для прийняття агротехнологічних рішень. Саме вирішення зазначених завдань визначає напрям подальшого дослідження.

Постановка завдання. Для підвищення ефективності моніторингу стану сільськогосподарських культур пропонується підхід до використання робототехнічної та мехатронної системи на базі безпілотного літального апарата, оснащеного мультиспектральними сенсорами та засобами високоточного позиціонування. Така система забезпечує автоматизоване отримання просторових даних про стан посівів, їх попередню обробку, виділення спектральних характеристик та формування інформації про просторову неоднорідність рослинного покриву.

Розроблюваний підхід ґрунтується на інтеграції безпілотної платформи, RGB- та мультиспектральних сенсорів, RTK-позиціонування, засобів геоінформаційного аналізу та алгоритмів штучного інтелекту. Обробка отриманих зображень передбачає формування ортофотопланів, розрахунок спектральних характеристик, сегментацію рослинного покриву та автоматизоване виявлення ділянок із ознаками стресового стану. Це дає змогу перейти від візуального обстеження полів до просторово деталізованого цифрового моніторингу, орієнтованого на своєчасне виявлення неоднорідності посівів та підтримку прийняття агротехнологічних рішень.

Мета статті полягає в обґрунтуванні підходу до застосування робототехнічних та мехатронних систем для автоматизованого моніторингу стану сільськогосподарських культур на основі мультиспектральних даних, а також у розробленні послідовності їх отримання, обробки та інтелектуального аналізу. Особлива увага приділяється інтеграції безпілотної платформи, сенсорної підсистеми, засобів позиціонування, геоінформаційних технологій і моделей штучного інтелекту в єдину систему моніторингу посівів.

Завдання. Для досягнення поставленої мети у роботі вирішуються такі завдання: обґрунтування структури робототехнічної та мехатронної системи моніторингу сільськогосподарських культур; визначення послідовності отримання й попередньої обробки RGB- та мультиспектральних зображень; формування інформаційних ознак для оцінювання стану рослинного покриву; розроблення та порівняння моделей інтелектуальної сегментації для виділення здорової рослинності, стресових ділянок, бур'янів і ґрунту; формування геопросторових карт стану посівів та оцінювання ефективності запропонованого підходу.

Методи. У дослідженні використано системний аналіз для визначення структури та функціональних взаємозв'язків компонентів робототехнічної системи моніторингу; методи дистанційного зондування та мультиспектрального аналізу для отримання характеристик

рослинного покриву; фотограмметричні методи для побудови геоприв'язаних ортофотопланів; геоінформаційний аналіз для просторової обробки та візуалізації результатів; методи комп'ютерного зору і глибокого навчання на основі архітектур U-Net, DeepLabV3+ та SegFormer для семантичної сегментації зображень; статистичні метрики IoU, mIoU та F1-score для порівняльного оцінювання точності моделей; метод логічного узагальнення для формування висновків щодо ефективності застосування робототехнічних і мехатронних засобів у системах точного землеробства.

Наукова новизна. Наукова новизна одержаних результатів полягає в розвитку підходу до моніторингу стану сільськогосподарських культур, який передбачає узгоджене функціонування мехатронної підсистеми безпілотної платформи, мультиспектральних сенсорів, засобів високоточного позиціонування та моделей інтелектуального аналізу даних. На відміну від підходів, у яких БПЛА розглядається переважно як засіб отримання зображень, запропоновано представлення процесу моніторингу як єдиного технологічного контуру «керування рухом – сенсорне вимірювання – просторова прив'язка – мультиспектральна обробка – інтелектуальна сегментація – просторове представлення результатів». Це забезпечує взаємозв'язок параметрів функціонування мехатронної платформи з якістю первинних даних та результатами автоматизованого визначення стану посівів.

Практична значимість. Результати дослідження створюють методологічну та технологічну основу для розроблення робототехнічних систем оперативного моніторингу сільськогосподарських культур. Запропонований підхід може бути використаний для раннього виявлення стресових зон, контролю просторової неоднорідності посівів, формування цифрових карт стану поля та підготовки інформації для диференційованого внесення технологічних ресурсів. Його практичне застосування сприятиме підвищенню оперативності агрономічного моніторингу, точності прийняття рішень та ефективності використання ресурсів у системах точного землеробства.

Результати. Запропонована робототехнічна та мехатронна система призначена для автоматизованого отримання, просторової прив'язки, обробки та інтелектуального аналізу даних про стан сільськогосподарських культур. Її основу становить безпілотна літальна платформа, оснащена RGB- та мультиспектральними сенсорами, засобами високоточного позиціонування і програмними компонентами для формування цифрового представлення посівів. Функціонування системи організовано як послідовний технологічний процес, у межах якого первинні оптичні дані перетворюються на геопросторову інформацію про стан рослинності та локалізацію проблемних ділянок.

До складу системи входять п'ять взаємопов'язаних функціональних підсистем: мобільна робототехнічна платформа, сенсорна підсистема, навігаційно-позиційна підсистема, підсистема обробки та інтелектуального аналізу даних, а також геоінформаційна підсистема представлення результатів. Узагальнену структуру запропонованої системи наведено на Рис. 1.

Як мобільну робототехнічну платформу використано DJI Mavic 3 Multispectral, конструкція якого поєднує літальну платформу, систему стабілізації, навігаційне обладнання, RGB-камеру та мультиспектральний модуль. Така конфігурація дає змогу розглядати БПЛА не лише як засіб аерофотознімання, а як інтегровану мехатронну систему, у якій механічні, електронні, сенсорні та програмні компоненти функціонують у єдиному контурі керування.

Мехатронну складову системи формують механічна літальна платформа, електричні приводи, електронні регулятори швидкості, польотний контролер, інерціальні датчики, GNSS/RTK-модуль, система стабілізації та сенсорне обладнання. Їх узгоджена взаємодія забезпечує керований рух БПЛА за заданою траєкторією, підтримання необхідної висоти та швидкості польоту, стабілізацію просторового положення і орієнтації сенсорів під час

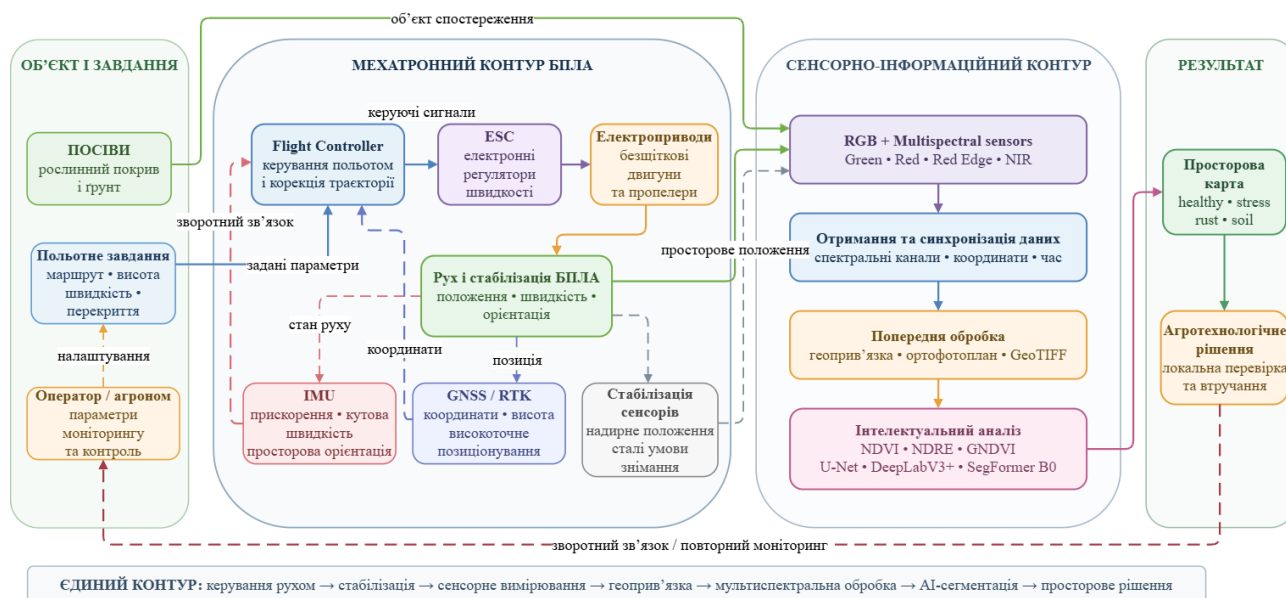


Рис. 1. Структурно-функціональна схема робототехнічної та мехатронної системи моніторингу стану посівів

Джерело: розроблено авторами

отримання мультиспектральних даних. Таким чином, безпілотна платформа розглядається не лише як носій засобів знімання, а як мехатронна система із замкненим контуром керування.

Функціонування мехатронної підсистеми базується на постійному зворотному зв'язку між засобами вимірювання, польотним контролером та виконавчими механізмами. Дані від інерціальних сенсорів і GNSS/RTK-модуля характеризують фактичне положення, швидкість та орієнтацію БПЛА. Польотний контролер порівнює їх із заданими параметрами маршруту та формує керуючі сигнали для електронних регуляторів швидкості й електроприводів. У результаті забезпечується стабілізація руху та дотримання параметрів польотного завдання, необхідних для отримання просторово узгоджених зображень.

Важливим є взаємозв'язок мехатронних параметрів платформи з якістю даних моніторингу. Відхилення висоти польоту, швидкості руху, просторової орієнтації або положення сенсорного модуля впливають на наземну просторову роздільну здатність, ступінь перекриття кадрів, геометричні спотворення та точність подальшого суміщення спектральних каналів. Тому керування рухом БПЛА, стабілізація сенсорної платформи та отримання мультиспектральних даних розглядаються як взаємопов'язані процеси єдиної робототехнічної та мехатронної системи.

Сенсорна підсистема забезпечує реєстрацію відбитого від рослинного покриву електромагнітного випромінювання у різних спектральних діапазонах. RGB-камера використовується для отримання високодеталізованого візуального представлення поверхні поля, тоді як мультиспектральний модуль формує дані у зеленому, червоному, red-edge та ближньому інфрачервоному діапазонах. Поєднання цих каналів забезпечує можливість виявлення відмінностей у спектральній реакції здорових, стресових і пошкоджених рослин, а також ділянок із відкритим ґрунтом або бур'янами.

Навігаційно-позиційна підсистема побудована на основі GNSS та RTK-технології. Її використання забезпечує високоточну просторову прив'язку отриманих зображень і створює передумови для побудови геометрично узгоджених ортофотопланів. Це особливо важливо для повторних польотів, оскільки точна геоприв'язка дає змогу порівнювати стан одних і тих самих ділянок поля у різні моменти часу та відстежувати просторово-часову динаміку розвитку рослинності.

Підсистема керування польотом забезпечує проходження БПЛА за попередньо сформованим маршрутом із заданою висотою, швидкістю, напрямом руху та перекриттям сусідніх кадрів. Керування реалізується у замкненому мехатронному контурі «польотне

завдання – польотний контролер – електронні регулятори швидкості – електроприводи – рух БПЛА – IMU та GNSS/RTK – корекція керуючих сигналів». Для дослідження використовувався надирний режим знімання, за якого оптична вісь камери орієнтується перпендикулярно до поверхні поля. Такий режим зменшує перспективні спотворення та спрощує подальше фотограмметричне опрацювання матеріалів.

Основні технічні параметри робототехнічної системи та умови проведення польового моніторингу наведено у Таблиці 1.

Таблиця. 1 Основні параметри робототехнічної системи та польового моніторингу

Параметр	Значення
Робототехнічна платформа	DJI Mavic 3 Multispectral
Тип сенсорів	RGB + multispectral
Мультиспектральні канали	Green, Red, Red Edge, NIR
Система позиціонування	GNSS/RTK
Висота польоту	60-80 м
Швидкість польоту	4-6 м/с
Поздовжнє перекриття	80 %
Поперечне перекриття	70 %
Положення камери	Nadir
Час проведення знімання	09:30-11:30
Допустима швидкість вітру	Менше 5 м/с
Кількість польотів	2-3
Кількість отриманих зображень	1500-2200
Формат результатів фотограмметричної обробки	GeoTIFF
Система координат	UTM Zone 35N
Польотний контролер	Бортова система автоматичного керування DJI
Виконавчі механізми	Безщіткові електродвигуни та ESC
Інерціальна підсистема	IMU
Контур керування	Замкнений, із зворотним зв'язком за даними IMU та GNSS/RTK

Джерело: розроблено авторами

Одним із параметрів, що визначає деталізацію отриманих даних, є наземна просторова роздільна здатність GSD (Ground Sample Distance), яка характеризує реальний розмір ділянки земної поверхні, що відповідає одному пікселю цифрового зображення.

Величина залежить від висоти польоту, геометричних характеристик сенсора та параметрів оптичної системи:

$$GSD = \frac{H \cdot S_w}{f \cdot I_w}, \quad (1)$$

де GSD – наземна просторова роздільна здатність; H – висота польоту БПЛА над поверхнею, м; S_w – фізична ширина сенсора, мм; f – фокусна відстань об'єктива, мм; I_w – ширина цифрового зображення, пікс.

Із залежності (1) випливає, що збільшення висоти польоту приводить до збільшення значення (GSD) і, відповідно, до зниження просторової деталізації зображень. Водночас надмірне зменшення висоти збільшує тривалість польотного завдання та кількість отриманих зображень. Тому діапазон висот 60-80 м був обраний як компроміс між просторовою деталізацією, площею покриття та тривалістю моніторингу.

Після завершення польоту отримані RGB- та мультиспектральні зображення передаються до підсистеми попередньої обробки. На цьому етапі здійснюється перевірка повноти даних, синхронізація з координатною інформацією, фотограмметричне

вирівнювання зображень та побудова геоприв'язаного ортофотоплану. Оброблення даних виконується із збереженням просторової інформації, що дає змогу надалі використовувати результати у геоінформаційному середовищі.

Наступним функціональним рівнем є інтелектуальна аналітична підсистема. До неї надходять сформовані RGB- та мультиспектральні дані, на основі яких розраховуються спектральні характеристики рослинності та формуються вхідні дані для моделей комп'ютерного зору. Її завданням є автоматизоване виявлення та просторове розмежування основних типів поверхні: здорових посівів, стресової рослинності, бур'янів і відкритого ґрунту.

Отримані результати передаються до геоінформаційної підсистеми, де здійснюється їх просторове представлення у вигляді тематичних карт. Для кожної виділеної ділянки зберігаються координатне положення та відповідний клас стану рослинного покриву. У результаті формується цифрова карта поля, придатна для подальшого використання під час агрономічного обстеження, планування локальних польових робіт і прийняття рішень у системах точного землеробства.

Таким чином, запропонована структура забезпечує замкнений інформаційний цикл «отримання даних – просторова прив'язка – обробка – інтелектуальний аналіз – картографування – прийняття рішення». Принциповою особливістю такого підходу є об'єднання літальної платформи, мультиспектрального сенсора, навігаційних засобів, алгоритмів комп'ютерного зору та GIS-технологій у єдину робототехнічну й мехатронну систему. Це забезпечує перехід від окремого дистанційного знімання посівів до автоматизованого формування просторово деталізованої інформації про їх фактичний стан.

Для експериментальних досліджень використано відкритий набір даних «UAV-Based Multispectral Maize Dataset for Water Stress and Rust Detection», сформований на основі знімання посівів кукурудзи з безпілотної літальної платформи [18]. Набір містить мультиспектральні дані, що характеризують стан рослин за умов водного стресу та ураження звичайною іржею, і призначений для розроблення та тестування методів інтелектуального аналізу стану сільськогосподарських культур.

Для проведення дослідження сформовано вибірку з 1000 узгоджених пар мультиспектральних фрагментів і відповідних масок розмітки. Просторовий розмір фрагментів становив 224×224 пікселі. Під час підготовки даних виконано перевірку відповідності зображень і масок, уніфікацію класів та формування набору для навчання і тестування моделей семантичної сегментації.

У результаті попередньої обробки виділено чотири класи: ґрунт, стресова рослинність, здорова рослинність та рослинність, уражена іржею. Частка пікселів здорової рослинності становила 45,27 %, ґрунту – 28,54 %, стресової рослинності – 17,30 %, а рослинності з ознаками ураження іржею – 8,89 %. Така структура даних забезпечила можливість одночасного дослідження просторового розподілу здорових рослин, проявів стресу, патологічних змін та відкритого ґрунту.

Мультиспектральні дані використовувалися для формування спектральних представлень рослинного покриву та подальшої семантичної сегментації. Поєднання інформації різних спектральних каналів дає змогу виявляти зміни спектральної реакції рослин, пов'язані зі станом рослинності, проявами водного стресу та ураженням іржею, що створює інформаційну основу для автоматизованого моніторингу посівів і підтримки агротехнологічних рішень.

Використані мультиспектральні дані [18] були попередньо підготовлені для подальшого аналізу та навчання моделей семантичної сегментації. Для кожного зразка забезпечувалася відповідність мультиспектрального фрагмента та його маски розмітки. Під час підготовки вибірки виконувалися перевірка цілісності даних, узгодження структури файлів, приведення спектральних каналів до єдиного формату та нормалізація їх числових значень. У результаті сформовано 1000 валідних пар даних із просторовим розміром фрагментів 224×224 пікселі.

Наступним етапом було формування спектральних ознак, що характеризують стан

рослинного покриття. Для цього використовувалися співвідношення значень відбиття у відповідних спектральних каналах, які дають змогу підсилити відмінності між здоровою, стресовою та ураженою рослинністю, а також відкритим ґрунтом.

Основним показником для візуального та кількісного аналізу був нормалізований різницевий вегетаційний індекс (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI):

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}, \quad (2)$$

де *NIR* – значення відбиття у ближньому інфрачервоному діапазоні; *Red* – значення відбиття у червоному спектральному каналі.

NDVI використовувався для загального оцінювання стану рослинного покриття та виділення ділянок із різною інтенсивністю вегетації. Вищі значення індексу відповідають більш активній рослинності, тоді як зменшення його величини може бути пов'язане зі стресовим станом рослин, зрідженістю посівів або наявністю відкритого ґрунту.

Для підвищення чутливості до змін вмісту хлорофілу та фізіологічного стану добре розвинутої рослинності використовувався Normalized Difference Red Edge Index (NDRE):

$$NDRE = \frac{NIR - RedEdge}{NIR + RedEdge}, \quad (3)$$

де *NDRE* – значення відбиття у крайовій червоній зоні спектра.

На відміну від NDVI, показник NDRE є більш інформативним за умов сформованого щільного рослинного покриття, оскільки використовує red-edge канал, чутливий до змін пігментного складу рослин. Це дає можливість локалізувати ділянки, де ще відсутні виражені візуальні ознаки погіршення стану посівів.

Додатково розраховувався Green Normalized Difference Vegetation Index (GNDVI):

$$GNDVI = \frac{NIR - Green}{NIR + Green}, \quad (4)$$

де *Green* – відбиття у зеленому спектральному діапазоні.

GNDVI використовувався для доповнення інформації про фотосинтетичну активність рослин та виявлення просторових відмінностей, пов'язаних зі зміною фізіологічного стану. Одночасне використання NDVI, NDRE та GNDVI дозволяє отримати більш повне представлення про стан рослинного покриття, ніж аналіз одного спектрального індексу.

Основні спектральні показники, використані для обробки мультиспектральних даних, наведено у Таблиці 2.

Таблиця 2. Спектральні індекси для оцінювання стану посівів

Спектральний індекс	Використані канали	Основне призначення
NDVI	NIR, Red	Загальне оцінювання стану та інтенсивності рослинності
NDRE	NIR, Red Edge	Виявлення змін вмісту хлорофілу та ранніх проявів стресу
GNDVI	NIR, Green	Оцінювання фотосинтетичної активності та просторової неоднорідності посівів

Джерело: розроблено авторами

Для кожного індексу формувалася окрема растрова карта з просторовою прив'язкою. Значення спектральних показників розраховувалися для кожного пікселя ортофотоплану, що дало змогу отримати безперервне просторове представлення неоднорідності стану рослинного покриття в межах дослідної ділянки.

На Рис. 2 представлено результат обробки вибраного мультиспектрального фрагмента. Карта NDVI демонструє виражену просторову неоднорідність рослинного покриття: ділянки з високими значеннями індексу (до 0,6) відповідають більш інтенсивній рослинності, тоді як

жовто-помаранчеві та червоні зони характеризуються нижчими або від'ємними значеннями та можуть відповідати ослабленій рослинності або відкритому ґрунту. Карта NDRE має більш однорідний розподіл і відображає відмінності, пов'язані зі станом хлорофілу та red-edge реакцією рослин. GNDVI також виявляє значну просторову неоднорідність і доповнює NDVI під час оцінювання фотосинтетичної активності. Сукупне використання трьох індексів дає змогу детальніше виділяти потенційно здорові та стресові ділянки посіву.

Порівняння RGB-зображення зі спектральними картами показує, що мультиспектральні дані дають змогу виявляти неоднорідність рослинного покриву, яка не завжди чітко простежується у видимому діапазоні. Зони зі стабільно високими значеннями NDVI, NDRE та GNDVI характеризують ділянки з інтенсивною вегетацією, тоді як локальне зниження одного або декількох показників може свідчити про потенційний стрес, порушення густоти рослинного покриву, наявність бур'янів або відкритого ґрунту.

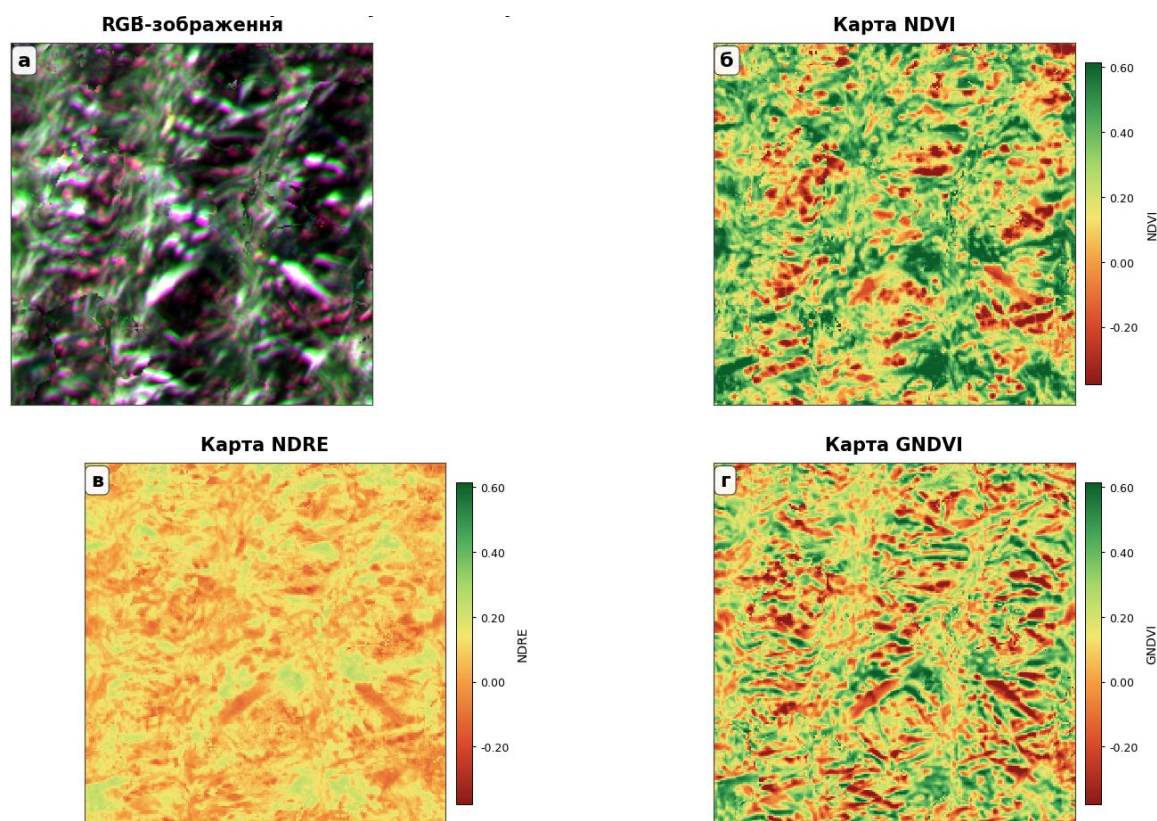


Рис. 2. Результати обробки мультиспектральних даних дослідної ділянки:

а – RGB-зображення; б – карта NDVI; в – карта NDRE; г – карта GNDVI

Джерело: розроблено авторами на основі відкритого набору даних [18]

Водночас використання лише порогових значень спектральних індексів не дає змоги однозначно визначити причину виявлених змін. Однакове зниження NDVI, наприклад, може спостерігатися як для стресової рослинності, так і для зрідженого посіву чи ділянки із частково відкритим ґрунтом. Тому сформовані RGB-, мультиспектральні та індексні дані надалі використовувалися як інформаційна основа для інтелектуальної сегментації та автоматизованого розподілу поверхні поля на класи здорової рослинності, стресової рослинності, бур'янів і ґрунту.

Реалізована процедура забезпечує послідовний перехід від первинного мультиспектрального знімання до формування геоприв'язаних спектральних карт, придатних для подальшого інтелектуального аналізу. Поеднання високоточного позиціонування, фотограмметричної обробки та кількох спектральних індексів створює інформаційну основу для автоматизованого виявлення просторової неоднорідності посівів і подальшої побудови моделей семантичної сегментації.

Для переходу від візуального аналізу мультиспектральних зображень до автоматизованого просторового виділення неоднорідності посівів використано підхід семантичної сегментації. У межах дослідження сформовано чотири класи стану поверхні поля: *healthy crop*, *stressed vegetation*, *weed patches* та *soil*. Такий поділ дає змогу відокремлювати ґрунт, ослаблену рослинність і засмічені ділянки для подальшого прийняття агротехнологічних рішень.

Вихідні ортофотоплани та мультиспектральні зображення було поділено на фрагменти фіксованого розміру, які використовувалися як вхідні дані для моделей сегментації. Вхідний зразок подамо у вигляді тензора:

$$X \in \mathbb{R}^{H \times W \times C} \quad (5)$$

де H і W – висота та ширина зображення відповідно; C – кількість спектральних каналів.

У дослідженні як інформативні ознаки використовувалися RGB-дані та мультиспектральні канали, що дозволяло враховувати як візуальну, так і спектральну неоднорідність рослинного покриття.

Для інтелектуальної сегментації використано три сучасні архітектури: U-Net, DeepLabV3+ та SegFormer B0. Модель U-Net було обрано як базову архітектуру для задач сегментації завдяки її симетричній структурі енкодера-декодера та ефективному використанню *skip-connections*. DeepLabV3+ забезпечує покращене виділення контекстної інформації за рахунок просторово-пірамідального аналізу ознак, а SegFormer B0 – за рахунок трансформерного механізму – краще враховує глобальні залежності між фрагментами зображення. Це дозволяє виконати коректне порівняння моделей різних класів і визначити найбільш придатний підхід для автоматизованого виділення стану посівів.

Для навчання моделей використано комбіновану функцію втрат, що поєднує бінарну крос-ентропію та Dice Loss:

$$L = L_{BCE} + L_{Dice}, \quad (6)$$

$$L_{Dice} = 1 - \frac{2 \sum_i p_i y_i + \varepsilon}{\sum_i p_i + \sum_i y_i + \varepsilon}, \quad (7)$$

де p_i – прогнозоване значення для i -го пікселя; y_i – еталонне значення, ε – малий додатний параметр для запобігання діленню на нуль.

Поєднання цих двох складових дозволяє одночасно враховувати точність класифікації окремих пікселів і якість просторового перекриття виділених областей. Для оцінювання якості сегментації використано метрики Intersection over Union (IoU), F1-score та mean Intersection over Union (mIoU).

Для окремого класу IoU визначається як:

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN}, \quad (8)$$

де TP – кількість істинно позитивних пікселів; FP – кількість хибнопозитивних пікселів; FN – кількість хибнонегативних пікселів.

Метрика (F1) розраховується за формулою:

$$F1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}, \quad (9)$$

Усереднений показник якості сегментації за всіма класами визначається як:

$$mIoU = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K IoU_k, \quad (10)$$

де K – кількість класів; IoU_k – значення метрики IoU для k -го класу.

Отримані результати порівняння трьох моделей наведено в Таблиці 3.

Таблиця 3 Результати порівняння моделей сегментації

Model	Healthy IoU	Stress IoU	Rust IoU	Soil IoU	mIoU	F1
U-Net	0.5825	0.2695	0.2698	0.6884	0.4525	0.6003
DeepLabV3+	0.5613	0.3052	0.2782	0.7022	0.4617	0.6118
SegFormer B0	0.4311	0.3181	0.2811	0.7262	0.4391	0.5913

Джерело: розроблено авторами

Результати Таблиці 3 показують, що найвищу інтегральну точність сегментації забезпечила модель DeepLabV3+, для якої mIoU становило 0.4617, а F1 – 0.6118. Порівняно з U-Net значення mIoU збільшилося на 0.0092, а F1 – на 0.0115. Перевага DeepLabV3+ особливо проявилася під час сегментації стресової рослинності: Stress IoU становило 0.3052 проти 0.2695 для U-Net. Для класу ґрунту отримано Soil IoU = 0.7022, що також свідчить про достатньо чітке розмежування рослинного покриття та відкритої поверхні.

Модель U-Net продемонструвала найкращий результат для класу здорової рослинності – Healthy IoU = 0.5825. Це перевищує відповідні показники DeepLabV3+ та SegFormer B0. Водночас для складніших локальних класів точність була нижчою: Stress IoU становило 0.2695, а Rust IoU – 0.2698. Такий результат свідчить про достатню ефективність U-Net для сегментації великих і відносно однорідних ділянок здорової рослинності та водночас про складність точного виділення менших за площею зон зі схожими спектральними характеристиками.

SegFormer B0 продемонструвала іншу структуру результатів. Незважаючи на нижчі інтегральні значення mIoU=0.4391 та F1=0.5913, модель забезпечила найкращі результати для трьох класів: Stress IoU = 0.3181, Rust IoU = 0.2811 та Soil IoU = 0.7262. Водночас Healthy IoU становило лише 0.4311, що знизило середню точність моделі. Отриманий результат свідчить, що трансформерний механізм краще реагує на локальні та просторово неоднорідні зміни спектральної структури, однак за короткого циклу навчання менш стабільно відтворює домінуючий клас здорової рослинності.

Динаміка навчання моделей додатково підтвердила відмінності між досліджуваними архітектурами. Для U-Net валідаційне значення mIoU поступово збільшувалося приблизно від 0.20 на першій епосі до 0.48 на третій-четвертій. DeepLabV3+ демонструвала послідовне покращення впродовж усього циклу навчання – приблизно від 0.18 до 0.51. Це вказує на стабільну збіжність моделі та наявність потенціалу для подальшого підвищення точності за більшої кількості епох. SegFormer B0 уже на другій епосі досягла mIoU близько 0.48, однак у подальшому показник знизився приблизно до 0.44. Така динаміка може бути наслідком швидкого засвоєння глобальних просторових закономірностей із подальшим перенавчанням на скороченій навчальній вибірці.

Візуальне порівняння результатів сегментації наведено на Рис. 3. Для одного й того самого тестового фрагмента представлено вихідне RGB-зображення, еталонну маску Ground Truth та маски, сформовані кожною з досліджуваних моделей.

На вибраному тестовому фрагменті домінує клас Healthy crop, тоді як ураження іржею представлене окремими локальними зонами. Це відповідає структурі піднабору даних, з якого було обрано зображення. Відсутність на цьому конкретному фрагменті класу Stressed vegetation не суперечить результатам Таблиці 3, оскільки кількісні метрики розраховані за всією тестовою вибіркою, що включає як піднабір водного стресу, так і піднабір ураження іржею.

U-Net достатньо точно відтворює основну площу здорової рослинності, що узгоджується з найвищим значенням Healthy IoU. Водночас на прогнозованій масці спостерігаються окремі хибно виділені ділянки ґрунту та часткова втрата дрібних осередків ураження. DeepLabV3+ формує більш збалансовану просторову структуру сегментації та краще відтворює локальні

зони ураження, що відповідає найвищим інтегральним значенням mIoU та F1.

SegFormer B0 формує більші зв'язні області класу Rust infection і виявляє підвищену чутливість до локальних спектральних неоднорідностей. Це узгоджується з найкращими показниками для цієї моделі Stress IoU, Rust IoU та Soil IoU. Водночас частина здорової рослинності помилково відноситься до проблемних зон, що пояснює зниження Healthy IoU та загального значення mIoU.

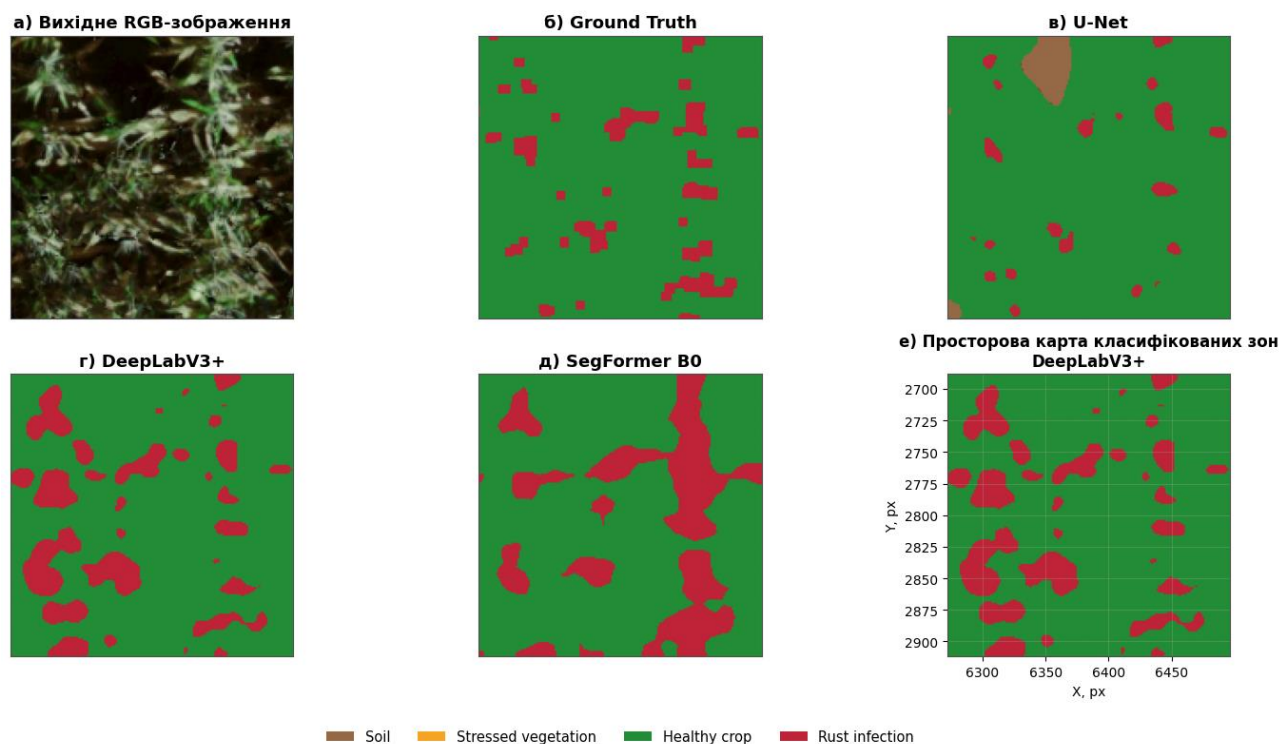


Рис. 3. Порівняльні результати сегментації стану посівів:

а – вихідне RGB-зображення; б – еталонна маска Ground Truth; в – результат U-Net; г – результат DeepLabV3+; д – результат SegFormer B0; е – просторова карта класифікованих зон за моделлю DeepLabV3+

Джерело: розроблено авторами на основі відкритого набору даних [18]

Просторова карта на Рис. 3е сформована на основі результатів DeepLabV3+, яка показала найвище значення mIoU. Вона забезпечує локалізацію класифікованих областей відносно положення вихідного фрагмента та демонструє можливість переходу від піксельної сегментації до просторового представлення проблемних зон. Такий результат може бути використаний як інформаційна основа для подальшої геопросторової прив'язки, польової перевірки виявлених осередків та формування локальних агротехнологічних рішень.

Таким чином, за сукупністю інтегральних показників найбільш ефективною в проведеному експерименті є модель DeepLabV3+, яка забезпечила mIoU=0.4617 та F1=0.6118. U-Net показала перевагу під час виділення здорової рослинності, тоді як SegFormer B0 виявила вищу чутливість до стресових, уражених іржею ділянок та відкритого ґрунту. Отримані результати підтверджують доцільність використання моделей семантичної сегментації для інтелектуального аналізу мультиспектральних даних у робототехнічних системах моніторингу стану сільськогосподарських посівів.

Висновки. Обґрунтовано доцільність застосування робототехнічної та мехатронної системи для моніторингу стану сільськогосподарських посівів на основі мультиспектральних даних. Запропонована структурно-функціональна схема робототехнічної та мехатронної системи поєднує безпілотну літальну платформу, польотний контролер, електронні регулятори швидкості, електроприводи, IMU, GNSS/RTK-позиціонування, систему стабілізації, RGB- і мультиспектральні сенсори та засоби інтелектуального аналізу в єдиний

інформаційно-керуючий контур. Встановлено, що узгоджена робота мехатронних компонентів забезпечує стабільність параметрів польоту, просторову прив'язку та якість первинних даних, необхідних для подальшого розрахунку спектральних індексів NDVI, NDRE і GNDVI та автоматизованої сегментації стану рослинності.

Експериментальну перевірку виконано на реальних відкритих мультиспектральних UAV-даних із виділенням чотирьох класів: здорової рослинності, стресової рослинності, ураження іржею та ґрунту. За сукупністю показників найкращий результат продемонструвала модель DeepLabV3+, для якої отримано mIoU=0.4617 та F1=0.6118. U-Net забезпечила найвище значення Healthy IoU – 0.5825, тоді як SegFormer B0 показала найкращі результати для класів стресової рослинності, ураження іржею та ґрунту – відповідно 0.3181, 0.2811 і 0.7262.

Отримані результати підтверджують доцільність інтеграції мультиспектральних сенсорів і моделей семантичної сегментації у робототехнічні системи моніторингу посівів для локалізації проблемних зон та підтримки агротехнологічних рішень. Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення обсягу польових даних, збільшення тривалості навчання моделей, перевірку їх узагальнювальної здатності для різних культур і фаз вегетації, а також інтеграцію результатів сегментації з геоінформаційними системами та автоматизованим формуванням карт диференційованих агротехнологічних втручань.

Конфлікт інтересів: Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження та його результати.

Фінансування: Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних: Усі дані, моделі, схеми та узагальнені результати, необхідні для розуміння дослідження, подано в основному тексті рукопису.

Використання засобів штучного інтелекту: Під час підготовки рукопису використовувався інструмент ChatGPT (модель GPT-5.6 Sol) штучного інтелекту (ШІ) для граматичної та стилістичної перевірки тексту. Усі фрагменти, опрацьовані за його допомогою, були перевірені й відредаговані автором. ШІ не використовувався для генерації тексту, формул і таблиць, формування наукових положень, отримання результатів або формулювання висновків. Наукові положення, результати та висновки є власним інтелектуальним внеском авторів

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Kim, J., Kim, S., Ju, C. & Son, H. I. “Unmanned aerial vehicles in agriculture: A review of perspective of platform, control, and applications”. *IEEE Access*. 2019; 7: 105100–105115. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2932119>.
2. Guebsi, R., Mami, S. & Chokmani, K. “Drones in precision agriculture: A comprehensive review of applications, technologies, and challenges”. *Drones*. 2024; 8 (11): 686. DOI: <https://doi.org/10.3390/drones8110686>.
3. Li, M., Shamshiri, R. R., Weltzien, C. & Schirrmann, M. “Crop monitoring using Sentinel-2 and UAV multispectral imagery: A comparison case study in Northeastern Germany”. *Remote Sensing*. 2022; 14 (17): 4426. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14174426>.
4. Tryhuba, A., Mudryk, K., Tryhuba, I., Kotsylovskyi, M., Sorokin, D., Bezalychna, O., Pysz, P. & Hutsol, T. “Models for sustainable management of livestock waste based on neural network architectures”. *Scientific Reports*. 2025; 15 (1): 28082, <https://www.scopus.com/pages/publications/105012409526>. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-13150-9>.
5. López-García, P., Intrigliolo, D., Moreno, M. A., Martínez-Moreno, A., Ortega, J. F., Pérez-Álvarez, E. P. & Ballesteros, R. “Machine learning-based processing of multispectral and RGB UAV imagery for the multitemporal monitoring of vineyard water status”. *Agronomy*. 2022; 12 (9): 2122. DOI: <https://doi.org/10.3390/agronomy12092122>.
6. Dong, H., Dong, J., Sun, S., Bai, T., Zhao, D., Yin, Y., Shen, X., Wang, Y., Zhang, Z. & Wang, Y. “Crop water stress detection based on UAV remote sensing systems”. *Agricultural Water Management*. 2024; 303: 109059. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2024.109059>.
7. Tryhuba, A., Kondysiuk, I., Koval, N., Tryhuba, I., Boiarchuk, O. & Boiarchuk, O. “Planning the time of performance of works in hybrid projects. Bulletin of NTU “KhPI””. *Series: Strategic Management, Portfolio, Program and Project Management*. 2022. DOI: <https://doi.org/10.20998/2413-3000.2022.6.12>.
8. Blekanov, I., Molin, A., Zhang, D., Mitrofanov, E., Mitrofanova, O. & Li, Y. “Monitoring of grain crops nitrogen status from UAV multispectral images coupled with deep learning approaches”. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2023; 212: 108047. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108047>.

9. Kotenko, V. “Intelligent information system for resource planning in grain crops delivery projects on the basis of machine learning”. *IEEE 18th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)*. 2023. p. 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/CSIT61576.2023.10324162>.

10. Boyarchuk, V., Ftoma, O., Padyuka, R. & Rudynets, M. “forecasting the risk of the resource demand for dairy farms basing on machine learning”. *CEUR Workshop Proceedings*. 2020; 2631: 327–340. – Available from: <https://ceur-ws.org/Vol-2631/paper25.pdf>.

11. Chakhvashvili, E., Machwitz, M., Antala, M., Rozenstein, O., Prikaziuk, E., Schlerf, M., et al. “Crop stress detection from UAVs: Best practices and lessons learned for exploiting sensor synergies”. *Precision Agriculture*. 2024; 25: 2614–2642. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11119-024-10168-3>.

12. Wang, J., Wang, W., Liu, S., Hui, X., Zhang, H., Yan, H. & Maes, W. H. “UAV-based multiple sensors for enhanced data fusion and nitrogen monitoring in winter wheat across growth seasons”. *Remote Sensing*. 2025; 17 (3): 498. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs17030498>.

13. Zhang, D., Qi, H., Guo, X., Sun, H., Min, J., Li, S., Hou, L. & Lv, L. “Integration of UAV multispectral remote sensing and Random Forest for full-growth stage monitoring of wheat dynamics”. *Agriculture*. 2025; 15 (3): 353. DOI: <https://doi.org/10.3390/agriculture15030353>.

14. Tryhuba, A., Filkin, O., Tryhuba, I., Tatomyr, A. & Malanchuk, O. “Architecture of a cyber-physical system for washing agricultural machinery”. *Research in Agricultural Engineering*. 2025; 71 (4): 235–246, <https://www.scopus.com/pages/publications/105017786957>. DOI: <https://doi.org/10.17221/91/2025-RAE>.

15. Lapajne, J., Vončina, A., Vojnović, A., Donša, D., Dolničar, P. & Žibrat, U. “Field-scale UAV-based multispectral phenomics: Leveraging machine learning, explainable AI, and hybrid feature engineering for enhancements in potato phenotyping”. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2025; 229: 109746. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109746>.

16. Rufaioglu, S. B., Bilgili, A. V., Ipekesen, S., Ismael, A. M., Kaya, Y. & Matos-Carvalho, J. P. “CNN-based wheat yield prediction using multi-source and multi-stage data integration from UAV imagery and sensors”. *Ecological Informatics*. 2026; 93: 103608. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2026.103608>.

17. Caroppo, A., Diraco, G. & Leone, A. “A systematic review of available multispectral UAV image datasets for precision agriculture applications”. *Remote Sensing*. 2026; 18 (4): 659. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs18040659>.

18. Suiçmez, Ç., Yilmaz, C. & Kahraman, H. T. “UAV-based multispectral maize dataset for water stress and Rust detection (Water Stress 2025 and Common Rust 2025) – Representative Subset (v1.0)”. *Zenodo*. 2026. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.19385720>.

19. Tryhuba, A., Komarnitskyi, S., Tryhuba, I., Hutsol, T., Yermakov, S., Muzychenko, A., Muzychenko, T. & Horetska, I. “Planning and risk analysis in projects of procurement of agricultural raw materials for the production of environmentally friendly fuel”. *International Journal of Renewable Energy Development*. 2022; 11 (2): 569–580, <https://www.scopus.com/pages/publications/85128745985>. DOI: <https://doi.org/10.14710/ijred.2022.43011>.

Отримано 17.07.2026

Отримано після перегляду 26.08.2026

Прийнято 03.09.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.39>

UDC 004.896:631.3:528.8

Robotic and mechatronic systems for crop condition monitoring based on multispectral data

Anatoliy M. Tryhuba¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8014-5661>; trianamik@gmail.com

Nazarii Ya. Koval²⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7846-2924>; kovaln870@gmail.com

Andrii O. Sharybura¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7329-8774>; ascharibura@gmail.com

Andrii V. Tatomyr¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2858-3597>; andrewtatomyr@gmail.com

Oleh V. Boiarchuk¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2491-7599>; boyarchuko@ukr.net

¹⁾ Stepan Gzhytskyi National University of Veterinary Medicine and Biotechnologies of Lviv,
1, Volodymyr Velykyi St. Dubliany, Lviv Region, Ukraine

²⁾ Lviv State University of Life Safety, 35 Kleparivska St. Lviv Region, Ukraine

ABSTRACT

This study investigated the use of robotic and mechatronic systems for monitoring the condition of agricultural crops based on multispectral data. A structural and functional diagram of the system was proposed, combining an unmanned aerial platform, a flight controller, electric actuators, inertial and navigation sensors, a stabilization system, optical and multispectral observation devices, and intelligent data analysis tools. To assess the condition of vegetation, spectral indices and semantic segmentation models were used, based on a U-shaped convolutional neural network, an enhanced third-version deep segmentation architecture, and a transformer-based segmentation model in its base configuration. An experimental study was conducted on real multispectral data, distinguishing between healthy and stressed vegetation, rust-infected vegetation, and soil. The best overall results were obtained for the third-version deep segmentation architecture with improvements: the average intersection and union coefficient was zero point four six one seven, and the harmonic measure of accuracy and completeness was zero point six one one eight. The practical significance of the obtained results lies in enabling the spatial localization of problem areas in crops and supporting the adoption of agronomic decisions in precision farming systems.

Keywords: Robotic systems; mechatronic systems; unmanned aerial vehicles; multispectral data; crop monitoring; semantic segmentation; deep learning; precision agriculture

ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРІВ



Тригуба Анатолій Миколайович - доктор технічних наук. Львівський національний університет ветеринарної медицини та біотехнологій імені Степана Гжицького, вул. Володимира Великого, 1. Дубляни, Львівська обл., Україна

Галузь досліджень: моделювання та проектування інтелектуальних інформаційних систем; управління програмами та портфелями проектів; обчислювальний інтелект

Anatoliy M. Tryhuba - Dr. Sc. Stepan Gzhyskyi National University of Veterinary Medicine and Biotechnologies of Lviv, 1, Volodymyr Velykyi St. Dubliany, Lviv Region, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8014-5661>; trianamik@gmail.com

Research field: modeling and Design of Intelligent Information Systems; Program and Project Portfolio Management; Computational Intelligence



Коваль Назарій Ярославович - доктор філософії (PhD). Львівський державний університет безпеки життєдіяльності, вул. Клепарівська, 35. Львів, Львівська обл., Україна

Галузь досліджень: математичне моделювання та оцінювання ризиків; критична інфраструктура; інформаційні технології підтримки прийняття управлінських рішень

Nazarii Ya. Koval - PhD. Lviv State University of Life Safety, 35, Kleparivska St. Lviv Region, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7846-2924>; kovaln870@gmail.com

Research field: mathematical modeling and risk assessment; critical infrastructure; information technologies for supporting managerial decision-making



Шарибура Андрій Остапович - кандидат технічних наук. Львівський національний університет ветеринарної медицини та біотехнологій імені Степана Гжицького, вул. Володимира Великого, 1. Дубляни, Львівська обл., Україна

Галузь досліджень: агроінженерія; моделювання та оптимізація виробничих систем; оптимізація виробничих структур із використанням статистичного імітаційного моделювання

Andrii O. Sharybura - PhD in Engineering. Stepan Gzhyskyi National University of Veterinary Medicine and Biotechnologies of Lviv, 1, Volodymyr Velykyi St., Dubliany, Lviv District, Lviv Region, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7329-8774>; ascharibura@gmail.com

Research field: agricultural engineering; modeling and optimization of production systems; optimization of production structures using statistical simulation modeling



Татомир Андрій Володимирович - кандидат технічних наук. Львівський національний університет ветеринарної медицини та біотехнологій імені Степана Гжицького, вул. Володимира Великого, 1, м. Дубляни, Львівська обл., Україна

Галузь досліджень: моделювання та управління технологічними системами; інформаційно-аналітичні системи; оптимізація виробничих процесів у рослинництві

Andrii V. Tatomyr - PhD. Stepan Gzhyskyi National University of Veterinary Medicine and Biotechnologies of Lviv, 1, Volodymyr Velykyi St., Dubliany, Lviv Region, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2858-3597>; andrewtatomyr@gmail.com

Research field: modeling and control of technological systems; information and analytical systems; optimization of production processes in crop production



Боярчук Олег Віталійович - кандидат техн. наук. Львівський національний університет ветеринарної медицини та біотехнологій імені Степана Гжицького, вул. Володимира Великого, 1, м. Дубляни, Львівська обл., Україна

Галузь досліджень: управління проектами та програмами; проектування інформаційних систем і систем підтримки прийняття рішень; моделювання процесів та систем

Oleh V. Boyarchuk - PhD. Stepan Gzhyskyi National University of Veterinary Medicine and Biotechnologies of Lviv, 1, Volodymyr Velykyi St., Dubliany, Lviv Region, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2491-7599>; boyarchuko@ukr.net

Research field: project and program management; design of information systems and decision-support systems; process and system modeling