підстави своєчасно організовувати актуалізацію даних і розподіляти робочі завдання. Для викладача очікуваним результатом є зменшення повторного введення відомостей. У межах обраного тематичного напряму система підтримує організаційну складову цифрового освітнього середовища та облік навчально-методичного забезпечення.

Для експериментальної перевірки пропонується підготувати знеособлену вибірку з підтвердженими відповідностями авторів, прикладами неоднозначних імен, спільних публікацій та неповних реквізитів. Основними показниками мають бути точність і повнота зіставлення авторів, частка випадків ручного уточнення, релевантність перших результатів пошуку й медіанний час погодження. Порівняння з ручним опрацюванням слід виконувати на однакових завданнях. Наведені результати стосуються аналізу програмної реалізації; кількісна оцінка ефективності потребує окремого експерименту.

На прикладі mnau_docflow визначено послідовність переходу від зберігання документів до аналітичної підтримки роботи кафедри: узгодження метаданих, однозначне зіставлення авторів, контроль повноти реквізитів і подальше застосування методів інформаційного пошуку та аналізу процесів. Реалізовані механізми забезпечують структуровану основу для цього переходу. Практична цінність запропонованого підходу полягає в поєднанні автоматизації обліку з перевіркою якості даних і збереженням участі відповідальної особи. Подальша робота передбачає впровадження аналітичних модулів та експериментальне оцінювання їхньої корисності для цифрової трансформації освітнього управління.

Список використаних джерел

1. OECD. OECD Digital Education Outlook 2023: Towards an Effective Digital Education Ecosystem. Paris : OECD Publishing, 2023. 414 p. URL: https://www.oecd.org/en/publications/oecd-digital-education-outlook-2023_c74f03de-en.html (дата звернення: 10.10.2026).

2. DCMI Usage Board. DCMI Metadata Terms. Dublin Core Metadata Initiative. 2020. URL: https://www.dublincore.org/specifications/dublin-core/dcmi-terms/ (дата звернення: 10.10.2026).

3. Manning C. D., Raghavan P., Schütze H. Introduction to Information Retrieval. Cambridge : Cambridge University Press, 2008. URL: https://nlp.stanford.edu/IR-book/information-retrieval-book.html (дата звернення: 10.10.2026).

4. IEEE Task Force on Process Mining. Process Mining Manifesto. 2012. URL: https://www.tf-pm.org/resources/manifesto (дата звернення: 10.10.2026).

УДК 004.93

РОЗРОБКА СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ У ВІДЕОПОТОЦІ З БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

Віктор Сиротенко, Олександр Жебко

Миколаївський національний аграрний університет, м. Миколаїв, Україна

Комп'ютерний зір належить до одного з найперспективніших напрямів розвитку штучного інтелекту, який дозволяє автоматизувати аналіз зображень і відеозаписів. Його використання охоплює різноманітні галузі, серед яких промисловість, транспорт, медицина та аграрний сектор. За оглядом 40 досліджень, у сільському господарстві методи глибокого навчання забезпечують високу точність і переважають поширені методи класичної обробки зображень [4]. Одним із актуальних напрямів є використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для моніторингу територій і відстеження стану сільськогосподарських угідь. Отримані з БПЛА відеоматеріали можуть містити інформацію про рослинність, місце розташування об'єктів і помітні зміни поверхні ґрунту.

Розглянемо ключові етапи розробки програмної системи для розпізнавання об'єктів у відеопотоці з БПЛА. Головне завдання полягає у створенні програми, яка автоматично аналізуватиме відеокадри, визначатиме задані об'єкти та показуватиме отримані результати безпосередньо на відео.

На початковому етапі система буде спрямована на моніторинг сільськогосподарських угідь, однак у перспективі її можна буде адаптувати до інших сфер застосування.

Перш ніж розпочати розробку, необхідно визначити основні функціональні вимоги до системи. Програма повинна отримувати відео з файлу або сумісного джерела відеопотоку, обробляти окремі кадри, виконувати розпізнавання об'єктів і відображати результати аналізу. Для кожного виявленого об'єкта передбачається показувати обмежувальну рамку та назву відповідного класу.

Наприклад, під час моніторингу сільськогосподарських угідь система може бути налаштована на виявлення окремих рослин, бур'янів або інших об'єктів, які відрізняються за зовнішнім виглядом. Визначення ознак захворювань рослин також можливе, якщо буде підготовлено відповідний набір даних і навчено модель для розпізнавання таких ознак. Отже, перелік класів залежатиме від поставленого завдання та доступних навчальних матеріалів.

Для автоматичного аналізу зображень планується використовувати методи глибокого навчання, зокрема згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN). Такі мережі здатні автоматично визначати характерні ознаки зображень і використовувати їх для класифікації та локалізації об'єктів.

Серед поширених архітектур детекції об'єктів можна виділити YOLO, SSD і Faster R-CNN (табл. 1). YOLO розглядає детекцію як єдину задачу регресії та забезпечує швидке виявлення об'єктів [1], тому є перспективним варіантом для обробки відео в режимі, близькому до реального часу. SSD також виконує детекцію за один прохід моделі, використовуючи прогнози з кількох карт ознак різної роздільності [2], тоді як Faster R-CNN застосовує двоетапний підхід: спочатку мережа пропозицій областей формує кандидатів, а потім детектор уточнює результати [3].

Таблиця 1. Порівняльна характеристика архітектур детекції об'єктів (за даними оригінальних публікацій [1–3])

Архітектура	**Тип детектора**	**Основна ідея**	**Показники за даними авторів**
YOLO [1]	Одноетапний	Детекція як регресія: одна мережа за один прохід передбачає рамки та ймовірності класів	45 кадрів/с (базова модель), 155 кадрів/с (Fast YOLO)
SSD [2]	Одноетапний	Прогнози з кількох карт ознак різної роздільності; набір типових рамок у кожній позиції	Зіставна точність із методами з етапом пропозицій і значно вища швидкість
Faster R-CNN [3]	Двоетапний	Мережа пропозицій областей (RPN) і детектор Fast R-CNN зі спільними згортковими ознаками	5 кадрів/с (VGG-16, GPU); 73,2 % mAP на PASCAL VOC 2007

Наведені в таблиці показники отримано авторами архітектур на різному обладнанні та за різних умов, тому вони мають орієнтовний характер і не замінюють власного порівняння. Вибір конкретної архітектури повинен ґрунтуватися на порівнянні якості розпізнавання, швидкодії та вимог до обчислювальних ресурсів. Тому перед остаточним вибором моделі доцільно провести тестування декількох варіантів на однакових даних.

Одним із важливих етапів розробки є підготовка набору даних. Для цього необхідно зібрати зображення та відеокадри, які відповідають умовам майбутнього використання системи. Джерелами даних можуть бути власні відеозаписи з БПЛА або відкриті набори аерознімків, що містять потрібні категорії об'єктів. Прикладом великого відкритого набору є VisDrone, знятий з дронів над міськими та приміськими територіями 14 міст Китаю й призначений для детекції та відстеження об'єктів [5]. Оскільки такі сцени відрізняються від сільськогосподарських угідь, для аграрних задач, імовірно, знадобиться донавчання моделі на власних даних.

Після збору даних виконується їх попередня обробка та розмітка. Для задачі детекції на зображеннях позначаються розташування об’єктів і відповідні класи. Для підвищення стійкості моделі до змін умов зйомки (освітлення, висота польоту, ракурс) зазвичай застосовують аугментацію даних: повороти, віддзеркалення, зміну яскравості та масштабу. Далі дані розподіляються на навчальну, валідаційну та тестову вибірки. Навчальна вибірка використовується для налаштування параметрів нейронної мережі, валідаційна – для контролю процесу навчання, а тестова – для остаточного оцінювання якості моделі на даних, які не використовувалися під час навчання.

Після вибору та навчання моделі необхідно реалізувати програмний модуль обробки відеопотоку. Його завдання полягає в послідовному отриманні кадрів, підготовці зображень до обробки та передаванні їх нейронній мережі. Після виконання детекції система отримуватиме координати виявлених об’єктів, їхні класи та значення впевненості моделі.

Для реалізації такого підходу можна використати мову програмування Python, бібліотеку OpenCV для роботи з відео та відповідний програмний інструментарій для запуску обраної моделі глибокого навчання. OpenCV забезпечуватиме зчитування відеокадрів і виведення результатів, а модель нейронної мережі виконуватиме безпосереднє розпізнавання об’єктів. Місце запуску моделі (на борту БПЛА чи на наземній станції) визначатиме вимоги до ресурсів: бортова обробка менше залежить від каналу зв’язку, а наземна дозволяє використовувати складніші моделі.

Результати роботи системи відображатимуться безпосередньо на відео у вигляді обмежувальних рамок, назв класів і, за необхідності, показників впевненості. За додаткової реалізації алгоритму відстеження система зможе зіставляти виявлені об’єкти між послідовними кадрами та підтримувати їхні ідентифікатори під час переміщення в межах відео.

Для перевірки правильності роботи програмної системи необхідно провести тестування на підготовлених відеозаписах і зображеннях. Основними показниками оцінювання будуть точність (Precision), повнота (Recall), середня точність за класами (mean Average Precision, mAP) і швидкодія обробки кадрів (FPS); їхній зміст і наслідки низьких значень наведено в табл. 2.

Таблиця 2. Показники оцінювання якості системи розпізнавання

Показник	**Що характеризує**	**Наслідки низького значення**
Precision	Частку правильних виявлень серед усіх об’єктів, визначених моделлю	Багато хибних спрацювань, зайві рамки на фоні ґрунту чи рослинності
Recall	Частку наявних об’єктів, яку вдалося виявити	Пропуск об’єктів, наприклад непомічені бур’яни
mAP	Узагальнену якість детекції за всіма класами	Низька загальна якість, потреба в уточненні даних чи моделі
FPS	Кількість кадрів, оброблених за секунду	Неможливість обробки відео в режимі, близькому до реального часу

Точність характеризує частку правильних виявлень серед усіх об’єктів, визначених моделлю, а повнота показує, яку частку наявних об’єктів вдалося виявити. Метрика mAP використовується для комплексного оцінювання якості детекції, а показник FPS визначає кількість кадрів, які система здатна обробити за секунду. Порівняння цих показників дасть змогу визначити переваги й обмеження обраних моделей та обґрунтувати вибір оптимального варіанта для практичного використання.

Крім того, необхідно перевірити роботу графічного інтерфейсу, коректність завантаження відеофайлів, відображення результатів і стабільність обробки відеопотоку. Під час практичного впровадження слід також враховувати вимоги до захисту відеоданих, контролю доступу та безпечного зберігання результатів аналізу.

Ми розглянули основні етапи розробки системи розпізнавання об’єктів у відеопотоці з безпілотних літальних апаратів. Запропонована методика передбачає використання згорткових нейронних мереж, підготовку спеціалізованого набору даних, реалізацію обробки відеопотоку та

візуалізацію результатів розпізнавання. Подальше навчання й тестування моделей дадуть змогу оцінити якість роботи системи та визначити можливості її практичного застосування.

Загалом розроблення такої програмної системи є перспективним напрямом автоматизації моніторингу сільськогосподарських угідь. Її практичне використання може спростити аналіз відеоданих, прискорити виявлення заданих об’єктів і створити основу для подальшого розвитку інтелектуальних систем моніторингу територій.

Список використаних джерел

1. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: unified, real-time object detection. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2016. P. 779–788. DOI: https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91.

2. Liu W. et al. SSD: single shot multibox detector. Computer Vision – ECCV 2016. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 9905. Cham : Springer, 2016. P. 21–37. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2.

3. Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks. Advances in Neural Information Processing Systems. 2015. Vol. 28. P. 91–99.

4. Kamilaris A., Prenafeta-Boldú F. X. Deep learning in agriculture: a survey. Computers and Electronics in Agriculture. 2018. Vol. 147. P. 70–90. DOI: https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.02.016.

5. Zhu P., Wen L., Du D., Bian X., Fan H., Hu Q., Ling H. Detection and tracking meet drones challenge. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2022. Vol. 44, No. 11. P. 7380–7399. DOI: https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3119563.

УДК 519.21:004.032.26

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ОЦІНКИ ТА ПІДТРИМКИ ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ СТІЙКОСТІ ЗЕРНОВИХ СХОВИЩ В СУЧАСНИХ УМОВАХ

[1]Віктор Передерій, [2]Євген Борчик

[1]Національний університет кораблебудування ім. адм. Макарова

[2]Миколаївський національний аграрний університет

Миколаїв, Україна

Зернові сховища насьогодні дедалі частіше відносять до об'єктів критичної інфраструктури, тому побудова зрілої системи функціональної стійкості - це питання не лише збереження прибутків бізнесу, а й стабільності всього продовольчого сектору держави.

В період воєнного стану кібер та інформаційна безпека зернових хранилищ (елеваторів) перетворилася з суто корпоративного IT-питання на стратегічний елемент національної та глобальної продовольчої безпеки. Оскільки агросектор є критично важливою галуззю економіки України, сучасні зерносховища стали об'єктами підвищеного інтересу для кібератак і технічного шпигунства з боку ворога [1].

Вимоги до кібер та інформаційної безпеки зернових сховищ (елеваторів) регулюються міжнародним стандартом IEC 62443 (безпека промислової автоматизації), в Україні регулюються законодавством про критичну інфраструктуру (аграрний сектор та продовольство), зокрема Постановою КМУ № 518 (в оновленій редакції № 1470). Оскільки сучасні агропідприємства критично залежать від автоматизованих систем керування технологічними процесами (АСУ ТП/SCADA), систем обліку зерна та логістичних баз даних. В умовах війни ці системи стають пріоритетними цілями для російських хакерів, які намагаються дезорганізувати експорт та знищити інфраструктуру.

Основними загрозами та векторами атак на зернові сховища є:

· програми-вимагачі (Ransomware) - шифрування баз даних обліку або серверів керування елеватором;