

Кіктєв Микола Олександрович

кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри автоматизації та робототехнічних систем ім. акад. І.І. Мартиненка,

Національний університет біоресурсів і природокористування України

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7682-280X>

E-mail: nkiktev@nubip.edu.ua

Градобоєв Данило Андрійович

аспірант кафедри автоматизації та робототехнічних систем ім. акад. І.І. Мартиненка,
Національний університет біоресурсів і природокористування України

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-9636-1095>

E-mail: d.gradoboev@nubip.edu.ua

АРХІТЕКТУРА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДСИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ТЕПЛОКРОВНИХ ШКІДНИКІВ ПРИ МОНІТОРИНГУ ВИРОБНИЧИХ ПРОЦЕСІВ В АГРОНОМІЇ

Анотація. У статті розглянуто побудову інтелектуальної підсистеми виявлення теплокровних шкідників як складової автоматизованої системи моніторингу виробничих процесів в агрономії. Актуальність роботи зумовлена потребою у своєчасному виявленні факторів біологічної загрози на посівах, що призводять до значних економічних збитків та зниження якості кінцевої продукції, зниженні залежності від ручного обстеження полів та підвищенні оперативності прийняття рішень в умовах точного землеробства. На основі аналізу сучасних підходів до комп'ютерного зору, тепловізійного спостереження, безпілотного моніторингу та IoT-інфраструктури сформовано вимоги до архітектури підсистеми, яка повинна забезпечувати збір різномірних даних, попередню обробку, локалізацію потенційно небезпечних об'єктів, оцінювання рівня загрози та передавання результатів до контуру підтримки управлінських рішень. Метою дослідження є обґрунтування структури такої підсистеми, визначення основних функціональних модулів та вибір придатних класів моделей детектування для польових умов. У роботі використано методи системного аналізу, функціональної декомпозиції, порівняльного аналізу архітектур детекторів об'єктів і узагальнення результатів сучасних публікацій за тематикою точного землеробства. У результаті запропоновано багаторівневу архітектуру, що поєднує рівень сенсорного збору даних, рівень аналітичної обробки, рівень просторової верифікації та рівень підтримки рішень. Обґрунтовано доцільність комбінування RGB- і тепловізійних даних, а також використання одноетапних детекторів класу YOLO для оперативного польового виявлення об'єктів. Практичне значення запропонованого підходу полягає у можливості його подальшої інтеграції в автоматизовані системи агроприводництва та розвитку спеціалізованих сервісів раннього попередження.

Ключові слова: агрономія, автоматизована система моніторингу, комп'ютерний зір, теплокровні шкідники, точне землеробство, тепловізійне знімання, виявлення об'єктів, YOLO, IoT.

Актуальність. Цифрова трансформація аграрного виробництва в останні роки відбувається у напрямі інтеграції сенсорних мереж, геоінформаційних сервісів, безпілотних літальних апаратів і методів машинного навчання у єдиний контур підтримки рішень. У межах концепції точного землеробства спостереження за станом поля вже не обмежується контролем агрохімічних параметрів або вегетаційних індексів, а дедалі частіше включає оперативне виявлення біотичних факторів ризику, зокрема шкідників і проявів їх активності [1, 2].

Для умов польового виробництва окрему складність становлять теплокровні шкідники, активність яких має виражений просторово-часовий характер і часто проявляється локально. До теплокровних шкідників відносять дві групи: гризуни і зайцеподібні. Гризуни це найчисельніша група, вона включає сірих та чорних щурів, хатніх миш, полівок, а також ховрахів. Друга група включає зайців та кролів, які пошкоджують кору молодих дерев у садах та знищують посіви.

Назва «теплокровні шкідники» підкреслює їхню належність до вищих хребетних, що відрізняє їх від холоднокровних шкідників (комах, кліщів, слимаків). Теплокровність дозволяє їм зберігати активність протягом усього року (вони не впадають у заціпеніння взимку, на відміну від багатьох комах) та мати високий рівень інтелекту й адаптивності. Це ускладнює боротьбу з ними, тому що вони можуть розпізнавати пастки або уникати отруєних приман.

Основна шкода від цих звірів складається з трьох компонентів:

- економічні збитки полягають у псуванні зерна, овочів та фруктів як на полях, так і в зерносховищах. За підрахунками, гризуни щорічно знищують або псують до 20% світового запасу продовольства.
- руйнування інфраструктури внаслідок того, що гризуни мають потребу постійно щось гризти (їхні різці ростуть усе життя). Вони часто пошкоджують електричні кабелі, пластикові труби та термоізоляцію будівель.
- епідеміологічна небезпека - шкідники є переносниками небезпечних хвороб, таких як лептоспіроз, туляремія, сальмонельоз та різні види лихоманок.

Для моніторингу теплокровних шкідників (зокрема гризунів та ховрахів) використовують як класичні польові методи, так і сучасні технологічні рішення: візуальний та прямий моніторинг (облік жилих нір; маршрутні обстеження); дистанційне зондування (мультиспектральні камери і тепловізори); технології IoT (смарт-пастки, акустичний моніторинг); індикаторні методи (контрольно-слідові майданчики, неотруйні приманки); аналіз даних та прогнозування (на основі теплових карт). Оскільки вони ведуть прихований спосіб життя, моніторинг часто базується на непрямих ознаках їхньої присутності:

Традиційні способи обліку таких об'єктів засновані на маршрутних обстеженнях, візуальному огляді або аналізі непрямих ознак. Такі підходи потребують значних трудових витрат, залежать від кваліфікації виконавця та не забезпечують достатньої оперативності під час прийняття рішень у межах інтегрованого захисту рослин.

Водночас розвиток комп'ютерного зору, тепловізійного знімання та безпілотного моніторингу відкриває можливість переходу від епізодичного ручного контролю до автоматизованого спостереження за рухомими біологічними об'єктами. Для цього необхідна не окрема модель розпізнавання, а цілісна архітектура інтелектуальної підсистеми, яка здатна працювати як елемент автоматизованої системи моніторингу виробничих процесів в агрономії та забезпечувати передачу результатів у контур управління.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У сучасній літературі досить широко висвітлено питання цифровізації аграрних систем, зокрема використання датчиків, мережевої інфраструктури та машинного навчання для контролю виробничих процесів. У роботі Monteiro та ін. [1] наведено узагальнений огляд напрямів точного землеробства для рослинництва і тваринництва, де підкреслено, що підвищення ефективності можливе лише за умови поєднання даних спостереження з аналітичними моделями. У праці Shahab та ін. [2] показано, що IoT-орієнтовані системи управління в агросфері формують технічну основу для сталого моніторингу та підтримки рішень у режимі, наближеному до реального часу.

Окремий напрям досліджень стосується комп'ютерного зору в аграрних задачах. Огляд Khan та ін. [3] систематизує застосування детектування об'єктів у сільському господарстві та демонструє, що найбільш затребуваними є рішення для виявлення бур'янів, плодів, хвороб і шкідників. У роботі Rakhmatulin та ін. [4] проаналізовано використання глибоких нейронних мереж для виявлення рослинних об'єктів у реальному часі, що підтверджує придатність одноетапних детекторів для польових умов із жорсткими обмеженнями щодо швидкодії.

Для задач пошуку теплокровних об'єктів принципово важливими є праці, присвячені тепловізійному детектуванню тварин і роботі з інфрачервоними даними.

У статті Christiansen та ін. [5] показано можливість автоматичного виявлення й розпізнавання тварин за тепловими ознаками. Огляд Zheng та ін. [6] узагальнює сучасний стан інфрачервоної візуалізації в тваринництві й підтверджує, що безконтактні теплові дані мають високу цінність для пошуку та класифікації біологічних об'єктів. Rietz та ін. [7] демонструють практичні переваги безпілотного тепловізійного моніторингу для виявлення об'єктів у природному середовищі. Разом з тим більшість наявних досліджень або зосереджена на вузьких задачах, наприклад виявленні комах у пастках (Zhang та ін. [8]), або описує окремі моделі без достатньої уваги до інтеграції з виробничим контуром аграрного моніторингу (Ahmed та ін. [9]). Саме тому актуальним є формування архітектури інтелектуальної підсистеми, орієнтованої не лише на факт детектування, а й на включення результату в процес технологічного управління.

В статті [10] авторами представлений один з етапів створення підсистеми виявлення теплокровних шкідників, яка є предметом нашого дослідження, а саме - підготовка та аналіз даних моніторингу рельєфу місцевості для ідентифікації курганів, створених гризунами. В тому числі виконано аналіз мікрорельєфу і побудову його DBSCAN моделі з використанням синтетичних LiDAR-даних, кластеризацію аномальних підвищень методом та збереження результатів для подальшого аналізу з використанням мови програмування R.

Метою дослідження є обґрунтування архітектури інтелектуальної підсистеми виявлення теплокровних шкідників в автоматизованій системі моніторингу виробничих процесів в агрономії, визначення її функціональних модулів, інформаційних потоків та придатних класів моделей комп'ютерного зору для роботи в польових умовах.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі завдання:

- 1) визначити вимоги до підсистеми з урахуванням умов аграрного середовища;
- 2) сформулювати логічну структуру збору, передавання та обробки даних;
- 3) порівняти придатність окремих класів детекторів об'єктів;
- 4) визначити місце підсистеми у загальному контурі моніторингу й підтримки рішень.

Матеріали і методи дослідження. У роботі використано методи системного аналізу та функціональної декомпозиції для виділення рівнів і модулів інтелектуальної підсистеми. Для вибору базових підходів до детектування застосовано порівняльний аналіз класичних і сучасних архітектур комп'ютерного зору, що найчастіше використовуються в задачах пошуку об'єктів на сцені: одноетапних детекторів сімейства YOLO [11], трансформерних детекторів типу DETR [12] та спеціалізованих аграрних модифікацій для виявлення шкідників [8].

Інформаційну основу дослідження становили наукові публікації, у яких розглядаються питання точного землеробства, безпілотного моніторингу, тепловізійного детектування тварин, IoT-орієнтованих аграрних платформ і систем автоматичного виявлення шкідників [1-9]. При формуванні запропонованої архітектури враховувалися типові обмеження польового застосування: змінна освітленість, наявність рослинного покриву, часткова оклюзія об'єктів, потреба в автономності та обмежені обчислювальні ресурси крайових пристроїв.

Під теплокровними шкідниками в межах даної статті розуміються рухомі біологічні об'єкти, присутність яких на полі або на прилеглий території створює ризики для посівів, урожаю чи технологічних операцій. З позиції інформаційної технології це означає, що система повинна не лише локалізувати об'єкт у кадрі, а й забезпечити просторову прив'язку, оцінити достовірність виявлення та сформувати сигнал для подальшого управлінського реагування.

Результати дослідження та їх обговорення. У результаті дослідження запропоновано багаторівневу архітектуру інтелектуальної підсистеми, орієнтованої на роботу в складі автоматизованої системи моніторингу виробничих процесів в агрономії. Принципова відмінність запропонованого підходу полягає у тому, що модуль виявлення розглядається не як ізольований інструмент комп'ютерного зору, а як компонент більш широкої кіберфізичної системи, який генерує події для технологічного управління. Структуру запропонованої підсистеми наведено на рис. 1.

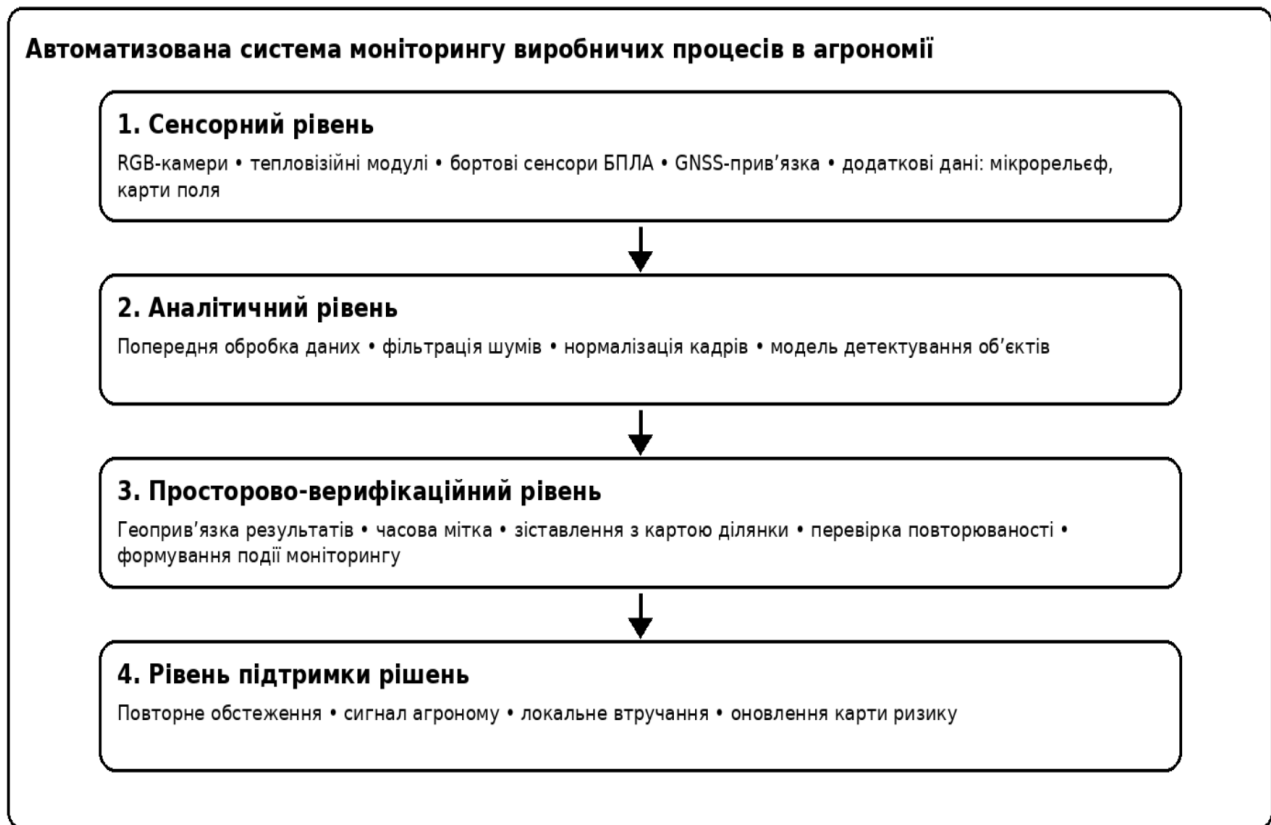


Рисунок 1 – Багаторівнева архітектура інтелектуальної підсистеми виявлення теплокровних шкідників у складі автоматизованої системи моніторингу виробничих процесів в агрономії

Архітектура передбачає чотири взаємопов'язані рівні: сенсорний, аналітичний, просторово-верифікаційний та рівень підтримки рішень (табл. 1).

Таблиця 1 – Функціональні рівні інтелектуальної підсистеми виявлення теплокровних шкідників

Рівень	Основні функції	Результат роботи
Сенсорний	Отримання RGB- та тепловізійних зображень, часових і координатних міток, телеметрії, метеоданих.	Первинний потік синхронізованих даних.
Аналітичний	Попередня обробка кадрів, нормалізація, виділення кандидатних зон, запуск моделі детектування.	Локалізовані об'єкти з оцінкою достовірності.
Просторово-верифікаційний	Геоприв'язка, перевірка повторюваності спрацювань, зіставлення з картою поля та попередніми спостереженнями.	Подія моніторингу з координатами, часом та рівнем ризику.
Підтримка рішень	Формування сповіщень, пріоритезація реагування, передавання даних в інформаційну систему господарства.	Рекомендація для агронома або автоматизованого контуру дій щодо контролю чисельності шкідливих звірів та боротьби з ними

Сенсорний рівень формує первинний потік даних за рахунок RGB-камер, тепловізійних модулів, бортових сенсорів БПЛА, GNSS-прив'язки та за потреби додаткових джерел на кшталт даних мікрорельєфу чи карт поля. Аналітичний рівень виконує попередню обробку, фільтрацію шумів, нормалізацію кадрів і запуск моделі детектування. Просторово-верифікаційний рівень співставляє результати детектування з координатами, часовою міткою, картою ділянки та історією спостережень, після чого формує подію моніторингу. Рівень підтримки рішень трансформує подію у рекомендацію: повторне обстеження, сигнал агроному, локальне втручання або оновлення карти ризику. На практичному рівні цей контур може бути реалізований у вигляді веб-інтерфейсу моніторингу, який акумулює результати спостережень, пов'язані задачі та зведені показники стану системи.

Запропонована структура дає змогу розв'язати проблему хибного ототожнення випадкових теплових аномалій із цільовими об'єктами. Якщо аналізувати лише один кадр, система може реагувати на нагрітий камінь, техніку, залишки рослин або інші перешкоди. Саме тому після первинного детектування доцільно виконувати просторово-часову верифікацію: перевіряти, чи повторюється об'єкт у сусідніх кадрах, чи зберігає характер траєкторії руху, чи відповідає допустимому діапазону розмірів та чи розташований у зоні, де така поява є логічно можливою.

З погляду вибору моделей комп'ютерного зору для польового застосування найбільш практичними залишаються одноетапні детектори. Починаючи з YOLO як концепції єдиного проходу [11], ця група моделей демонструє поєднання швидкодії й достатньої точності, що критично важливо для оперативного аналізу відеопотоку на БПЛА або крайових обчислювальних вузлах. Трансформерні детектори, зокрема DETR [12], є перспективними завдяки глобальному контексту й стійкості до складних сцен, однак у базовому варіанті зазвичай потребують більших обчислювальних ресурсів і довшого навчання. Для аграрних задач невеликих і щільно розташованих об'єктів корисними є спеціалізовані модифікації, наприклад AgriPest-YOLO [8]. Порівняльна оцінка класів моделей для підсистеми виявлення представлена в табл. 2.

Таблиця 2 – Порівняльна оцінка класів моделей для підсистеми виявлення

Клас моделей	Переваги	Обмеження	Доцільність для задачі
YOLO-подібні одноетапні детектори	Висока швидкодія, придатність до обробки потоку в реальному часі, наявність великої кількості практичних реалізацій.	Потребують якісної адаптації до малих і частково оклюзованих об'єктів.	Базовий варіант для крайових пристроїв і БПЛА.
Трансформерні детектори (DETR та похідні)	Краще моделювання глобального контексту сцени, зменшення залежності від hand-crafted процедур постобробки.	Вищі вимоги до ресурсів і часу навчання.	Доцільні для серверної обробки та донавчання моделей.
Спеціалізовані аграрні модифікації	Краще враховують малі розміри цілей, щільне розташування та фонові перешкоди.	Часто прив'язані до конкретного набору даних або сценарію.	Перспективні після формування власного датасету предметної області.

Для підвищення практичної визначеності запропонованої архітектури розроблено прототип веб-інтерфейсу AgriPest Monitor, який реалізує функції узагальненого подання даних про поля, спостереження, дії, задачі та експерименти (рис. 2). Такий інтерфейс може

розглядатися як приклад початкової реалізації рівня моніторингу та підтримки рішень, оскільки забезпечує структуроване відображення подій моніторингу, агрегованих показників стану системи та пов'язаних із ними керуючих дій. Це створює основу для подальшого переходу від ізольованого результату детектування до інтегрованої підтримки прийняття рішень в автоматизованій системі агровиробництва.

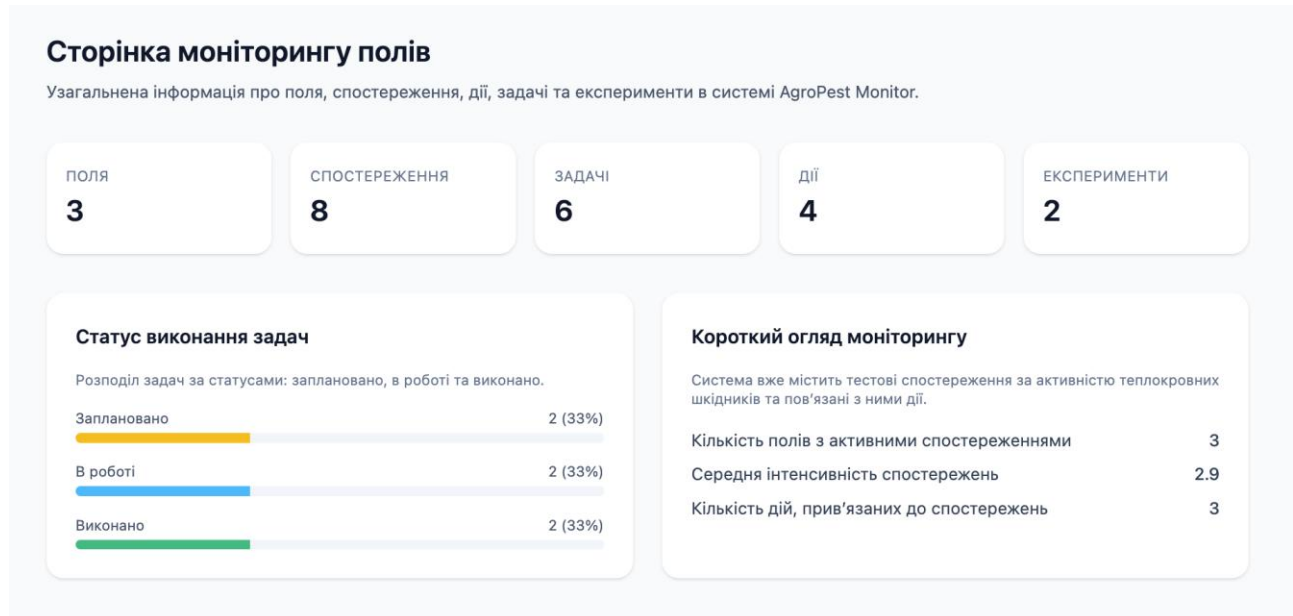


Рисунок 2 – Прототип веб-інтерфейсу рівня моніторингу та підтримки рішень AgroPest Monitor

З урахуванням наведеного порівняння для першої ітерації побудови підсистеми доцільно використовувати YOLO-подібний детектор як базовий модуль оперативного виявлення, а тепловізійний канал – як засіб підвищення контрасту цільових об'єктів у сутінкових та нічних умовах. Комбінування RGB- та теплових даних є важливим, оскільки тільки видимий спектр сильно залежить від освітлення, а тільки тепла інформація не завжди дає достатню текстурну деталізацію для розпізнавання типу об'єкта [5-7].

Для практичного впровадження підсистеми важливим є питання датасету. Більшість відкритих наборів даних орієнтована на комах-шкідників, листкові хвороби або стандартні об'єкти сільськогосподарської техніки [3; 8; 9]. Для задачі виявлення теплокровних шкідників у польових умовах доцільно формувати спеціалізований корпус даних із багатоспектральними парами кадрів, анотаціями класу об'єкта, часової мітки, координат та контексту сцени. Такий набір даних має включати не лише позитивні приклади, а й складні негативні випадки: теплові відблиски, тіні, фрагменти техніки, домашніх тварин і сторонні рухомі об'єкти.

У дискусійному плані важливо наголосити, що ефективність підсистеми визначатиметься не тільки якістю моделі. У реальному виробничому середовищі істотну роль відіграють висота польоту БПЛА, кут огляду, роздільна здатність тепловізора, погодні умови, сезонна структура рослинного покриву, частота обльотів і механізми верифікації. Саме тому подальший розвиток системи має відбуватися як поєднання модельного рівня, процедур польового збору даних та інтеграції з інформаційною інфраструктурою господарства.

Для підвищення практичної визначеності запропонованої підсистеми доцільно вже на етапі проектування закласти критерії її оцінювання. До базових показників слід віднести точність і повноту виявлення (precision, recall), інтегральну F1-міру, mAP для локалізації об'єктів, середню затримку обробки кадру, частоту хибних спрацювань, а також стабільність роботи в умовах зміни освітленості, часткової оклюзії та неоднорідного фону. На відміну від лабораторних сценаріїв, у польових умовах критичним є не лише сам факт правильного

детектування, а й здатність системи підтримувати прийнятну точність за обмежених ресурсів крайового обчислювального вузла та змінних параметрів середовища.

Як сценарій первинної апробації може розглядатися серія контрольних об'єктів тестових ділянок із фіксацією денних, сутінкових і нічних умов спостереження, різної висоти польоту БПЛА та різної щільності рослинного покриву. У такому разі результати детектування мають оцінюватися не ізольовано, а в поєднанні з процедурою просторово-часової верифікації, яка відсікає одиничні випадкові аномалії та підтверджує подію моніторингу за повторюваністю ознаки. Саме така постановка апробації наближає модельний експеримент до реального виробничого застосування та створює основу для подальшого формування спеціалізованого датасету предметної області.

Отже, запропонована архітектура забезпечує логічну основу для створення підсистеми: вона поєднує моніторинг виробничих процесів, інтелектуальне розпізнавання рухомих об'єктів і контур керування на основі подій.

Отримані результати також свідчать про можливість створення прикладного програмного інтерфейсу для візуалізації подій моніторингу та супроводу керуючих дій, що підтверджено розробленим прототипом AgroPest Monitor. Це дає змогу розглядати виявлення теплокровних шкідників не як локальну задачу комп'ютерного зору, а як елемент автоматизованої системи управління в агрономії.

Результати моніторингу шкідливих звірів можуть бути використані для контролю їх чисельності та подальшої боротьби з ними (дератизації) різними способами, в тому числі:

- хімічними (використання отруйних приманок),
- механічними (пастки, живоловки, клейові майданчики),
- фізичними (ультразвукові відлякувачі, які створюють дискомфортне середовище для гризунів),
- біологічними (використання природних ворогів (котів, тер'єрів) або специфічних бактеріальних препаратів).

Висновки та перспективи. Отже, в статті обґрунтовано доцільність побудови інтелектуальної підсистеми виявлення теплокровних шкідників як складової автоматизованої системи моніторингу виробничих процесів в агрономії. Така підсистема повинна включати не лише модуль детектування, а й засоби просторової верифікації та підтримки рішень.

Запропоновано багаторівневу архітектуру, що складається із сенсорного, аналітичного, просторово-верифікаційного рівнів та рівня підтримки рішень. Визначено функції кожного рівня та інформаційні потоки між ними. Показано, що для першої реалізації підсистеми найбільш доцільним є використання одноетапних детекторів класу YOLO у поєднанні з RGB-і тепловізійними даними, тоді як трансформерні моделі можуть розглядатися як перспективний напрям для серверної обробки та подальшого підвищення точності.

Подальші дослідження доцільно зосередити на формуванні предметно-орієнтованого датасету, експериментальному порівнянні моделей на багатоспектральних даних, розробленні критеріїв оцінювання ризику та інтеграції підсистеми з геоінформаційними сервісами і модулями автоматизованого реагування.

Список використаних джерел

1. Monteiro, A., Santos, S., & Gonçalves, P. (2021). Precision agriculture for crop and livestock farming – Brief review. *Animals*, 11(8), Article 2345. <https://doi.org/10.3390/ani11082345>.
2. Shahab, H., Iqbal, M., Sohaib, A., Ullah Khan, F., & Waqas, M. (2024). IoT-based agriculture management techniques for sustainable farming: A comprehensive review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 220, Article 108851. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108851>.
3. Khan, Z., Shen, Y., & Liu, H. (2025). Object detection in agriculture: A comprehensive review of methods, applications, challenges, and future directions. *Agriculture*, 15(13), Article 1351. <https://doi.org/10.3390/agriculture15131351>.

4. Rakhmatulin, I., Kamilaris, A., & Andreassen, C. (2021). Deep neural networks to detect weeds from crops in agricultural environments in real-time: A review. *Remote Sensing*, 13(21), Article 4486. <https://doi.org/10.3390/rs13214486>.
5. Christiansen, P., Steen, K. A., Jørgensen, R. N., & Karstoft, H. (2014). Automated detection and recognition of wildlife using thermal cameras. *Sensors*, 14(8), 13778–13793. <https://doi.org/10.3390/s140813778>.
6. Zheng, S., Zhou, C., Jiang, X., Huang, J., & Xu, D. (2022). Progress on infrared imaging technology in animal production: A review. *Sensors*, 22(3), Article 705. <https://doi.org/10.3390/s22030705>.
7. Rietz, J., Calkoen, F., von Hoermann, C., et al. (2023). Drone-based thermal imaging in the detection of wildlife carcasses and disease management. *Transboundary and Emerging Diseases*, 2023, Article 5517000. <https://doi.org/10.1155/2023/5517000>.
8. Zhang, W., Huang, H., Sun, Y., & Wu, X. (2022). AgriPest-YOLO: A rapid light-trap agricultural pest detection method based on deep learning. *Frontiers in Plant Science*, 13, Article 1079384. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1079384>.
9. Ahmed, S., Marwat, S. N. K., Ben Brahim, G., et al. (2024). IoT based intelligent pest management system for precision agriculture. *Scientific Reports*, 14, Article 31917. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-83012-3>.
10. Kiktev, M. O., Hradoboiev, D. A., Opryshko, O. O., Karmatskykh, A. A., & Melnyk, D. O. (2025). Identyfikatsiia lokatsii hryzuniv na poliakh dlia orhanizatsii zakhysnykh zakhodiv v ahronomii [Identification of rodents locations in fields for organization of protective measures in agronomy]. *Enerhetyka i avtomatyka [Energy and Automation]*, 2(78), 158–172. [https://doi.org/10.31548/energiya2\(78\).2025.158](https://doi.org/10.31548/energiya2(78).2025.158).
11. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 779–788). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>.
12. Carion, N., Massa, F., Synnaeve, G., Usunier, N., Kirillov, A., & Zagoruyko, S. (2020). End-to-end object detection with transformers. In *Computer Vision — ECCV 2020* (pp. 213–229). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-58452-8_13.

Kiktev Mykola

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Automation and Robotic Systems named by I. Martynenko,

National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7682-280X>

E-mail: nkiktev@nubip.edu.ua

Hradoboiev Danylo

Postgraduate student, Department of Automation and Robotic Systems named by I. Martynenko,
National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-9636-1095>

E-mail: d.gradoboev@nubip.edu.ua

ARCHITECTURE OF AN INTELLIGENT SUBSYSTEM FOR DETECTING WARM-BLOODED PESTS IN MONITORING PRODUCTION PROCESSES IN AGRONOMY

Abstract. *The paper considers the construction of an intelligent subsystem for detecting warm-blooded pests as a component of an automated system for monitoring production processes in agronomy. The relevance of the study is determined by the need for timely detection of biological threats in crop fields, which lead to significant economic losses and a reduction in the quality of the final product, a reduction in dependence on manual field inspection, and an improvement in the promptness of decision-making in precision agriculture. Based on the analysis of current approaches to computer vision, thermal imaging, drone monitoring, and IoT infrastructure, the requirements for a subsystem architecture are formulated. The subsystem should provide multimodal data acquisition, preprocessing, localization of potentially dangerous objects, threat assessment, and transmission of results to the decision-support loop. The purpose*

of the study is to substantiate the structure of such a subsystem, identify its main functional modules, and determine suitable classes of object detection models for field conditions. The study uses methods of system analysis, functional decomposition, comparative analysis of object detector architectures, and generalization of recent publications in precision agriculture. As a result, a multi-level architecture is proposed that combines the sensing layer, the analytical processing layer, the spatial verification layer, and the decision-support layer. The expediency of combining RGB and thermal data, as well as the use of YOLO-type one-stage detectors for real-time field detection, is substantiated. The practical value of the proposed approach lies in the possibility of its further integration into automated agricultural systems and the development of specialized early-warning services.

Keywords: *Agronomy, Automated Monitoring System, Computer Vision, Warm-Blooded Pests, Precision Agriculture, Thermal Imaging, Object Detection, YOLO, IoT.*