

РОГАЦЬКИЙ ІГОР

Львівський національний університет імені Івана Франка

<https://orcid.org/0009-0003-2803-8609>e-mail: igor.rohatskyi@lnu.edu.ua**ЛЯШКЕВИЧ ВАСИЛЬ**

Львівський національний університет імені Івана Франка

<https://orcid.org/0000-0003-2810-6061>e-mail: vasyl.lyashkevych@lnu.edu.ua**ШУВАР РОМАН**

Львівський національний університет імені Івана Франка

<https://orcid.org/0000-0001-6768-4695>e-mail: roman.shuvar@lnu.edu.ua

УЗАГАЛЬНЕНІ ПРОБЛЕМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ В ЗАДАЧАХ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ РОЯМИ АВТОНОМНИХ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

В роботі наведено результати комплексних досліджень щодо проблем комп'ютерного зору (КЗ) на які слід звернути увагу при моделюванні та проектуванні систем прийняття рішень як для безпілотних літальних апаратів (БПЛА), автономних БПЛА (АБПЛА) так і для їх роїв. Увага була зосереджена на таких аспектах як обмеження обчислювальних ресурсів, нестабільне середовище, синхронізація БПЛА, обмін візуальними даними, варіативність масштабу, орієнтація об'єктів, адаптивність до зміни задач у реальному часі, обмежене поле зору та ін. Серед проаналізованих існуючих рішень зроблено висновки про переваги систем, що проектувалися для вирішення задач пілотування БПЛА й прийняття рішень роями АБПЛА, а також і їх недоліки, які потрібно врахувати при побудові нових рішень. За результатами досліджень, формалізовано ряд проблем КЗ, що не мають повного розв'язку, а саме таких як втрата точності моделями КЗ при зміні середовища, злиття локальних карт БПЛА, робота в умовах "сліпих зон", моніторинг об'єктів навколо, координація моделей КЗ у процесі самонавчання рою БПЛА, видобування знань засобами КЗ та оцінка невизначеності моделей у нових умовах, коли модель не знає, що вона не знає. На основі аналізу розглянутих проблем сформовано вимоги до побудови систем прийняття рішень для роїв АБПЛА та запропоновано напрямки для наступних досліджень, зокрема, у напрямках розподіленого КЗ, навчання роїв БПЛА, мульти-агентних систем із стерео зором та донавчання в реальних умовах.

Ключові слова: комп'ютерний зір, прийняття рішень, рої БПЛА, автономні БПЛА, безпілотні літальні апарати.

ROHATSKYI IGOR**LYASHKEVYCH VASYL****ROMAN SHUVAR**

Ivan Franko National University of Lviv

GENERALISED PROBLEMS OF COMPUTER VISION IN THE DECISION-MAKING TASKS BY AUTONOMOUS UNMANNED AERIAL VEHICLE SWARMS

Computer Vision (CV) is one of the key technologies in the modern unmanned aerial vehicles (UAVs) industry because it allows us to get insights from the camera, recognizing different objects and so on. Although this is not a new technology, it is rapidly growing bringing up new abilities and features from implementation. Sometimes it is hard to implement new features due to different academic or industrial problems related to CV. Thus, the paper presents the results of comprehensive research on CV problems that should be considered when modelling and designing decision-making systems for both autonomous UAVs and their swarms. Attention was focused on aspects such as computational resource limitations, unstable environments, inter-UAV synchronisation, visual data exchange, scale variability, object orientation, adaptability to real-time task changes, limited field of view, etc. Among the analysed existing solutions, conclusions were drawn about the advantages of systems designed to solve the tasks of piloting UAVs and making decisions by autonomous UAV swarms, as well as their disadvantages, which must be taken into account when building new solutions. According to the research results, several problems of CV have been formalised that do not have a complete solution, namely, loss of accuracy of CG models when the environment changes, merging of local UAV maps, operation in conditions of "blind zones", monitoring of surrounding objects, coordination of CG models in the process of self-learning by a swarm of UAVs, obtaining knowledge using KM and assessing the uncertainty of models in new conditions when the model does not know what it does not know. Based on the analysis of the problems considered, requirements for building system solutions for autonomous UAV swarms were formed and directions for further research were proposed, in particular, in the areas of distributed computing, training UAV swarms, multi-agent systems with stereo vision, and retraining in real conditions.

Keywords: computer vision, decision-making, drone swarms, autonomous drones, unmanned aerial vehicles.

Стаття надійшла до редакції / Received 01.07.2025

Прийнята до друку / Accepted 15.08.2025

Постановка проблеми у загальному вигляді

та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Сучасні АБПЛА потребують передових технологій КЗ, які забезпечують їм можливість не тільки оцінювати ситуацію, але й орієнтуватися в просторі та ін. Не дивлячись на те, що технології КЗ

суттєво покращилися за останні десятиліття, все ж таки є ще ряд проблем та обмежень при їх застосуванні в АБПЛА чи їх роях. Проблеми, які пов'язані із розпізнаванням об'єктів, розв'язані навіть більше ніж частково, а ось проблеми, які пов'язані із колективним злиттям візуальної інформації, невизначеності в нових умовах та донавчання, ще не мають поняття чіткого розв'язку. Серед таких причин є і обмежена здатність розуміти, що відбувається навколо БПЛА тому, що таке становище вимагає належної обробки візуальних даних для легкої навігації та уникнення перешкод, що в свою чергу вимагає багато ресурсів та навчених моделей. Деякі проблеми можна вирішити, керуючи окремими БПЛА та їх роїв, оскільки вони можуть передавати інформацію, необхідну для прийняття рішення між собою, але в умовах радіоелектронних перешкод чи інших таке рішення буде неефективним.

Ще одним викликом для КЗ є непередбачуваність мінливого середовища, в якому працює рій БПЛА. Наприклад, у військових або пошуково-рятувальних місіях об'єкти можуть швидко переміщатися, можуть виникати нові загрози або змінюватися погодні умови. За таких умов звичайні моделі КЗ демонструють обмежену адаптивність. Це пояснюється тим, що більшість моделей навчаються в автономному режимі за допомогою статичних наборів даних і не враховують реальну динаміку.

Також важливо зазначити, що БПЛА повинні вміти обмінюватися контекстом з іншими БПЛА, але, на сьогодні, координація між БПЛА на рівні КЗ ще не має стандартизованих рішень. Такі протоколи, розподіленого навчання та моделей, здатних працювати у роях АБПЛА, могли б зняти обмеження щодо використання розподіленого КЗ в реальних умовах. Усе це свідчить про необхідність подальших досліджень у напрямках гібридного підходу на основі КЗ, навчання з підкріпленням, онтологічного бачення, інтелектуального моніторингу і генеративних моделей для узагальнення та адаптації до нових ситуацій.

Аналіз досліджень та публікацій

За останні два десятиліття глибоке навчання (ГН) набрало стрімкого розвитку у сфері КЗ, що стало запорукою постійного зростання можливостей КЗ. Відсутність конкретних методологій для практичного застосування штучного інтелекту (ШІ) в КЗ закликала до множинних досліджень у цій галузі. Зокрема, автори у [1] визначили необхідність інтеграції технічних, правових та етичних аспектів у нову дисципліну для емпіричного вивчення поведінки машин.

У статті [2] проаналізовано сучасні тенденції розвитку КЗ як ключової технології ШІ та систематизовано фактори, що впливають на продуктивність КЗ в автономних платформах. Зокрема, автори дослідили застосування КЗ в медицині, промисловості, безпеці та автономному транспорті, наголошуючи на ролі саме ГН в покращенні алгоритмів розпізнавання образів. Також обговорюються проблеми і недоліки, пов'язані з точністю, етичними міркуваннями та обробкою великих обсягів даних, де автори підкреслили важливість міждисциплінарного підходу та подальших досліджень щодо інтеграції КЗ в різні сфери діяльності людини та побудови адаптивних систем КЗ із самонавчанням.

Рої БПЛА, зі сторони можливостей, привертають значну увагу при вирішенні таких завдань, як спостереження, пошук і порятунок та моніторинг навколишнього середовища завдяки їх масштабованості, резервуванню та здатності працювати автономно [1]. Однак ці системи повинні покладатися на місцеве сприйняття та прийняття рішень за умов відсутності зв'язку з центральним оператором чи інших перешкод, які не дозволяють прийняти рішення. Саме моделі КЗ відіграють ключову роль, дозволяючи окремим БПЛА інтерпретувати навколишнє середовище та координувати дії з агентами поблизу [3]. Автори проаналізували застосування КЗ в дистанційно керованих літаках й дійшли висновку щодо підвищення безпеки польоту за рахунок виявлення та уникнення перешкод на основі використання візуальних даних під час польоту. Проте, ефективність рішення залишається обмеженою в умовах складного середовища та поганій видимості, що є насправді дуже складними перешкодами до побудови ефективного рішення. У роботі [4], також на основі візуальних даних, запропоновано системи виявлення та уникнення перешкод вирішуючи проблему безпеки польоту АБПЛА за допомогою КЗ. Також були розглянуті питання хибних спрацювань та високого енергоспоживання сенсорних систем.

Інтеграція моделей КЗ, розроблених на основі ГН, в кожен БПЛА створює виклики, пов'язані з обчислювальними обмеженнями, мінливістю навколишнього середовища, координацією між БПЛА та ін. Однак БПЛА мають обмежені ресурси через вагові та енергетичні обмеження, що ускладнює реалізацію складних моделей на борту. Формалізувати ці виклики та запропонувати рішення на основі моделей самонавчання, колективного прийняття рішень та мультимодальних систем сприйняття були основними цілями в роботах [4-5]. Зокрема, в роботі [5] запропоновано реалізацію системи автономного польоту з використанням стереозору, що дало можливість продемонструвати можливості автономної навігації без GPS. Проте, на той час, таке рішення вимагало багато обчислювальних ресурсів та енергоспоживання, що на сьогодні уже не є таким критичним фактором з погляду на розвиток технологій.

Окрім ресурсів, необхідних для забезпечення роботи моделей ГН, також є проблеми в розробці таких моделей. У роботі [6] розглянута одна із таких проблем як зшивання зображень, де проведено аналіз існуючих методів зшивання зображень та їх застосування в роях БПЛА. Така технологія є цікавою для

застосування у системах управління роєм БПЛА при формуванні стереозору та інших задач розподіленого КЗ, але, на жаль, поки можна констатувати про відсутність практичної реалізації та результатів тестування таких підходів.

Методи управління БПЛА із застосуванням КЗ уже стали традиційними питаннями для дослідження тому, що різноманітність рішень КЗ ще не гарантує їх ефективне застосування, а розвиток технологій КЗ продовжує дуже інтенсивно розвивається. Для цього є багато факторів серед яких домінування технологій ШІ, результати тестування моделей КЗ в реальних умовах та ін. Всі ці обставини заставляють постійно аналізувати технології КЗ з метою вибору найбільш оптимальних рішень.

Так у роботі [7] проаналізовано сучасні методи та підходи до керування БПЛА із застосуванням КЗ, що дозволяє уникати перешкоди, використовуючи дані зображень як основне джерело інформації. Проведено порівняння різних методів управління на основі візуальних даних та визначена перевага і недоліки кожного підходу, але поки також відсутні практичні експерименти для підтвердження теоретичних висновків. Проте у [8], на основі систематизації досліджень у галузі КЗ для АБПЛА, зазначено, що спостерігається деякий компроміс між швидкістю та точністю.

Додатково у роботі [8] відзначено ефективність вирішення проблем адаптації до середовища за допомогою методів аугментації, які забезпечують розширити вибірку даних та збільшити дата сети за рахунок методів генерації синтетичних та методів спотворення реальних даних.

У роботі [9] також проведено огляд алгоритмів КЗ для БПЛА та проведено класифікацію й аналіз існуючих методів виявлення об'єктів, навігації та уникнення перешкод. У роботі [10] наведені результати аналізу невідомих середовищ за допомогою БПЛА та запропоновано використання алгоритмів VSLAM та візуальної одометрії для побудови карти середовища й адаптивність до зміни середовища. Розглянуті рішення покращили здатність БПЛА орієнтуватися в нових умовах проте з обмеженням аналізом текстур й освітленості.

Нестабільність середовища, варіативність масштабу, орієнтація об'єктів, обмеженість зору та адаптивність також розглядалися в роботах [7, 11-12]. Особливо, це стає критичним в умовах сильної урбанізації чи непрохідних природних ландшафтах [13]. Проте, автори в роботі [11] розглядали скоріше питання надійної ідентифікації та відстеження БПЛА. Запропоноване рішення дозволить досягти підвищення точності відстеження в реальному часі застосовуючи стереокамери та фільтри Калмана для відстеження проте це рішення не було достатньо ефективним в умовах великої кількості БПЛА у рої. В роботі [12] занотована відсутність уніфікованих стандартів для обміну даними між БПЛА для ефективної організації роїв БПЛА.

У реальних складних умовах часто виникають помилки в моделях КЗ через які об'єкти розпізнаються неправильно або зовсім не виявляються. Такі ситуації є дуже неприємні з точки зору прийняття рішення, адже суперечливі дані не дають змогу прийняти рішення, що загрожує безпеці польоту взагалі. В роботах [14-15] при розгляді проблем локалізації та наведення БПЛА звернуто увагу на ряд помилок, які виникають при роботі КЗ у реальних умовах. У [14] визначено ключові виклики та потенційні рішення для локалізації та прогнозування майбутніх напрямків, а в [15] проаналізовані можливості КЗ в умовах радіоелектронної протидії, нестабільність моделей у нових умовах, залежність від якості камер та каналів зв'язку, які дозволяють використовувати АБПЛА в реальному бойовому застосуванні.

У роботі [16] також розглядалися питання використання відносної локалізації для керування роєм БПЛА. Автори застосували активне візуальне спостереження для визначення відносного положення БПЛА чим підвищили стабільність та гнучкість рою БПЛА, але, це не дозволило обійти обмеження в умовах поганої видимості із-за залежності від якості візуальних даних.

У роботі [17] було запропоновано алгоритм виявлення та відстеження БПЛА без використання маркерів або зв'язку за рахунок флокінгу БПЛА на основі КЗ в зовнішніх умовах. У таких випадках слід враховувати фізичні обмеження й компенсувати їх за рахунок моделей КЗ. Схожі виклики в управлінні роєм БПЛА розглядалися в [18], де автори проаналізували прямі та непрямі методи управління із врахуванням людських факторів й визначили ключові аспекти для ефективного управління роєм.

Брак інструментів для інтерпретації архітектури моделей у процесі проектування систем зменшує прозорість і безпеку їх використання, зокрема помилки при калібруванні, GPS-нестабільність або затримки при обміні інформацією призводять до викривлення колективної мапи. У роботі [19] запропоновано рішення щодо використання алгоритмів рою для координації та виявлення цілей. Вирішуючи проблему адаптації інтелекту рою до платформUCAV, автори досягли зменшення втрат зв'язку та покращення координації проте звертають увагу про необхідність подальших досліджень для забезпечення надійності в бойових умовах.

Алгоритми КЗ забезпечують нам відомості про середовище, в якому перебуває БПЛА, тому правильно обрані алгоритми для вирішення поставлених задач будуть ефективно застосовані в процесі прийняття рішень. У роботі [20] проведено огляд алгоритмів комп'ютерного зору для виявлення небезпечних об'єктів за допомогою БПЛА. Наведена класифікація та аналіз існуючих алгоритмів

виявлення об'єктів дозволяють нам зорієнтуватися у ефективності застосування деяких методів у задачах виявлення потенційних загроз.

Формулювання цілей статті

Метою роботи є: аналіз існуючих рішень і моделей, що застосовуються у сучасних підходах до КЗ в АБПЛА та визначення відкритих актуальних проблем, які ще не мають ефективного розв'язання. Серед таких проблем слід розглянути методи і моделі розподіленого КЗ, колективне узгодження візуального сприйняття у рої, розподілене самонавчання, обробка невизначеностей, приведення моделей до нових умов використання та ін. На основі проведеного аналізу сформулювати бачення проблем КЗ та відшукати потенційні напрямки для подальших досліджень, тому цілі статті можна сформулювати наступним чином:

- оцінити існуючі рішення та моделі, які використовуються в сучасних підходах до КЗ, включаючи моделі на основі ГН, локалізації та SLAM, флокування на основі КЗ, виявлення загроз та ін.;
- провести системний аналіз сучасних проблем КЗ в АБПЛА, ідентифікувати та класифікувати ключові технічні й концептуальні проблеми використання КЗ у роях БПЛА;
- формалізувати рекомендації та принципи для розробки адаптивних та стійких роїв АБПЛА, здатних працювати в умовах обмеженого зв'язку, радіоелектронної боротьби, змін навколишнього середовища та браку апаратних ресурсів;
- сформулювати підхід до побудови архітектури інтелектуального модуля КЗ для рою АБПЛА, який включає гібридні методи навчання, використання генеративних моделей і контекстно-залежне прийняття рішень на основі локальної та колективної інформації.

Виклад основного матеріалу

У реальних умовах дуже складно зорієнтуватися не тільки АБПЛА, а й людині, за умови, що вона керує БПЛА віддалено. Зазвичай, ці проблеми пов'язані із обмеженістю поля зору камер, що призводить до зон, де система "не бачить", кліматичними умовами та масштабуванням, оскільки об'єкти виглядають по-різному з різних висот, кутів або під час руху БПЛА. Це ускладнює класифікацію і сегментацію образів навіть для сучасних моделей ГН. Для вирішення кожної із наведених проблем можна використати ряд уже існуючих рішень, але не завжди всі проблеми потрібно усувати при розробленні конкретного типу БПЛА, що залежить від цілей його використання. У деяких випадках для БПЛА було б зручно мати більш точніші моделі КЗ, а в деяких випадках це не дуже впливає на досягнення цілі. Важливим є мати збалансоване рішення, коли вартість використаних ресурсів не перевищує потенційних очікувань. Говорячи про пошук компромісу між ресурсами та функціями БПЛА, вирішуючи задачу оптимізації, треба визначити зв'язок проблем КЗ в БПЛА чи рою БПЛА та технологіями КЗ, які дозволяють їх вирішувати. На основі проведеного наукового аналізу, на високому рівні, узагальнено проблеми КЗ у задачах керування БПЛА та їх роєм:

- Обмежені обчислювальні ресурси на борту. БПЛА, особливо легкі, мають обмежені обчислювальні та енергетичні ресурси, що ускладнює виконання глибоких моделей комп'ютерного зору в реальному часі [1-7]. Навіть із використанням спрощених архітектур (Tiny-YOLO, MobileNet) спостерігається компроміс між швидкістю та точністю [8].
- Нестабільність середовища (освітлення, погода, шум). КЗ сильно залежить від зовнішніх умов: погане освітлення, дощ, туман, задимленість можуть спричинити суттєве падіння якості виявлення [2, 7, 9, 11, 16]. Методи аугментації даних не повністю розв'язують проблему адаптації моделей [8].
- Варіативність масштабу та орієнтації об'єктів. Об'єкти виглядають по-різному з різних висот, кутів або під час руху БПЛА. Це ускладнює класифікацію і сегментацію навіть для сучасних CNN-моделей [3, 8, 11, 16].
- Хибні позитивні/негативні спрацювання. У складних умовах часто виникають помилкові виявлення: об'єкти розпізнаються неправильно або зовсім не виявляються, що загрожує безпеці польоту [4, 14-15].
- Обмежене поле зору та наявність "сліпих зон". Камери мають обмежене поле зору (FOV - field of view), що призводить до зон, де система "не бачить" [7, 9, 11]. Це критично в урбанізованих регіонах та в умовах тісноти і непроходимості, зокрема парках, лісах [13].
- Адаптивність до зміни задач у реальному часі. Зміна ролі БПЛА в рої потребує гнучкості в задачах розпізнавання. Проте більшість моделей не здатні змінювати поведінку без донавчання [1, 7, 16].
- Складність синхронізації та обміну візуальними даними між БПЛА. Ефективне злиття зображень з різних БПЛА вимагає часової та просторової синхронізації. Помилки при калібруванні, GPS-нестабільність або затримки в обміні призводять до викривлення колективної мапи [6, 10, 17-19].
- Високе енергоспоживання сенсорних систем. Лідари, тепловізори, багатоспектральні камери - хоча й корисні для підвищення точності - значно скорочують автономність польоту [4, 8, 20].
- Відсутність уніфікованих стандартів. Нестача відкритих інтерфейсів, протоколів та API для взаємодії КЗ-модулів у роях БПЛА ускладнює міжсистемну інтеграцію [2], [18], [20].
- Складність вибору та пояснення архітектури нейромережі. Брак інструментів для інтерпретації архітектури моделей у процесі проектування систем зменшує прозорість і безпеку використання [12], [20].

- Недостатня підтримка генеративних методів. Використання генеративних моделей для створення середовищ, реконструкції втрачених фрагментів зображення та симуляції поки що обмежене [6, 13].

- Визначення нечітких просторових відношень між об'єктами. КЗ погано вирішує задачі, де важливе не тільки розпізнавання об'єкта, але і його взаємне розташування в просторі (topological fuzziness) [12].

- Недостатнє використання моделей навчання з підкріпленням (RL) для адаптивного керування. Хоча RL успішно використовується в задачах автономного контролю та керування [13] проте його інтеграція з КЗ ще не є такою, що вирішує проблему [1, 7].

Наведена класифікація не є точною, але такою, що дозволяє нам ідентифікувати найбільш важливі проблемні напрямки КЗ для застосування їх в БПЛА з точки зору підтримки прийняття рішення. Частина з наведених проблемних напрямків КЗ мають повний розв'язок на основі уже визначених моделей та методів. Це дає нам можливість вирішувати задачі процесу прийняття рішень в АБПЛА, як мінімум частково. Труднощі процесу прийняття рішення в АБПЛА виникають тоді, коли ми використовуємо гібридні технології або технології КЗ без повного розв'язку – в таблиці 1. Без повного розв'язку дуже важко оцінити можливий вплив різних методів на загальний результат системи прийняття рішень.

Таблиця 1

Напрями досліджень та проблематика КЗ без повного розв'язку

№	Напрямок дослідження	Проблема	Приклад	Стан
1	Повноцінна узагальнення передача знань моделями на нові умови середовища	Не існує стабільного механізму, який дозволяє моделям КЗ переносити знання з тренувального середовища на реальні/нові ситуації без падіння продуктивності	Навіть найсучасніші моделі (YOLOv8, SAM, DINO, SegFormer) суттєво втрачають точність при зміні середовища (освітлення, фон, кут огляду та ін.)	Частково вирішується через адаптацію домену (domain adoption) чи самоконтрольоване навчання (self-supervised learning), але у вибраних випадках
2	Колективне злиття візуальної інформації без центрального вузла	Відсутні ефективні і масштабовані алгоритми розподіленого CV-SLAM, які працюють в умовах часткових втрат зв'язку та асинхронності	Система, де кожен БПЛА формує локальну карту і автономно зливає її з мапами інших БПЛА без глобального сервера	SLAM у рої БПЛА - активна область досліджень, але на практиці реалізується з централізованим контролем
3	Робота в умовах "сліпих зон" і обмеженого поля зору	Немає узгоджених способів обміну контекстом між БПЛА, щоб компенсувати локальні обмеження огляду	Один БПЛА не може бачити все, тому пропускає об'єкти, що рухаються поза камерою	Частково вирішується мультисенсорною обробкою + V2V-комунікацією
4	Виявлення та інтерпретація динамічних загроз у режимі реального часу	Системи КЗ поки що погано справляються із завданням прогнозування руху у непередбачуваних середовищах	Потрібно не просто бачити об'єкт, а оцінити його траєкторію, швидкість і безпеку	Робота в реальному часі з такими потоками ще не вирішена ефективно в малопотужних системах
5	Координація моделей КЗ із самонавчанням у рої	Відсутній механізм онлайн-узгодження локальних моделей КЗ між агентами. Внаслідок цього - когнітивний розрив у рої (heterogeneous perception)	БПЛА з різними версіями моделей або різними траєкторіями навчання мають різне сприйняття	Не розв'язано навіть концептуально, тому що вимагає створення мета-моделей або онтологій зору
6	Обґрунтованість і довіра до рішень в системах КЗ	Моделі типу трансформер або CNN не надають інтерпретованих результатів, тому моделі КЗ в реальному часі є ще дуже обмеженими	У військових і критичних сценаріях потрібно знати, чому модель виявила саме цей об'єкт або чому проігнорувала безпеку	Проблема у прийнятті рішення, що відноситься до пояснювальних моделей КЗ

Продовження таблиці 1

7	Безперервне донавчання моделей при застосуванні, “на борту”	Сучасні легкі архітектури нейромереж не підтримують безперервне навчання без втрати попередніх знань	Коли БПЛА стикається з новими об’єктами, то його потрібно донавчити, але зараз зробити це без повного перенавчання і катастрофічного забування майже неможливо	Активна область досліджень проте практичних реалізацій майже немає
8	Оцінка невизначеності моделей у нових умовах середовища	Стандартні моделі КЗ не дають інформацію про рівень впевненості в рішенні, особливо у складних умовах (фронт, катастрофа, дим)	Модель повинна знати, що вона чогось не знає (epistemic uncertainty)	Проблема невизначеності - активне поле досліджень у байєсовському ГН, але дуже складна реалізація на борту БПЛА

На основі аналізу систематизованих даних в Таблиці 1, стає зрозумілим, що для покращення прийняття рішень в АБПЛА та їх роїв потрібно вирішувати кілька проблем одночасно, на що вказує багатокритеріальність в процесі прийняття рішення. Це означає те, що потрібно враховувати знання з декількох джерел одночасно для прийняття рішення. Під кожним джерелом знань, у простому випадку, можна розуміти модель КЗ.

Комбінуючи з властивостями використовуваних моделей КЗ можна забезпечити деяку гнучкість у процесі прийняття рішення в АБПЛА та їх роїв, адже, кожний метод КЗ робить свій внесок у рішення. Приклади найбільш застосовуваних моделей КЗ в АБПЛА – в таблиці 2.

Таблиця 2

Приклади застосування моделей КЗ

№	Метод КЗ	Застосування	Задачі, які виконує	Приклад моделей
1	Глибоке навчання (CNN, DNN)	Розпізнавання об’єктів	Класифікація, сегментація, реакція	YOLO v5/v8, ResNet, EfficientNet, MobileNet, ViT
2	VSLAM / візуальна одометрія	Орієнтація в середовищі	Побудова карти, навігація без GPS	ORB-SLAM2, DSO, RTAB-Map
3	Стереозір / глибинна візія	Вимірювання глибини	Просторова орієнтація, уникнення перешкод	StereoBM, StereoSGBM, SGM
4	Алгоритми флокінгу на основі КЗ	Координація рою	Формація, автономна поведінка	Optical flow + clustering, DeepSwarmNet
5	Виявлення та відстеження	Визначення позиції об’єктів	Надійне відстеження в русі	Deep SORT, Kalman Filter, ByteTrack
6	GAN / синтетичне аугментування	Розширення датасетів	Генералізація, доповнення тренувальних вибірок	StyleGAN, CycleGAN, Pix2Pix
7	Самонавчання, RL	Адаптація до змін	Прийняття рішень у динаміці	DQN, PPO, A3C, AlphaZero-CV hybrid
8	Зшивання зображень	Об’єднання полів зору	Створення цілісної мапи	OpenCV Stitcher, SURF/SIFT + RANSAC
9	Мультимодальні системи КЗ	Обробка сенсорних даних	Робота в темряві, диму	FuseNet, MV3D, BEVFormer
10	Просторовий аналіз (fuzzy CV, topological)	Визначення відношень у просторі	Контекст, topological fuzziness	SGG, DeepRel, GAT
11	Виявлення небезпечних об’єктів	Ідентифікація загроз	Міни, техніка, вогневі точки	YOLO v8-Det, Faster R-CNN, DETR
12	Segment Anything Model (SAM)	Масштабна сегментація об’єктів	Виділення об’єктів будь-якого типу	SAM (Meta AI), FastSAM
13	DETR / Deformable DETR	Об’єктна детекція з attention	Обробка складних сцен, масштабів	DETR, D-DETR, OWL-ViT
14	Сприйняття на основі BEV	Вид зверху, інтеграція КЗ	Ситуаційна обізнаність, злиття багатьох візій	BEVFormer, BEVFusion
15	Семантичний граф сцени	Контекстне сприйняття сцени	Побудова семантичної топології сцени	SGG-Net, VCTree, GAT+RelNet
16	КЗ на основі трансформерів	Потужне виявлення ключових елементів	Масштабне розпізнавання zero-shot сегментація	ViT, DINOv2, SEEM, MaskDINO

Проаналізувавши Таблицю 1, яка узагальнює напрями з невирішеними аспектами КЗ, і Таблицю 2, яка охоплює широкий спектр моделей і методів КЗ, можна зробити деякі висновки щодо обґрунтування необхідності вирішення наступних задач:

- Визначення критеріїв та формалізація класифікації проблем КЗ у ролях АБПЛА. Відсутність систематизованої класифікації проблем КЗ, із врахуванням типів задач КЗ та обмеження засобів КЗ, ускладнює задачу оптимізації системи прийняття рішення в ролях АБПЛА. Серед обмежень слід розглядати: ресурсність, гнучкість, масштабованість, інтегрованість (GAN - неінтерпретований), адаптивність (SAM - неадаптивний). Серед критеріїв можна розглянути: узагальнення, синхронізація, навчання, інтерпретованість, енергоспоживання та ін.

- Провести порівняльний аналіз моделей КЗ (YOLOv8, SAM, DINOv2, ViT, BEVFormer, SGG, DETR) на предмет здатності їх до узагальнення, між агентного злиття та оцінки невизначеності враховуючи запропоновані критерії. Очікується, що за результатами порівняльного аналізу, прийняті рішення в АБПЛА та їх ролях будуть ефективними, що в свою чергу збільшить шанси успішного виконання поставлених завдань.

- Розробити модель колективного агента КЗ з частковим баченням, який вміє синхронізувати контекст із іншими агентами. У таких спосіб можна пом'якшити когнітивну неузгодженість між агентами, забезпечити колективне злиття без центрального вузла і обходження "сліпих зон" за рахунок обміну контекстом, тому до агентів КЗ можуть ставитися наступні підзадачі:

- виконувати локальне прийняття рішень на основі часткової візуальної інформації;
- оцінювати власну невизначеність (Bayesian CV або ensemble-підходи);
- обмінюватися мета-даними (контекст, поле зору, ймовірність) з іншими агентами.

- Реалізувати механізм безперервного донавчання моделей на борту без катастрофічного забування, із використанням легких-архітектур КЗ (MobileNet, ViT-lite), тому що, більшість моделей КЗ не підтримують онлайн донавчання. Запропонована технологія донавчання повинна також розглядати і можливість донавчання моделей розподіленого КЗ.

- Запропонувати онтологію або мета-протокол КЗ для комунікації між дронами для узгодження просторових уявлень. Відсутність механізму узгодження моделей КЗ та недостатня інтерпретованість КЗ рішень можуть бути, на сьогодні, частково вирішені лише семантичними графами сцени (SSG - Semantic Scene Graph) і трансформерами (Transformers), які мають потенціал формалізувати контекст, але для повного вирішення потрібно розглянути також спільну онтологію та контекстний протокол розподіленого КЗ для ролю АБПЛА.

- Розробити систему симуляції та сценарії для моделювання дій ролю БПЛА у складних умовах (місто, ліс, туман), з подальшим тестуванням запропонованих методів. Тестування АБПЛА в реальних умовах ускладнене тим, що не завжди можна збалансувати рішення на симуляторах за рахунок достатньої кількості симульованих тестів в складному середовищі з елементами небезпеки та непередбачуваності. Більшість моделей тестуються лише на статичних датасетах, тому неповне покриття огляду й проблема з виявленням та інтерпретацією динамічних загроз чи перешкод.

- Оцінити ефективність системи за метриками: точність, обчислювальні витрати, рівень невизначеності, інтерпретованість, масштабованість та ін. Така метрика, як "невизначеність" - відсутня у класичних згорткових мережах, тому і оцінити рівень довіри до такої моделі КЗ важко. Для цього потрібно використати інші метрики як ось епістемічна невизначеність (epistemic uncertainty) та оцінка інтерпретованості (interpretability score), які покращують довіру до моделі КЗ в критичних умовах і підвищують тим самим ймовірність виконання завдань успішно.

Серед цілей, для вирішення вищезгаданих задач, можна вважати наступні:

- забезпечити:
 - керування при втраті зв'язку за допомогою децентралізованого управління;
 - самостійність в умовах ізоляції на основі локального прийняття рішення;
 - надійність прийняття рішення в критичних ситуаціях;
 - можливість прийняття рішень у критично невизначених ситуаціях на основі індикатора невизначеності;
 - узгоджене сприйняття простору в умовах обмежених каналів зв'язку за рахунок контекстної синхронізації;
 - процес прийняття рішень в довготривалому автономному режимі роботи за рахунок мінімізації енерговитрат КЗ;
 - безперервне донавчання моделей КЗ та розподіленого КЗ без забування в режимі реального часу використовуючи засоби RL;
 - підвищення когнітивної згоди при різних моделях агентів із використанням онтологічної спільності моделей КЗ;
 - реалістичне моделювання прийняття рішень у складних умовах на основі нових засобів для моделювання та симуляції;
- знизити рівень помилок за рахунок обміну контекстом у випадку часткового бачення як колективного рішення.

Запропоновані цілі дозволяють формалізувати рекомендації та принципи для розробки адаптивних та стійких роїв АБПЛА, здатних працювати в умовах обмеженого зв'язку, радіоелектронної боротьби, змін навколишнього середовища та браку апаратних ресурсів. Математична формалізація цілей буде проведена у наступних дослідженнях.

На основі проведених досліджень було встановлено основні вимоги щодо побудови інтелектуального модуля КЗ для рою АБПЛА. Серед таких вимог можна підкреслити гібридні методи навчання, використання генеративних моделей і контекстно-залежне прийняття рішень на основі локальної та колективної інформації. Наприклад, при розробленні архітектури моделей КЗ, слід використовувати MobileNetV3, EfficientNet-lite, ViT-small, що оптимізовані для отримання висновку (onboard inference) на борту БПЛА. При формуванні контексту слід використовувати SSG, топологічні карти, моделі на основі трансформерів, які орієнтовані на увагу (attention-guided features).

Процес навчання розподілених моделей КЗ є досить складним не говорячи вже про донавчання на борту. Для цього потрібно формалізувати поняття невизначеності, що забезпечує неперервність функції, яка описує процес прийняття рішення. На сьогодні, частково ці питання вирішуються завдяки інтеграції Bayesian CNN, MC-Dropout, Deep Ensembles для оцінки впевненості моделі, а з метою донавчання - реалізація постійного навчання: EWC (Elastic Weight Consolidation), буфери повтору (replay buffers), полегшені адаптери. Для забезпечення комунікації між агентами слід звернути увагу на впровадження легких-протоколів обміну мета-даними (FoV, confidence, attention-map).

Симуляція та тестування - дуже важливі етапи розробки, які дають можливість визначити відповідність рішення до заданих вимог. Саме тому, інтеграція в AirSim, Gazebo та PX4 SITL з інструментами генерації погодних, урбаністичних та інших сценаріїв є необхідною для оцінки ефективності рішення. Серед оціночних метрик слід розглянути затримку (latency), обсяг пам'яті (memory footprint), показник інтерпретованості (interpretability score) та епістемічну невизначеність (epistemic uncertainty).

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

Технології БПЛА та їх роїв застосовуються для різних цілей і успішно виконують завдання, особливо у військовій та аграрній сферах. В результаті наукового пошуку в галузі БПЛА знайдено багато рішень, методів та моделей КЗ, які вже показали високий рівень застосовності. На основі цих відомостей проаналізовано ряд проблем у сучасних підходах щодо побудови моделей КЗ та керування АБПЛА чи їх роїв та сформовано узагальнену класифікацію проблем КЗ, де виділено 8 ключових дослідницьких напрямів без повного вирішення.

Більшість із проблем КЗ мають багатокритеріальний характер, що потребує не лише оптимізації обчислювальних моделей, а й адаптивної архітектури, здатної працювати з неповною інформацією, в умовах невизначеності та динаміки. Серед основних проблем в управлінні роїв АБПЛА слід відмітити навчання та донавчання моделей розподіленого КЗ, обробку невизначеностей, тощо. Наявні технології КЗ, які застосовуються у засобах управління АБПЛА, поки що не задовольняють повний спектр вимог, необхідних для надійної, автономної, адаптивної та масштабованої роботи рою АБПЛА в складних умовах. До таких умов можна віднести зміну середовища, обмежений зв'язок, нестворені загрози, нестача ресурсів та ін. Саме тому, в роботі, обґрунтовано потребу в симуляційних середовищах, які дозволяють реалізовувати складні багатofакторні сценарії для попереднього тестування рішень.

Формалізація принципів, рекомендацій і підходів до побудови інтелектуальних моделей розподіленого КЗ та розробки адаптивних і стійких систем прийняття рішень в роях АБПЛА надає змогу сформувати множину цілей та задач, яких потрібно досягнути та виконати відповідно, для побудови ефективних роїв АБПЛА.

За результатами досліджень, можна підсумувати:

- Отримав подальший розвиток глибокий аналіз відсутніх технологічних ланок для реалізації комунікації на основі розподіленого КЗ в роях БПЛА у вітчизняній науковій літературі.
- Запропоновані цілі, рекомендації та принципи для розробки адаптивних та стійких роїв АБПЛА на основі розподілених моделей КЗ, здатних працювати в умовах обмеженого зв'язку, радіоелектронної боротьби, змін навколишнього середовища та браку апаратних ресурсів.

Отже, наступними кроками для досліджень слід вважати побудову адаптивної системи КЗ рою АБПЛА. Для цього слід виконати наступні задачі:

- формалізувати математично: поняття невизначеності в моделях КЗ, моделі колективного КЗ для АБПЛА, методи навчання та донавчання моделей розподіленого КЗ для рою БПЛА, критерії та багатокритеріальну класифікацію проблем КЗ;
- розробити структуровану модель оптимізації прийняття рішень у рої АБПЛА;
- побудувати онтологію як основу для узгодження моделей та контексту між агентами КЗ;
- розробити архітектуру локального агента КЗ з частковим баченням.

Література

1. Rahwan, I. Machine Behaviour / I. Rahwan, M. Cebrian, N. Obradovich // *Nature* 568. – 2019. – P. 477-486. – DOI: <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1138-y>.
2. Синеглазов, В. М. Прикладні системи штучного інтелекту: комп'ютерний зір: Стенограма доповіді на засіданні Президії НАН України 20 березня 2024 року // *Вісник національної академії наук України*. – 2024. – № 6. – С. 43-48. – DOI: <https://doi.org/10.15407/vsn2024.06.043>.
3. Martins, W. M. Computer vision in remotely piloted aircraft // *ICAR 2017*. – 2017. – P. 316-321. – DOI: <https://doi.org/10.1109/ICAR.2017.8023626>.
4. Kakaletsis, E. Computer Vision for Autonomous UAV Flight Safety // *ACM Computing Surveys*. – 2022. – 54 (9). – DOI: <https://doi.org/10.1145/3472288>.
5. Meier, L. PIXHAWK: A system for autonomous flight using onboard computer vision // *ICRA 2011*. 54(9). – 2011. 54(9). – P. 2992-2997. – DOI: <https://doi.org/10.1109/ICRA.2011.5980229>.
6. Rohatskiy I. Image stitching problems in drone swarm control systems / I. Rohatskiy, V. Lyashkevych // *Integration of Education, Science and Business in Modern Environment: Summer Debates, Dnipro, Ukraine, August 1-2, 2024*. – Dnipro. – 2024. – P. 29-31.
7. Нечипоренко В.А. Методи керування БПЛА із застосуванням комп'ютерного зору // *Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки*. – 2024. – № 35 (5). – С. 217-218. – DOI: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.5.1/32>.
8. Belmonte, L. M. Computer Vision in Autonomous UAVs-A Systematic Mapping Study / L. M. Belmonte, A. F. García, F. J. Rodríguez // *Applied Sciences*. – 2019. – V. 9. – N. 15. – DOI: <https://doi.org/10.3390/app9153196>.
9. Al-Kaff, A. Survey of computer vision algorithms for UAVs / A. Al-Kaff, F. García, D. Martín // *Expert Systems with Applications*. – 2018. – V. 92. – P. 447-463. – DOI: [10.1016/j.eswa.2017.09.033](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.09.033).
10. Zhang, T. Vision-Based UAV Systems to Understand Unknown Environments / T. Zhang, Z. Li, Y. Xu // *Sensors*. – 2020. – V. 20. – N. 11. – P. 3245. – DOI: <https://doi.org/10.3390/s20113245>.
11. Kumari, N. Towards Reliable Identification and Tracking of Drones / N. Kumari, R. Saha, D. Goel // *Journal of Intelligent & Robotic Systems*. – 2024. – V.110. – P. 84. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s10846-024-02115-1>.
12. Степашко В.С. Сучасні підходи до розв'язання задач комп'ютерного зору об'єктивного визначення просторових відношень [Електронний ресурс] / В.С. Степашко, С.М. Єфіменко // *УСМ*. – 2018. – № 6. – С. 49. – Режим доступу: <http://usim.org.ua/arch/2018/6/8.pdf>.
13. Mnih, V. Human-level control through deep reinforcement learning / V. Mnih, K. Kavukcuoglu, D. Silver // *Nature*. – 2015. – V. 518. – P. 529-533. – DOI: <https://doi.org/10.1038/nature14236>.
14. Khelifi, M. Swarm UAVs: Localization and Future Trends / M. Khelifi, I. Butun // *Journal of Sensors*. – V. 2022. – Article ID 8600674. – DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/8600674>.
15. Розумні дрони України: роль штучного інтелекту та машинного зору на фронті [Електронний ресурс] // *VGI-9*. – 2025. – Режим доступу: <https://vgi.com.ua/rozumni-drony-ukrayiny-rol-mashynnoho-zoru-i-shi-na-fronti/>.
16. Zhang, P. Agile Formation Control of Drone Flocking Enhanced with Active Vision-based Relative Localization [Electronic resource] / P. Zhang, G. Chen, Y. Li, W. Dong // *arXiv:2108.05505*. – 2021. – Access mode: <https://arxiv.org/abs/2108.05505>.
17. Schilling, F. Vision-based Drone Flocking in Outdoor Environments [Electronic resource] / F. Schilling, F. Schiano, D. Floreano // *arXiv:2012.01245*. – 2020. – Access mode: <https://arxiv.org/abs/2012.01245>.
18. Saffre, F. The Design Challenges of Drone Swarm Control / F. Saffre, H. Hildmann, H. Karvonen // *Lecture Notes in Computer Science (LNCS)*. – 2021. – V. 12767. – P. 408-426. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-77932-0_32.
19. Bakirci, M. Adapting Swarm Intelligence to UCAV Platforms, in *Studies in Big Data* / M. Bakirci, M. M. Ozer // *Springer*. – 2023. – V. 132. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-38325-0_18.
20. Лактіонов О.І. Огляд алгоритмів комп'ютерного зору для виявлення небезпечних об'єктів дронами / О.І. Лактіонов, Б.Р. Боряк, Н.М. Педченко, О.А. Двірна, О.В. Михайліченко // *Системи управління, навігації та зв'язку*. – 2023. – № 3 (73). – С. 120-122. – DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2023.3.120>.

References

1. Rahwan, I. Machine Behaviour / I. Rahwan, M. Cebrian, N. Obradovich // *Nature* 568. – 2019. – P. 477-486. – DOI: <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1138-y>.
2. Synyehlazov, V. M. Prykladni systemy shtuchnoho intelektu: komp'yuternyy zir: Stenohrama dopovidi na zasidanni Prezydiyi NAN Ukrainy 20 bereznya 2024 roku // *Visnyk natsional'noyi akademiyi nauk Ukrainy*. – 2024. – № 6. – С. 43-48. – DOI: <https://doi.org/10.15407/vsn2024.06.043>.
3. Martins, W. M. Computer vision in remotely piloted aircraft // *ICAR 2017*. – 2017. – P. 316-321. – DOI: <https://doi.org/10.1109/ICAR.2017.8023626>.
4. Kakaletsis, E. Computer Vision for Autonomous UAV Flight Safety // *ACM Computing Surveys*. – 2022. – 54 (9). – DOI: <https://doi.org/10.1145/3472288>.

<https://doi.org/10.1145/3472288>.

5. Meier, L. PIXHAWK: A system for autonomous flight using onboard computer vision // ICRA 2011. 54(9). – 2011. 54(9). – P. 2992-2997. – DOI: <https://doi.org/10.1109/ICRA.2011.5980229>.
6. Rohatskiy I. Image stitching problems in drone swarm control systems / I. Rohatskiy, V. Lyashkevych // Integration of Education, Science and Business in Modern Environment: Summer Debates, Dnipro, Ukraine, August 1-2, 2024. – Dnipro. – 2024. – P. 29-31.
7. Nechyporenko V.A. Metody keruvannya BPLA iz zastosuvannyam komp'yuternoho zoru // Vcheni zapysky TNU imeni V.I. Vernadskoho. Seriya: Tekhnichni nauky. – 2024. – № 35 (5). – С. 217-218. – DOI: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.5.1/32>.
8. Belmonte, L. M. Computer Vision in Autonomous UAVs-A Systematic Mapping Study / L. M. Belmonte, A. F. García, F. J. Rodríguez // Applied Sciences. – 2019. – V. 9. – N. 15. – DOI: <https://doi.org/10.3390/app9153196>.
9. Al-Kaff, A. Survey of computer vision algorithms for UAVs / A. Al-Kaff, F. García, D. Martín // Expert Systems with Applications. – 2018. – V. 92. – P. 447-463. – DOI: 10.1016/j.eswa.2017.09.033.
10. Zhang, T. Vision-Based UAV Systems to Understand Unknown Environments / T. Zhang, Z. Li, Y. Xu // Sensors. – 2020. – V. 20. – N. 11. – P. 3245. – DOI: <https://doi.org/10.3390/s20113245>.
11. Kumari, N. Towards Reliable Identification and Tracking of Drones / N. Kumari, R. Saha, D. Goel // Journal of Intelligent & Robotic Systems. – 2024. – V. 110. – P. 84. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s10846-024-02115-1>.
12. Stepashko V.S. Suchasni pidkhody do rozv'yazannya zadach komp'yuternoho zoru ob'yektyvnoho vyznachennya prostorovykh vidnoshen' [Elektronnyy resurs] / V.S. Stepashko, S.M. Yefimenko // USyM. – 2018. – № 6. – С. 49. – Rezhym dostupu: <http://usim.org.ua/arch/2018/6/8.pdf>.
13. Mnih, V. Human-level control through deep reinforcement learning / V. Mnih, K. Kavukcuoglu, D. Silver // Nature. – 2015. – V. 518. – P. 529-533. – DOI: <https://doi.org/10.1038/nature14236>.
14. Khelifi, M. Swarm UAVs: Localization and Future Trends / M. Khelifi, I. Butun // Journal of Sensors. – V. 2022. – Article ID 8600674. – DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/8600674>.
15. Rozumni drony Ukrayiny: rol' shtuchnoho intelektu ta mashynnoho zoru na fronti [Elektronnyy resurs] // VGI-9. – 2025. – Rezhym dostupu: <https://vgi.com.ua/rozumni-drony-ukrayiny-rol-mashynnoho-zoru-i-shi-na-fronti/>.
16. Zhang, P. Agile Formation Control of Drone Flocking Enhanced with Active Vision-based Relative Localization [Electronic resource] / P. Zhang, G. Chen, Y. Li, W. Dong // arXiv:2108.05505. – 2021. – Access mode: <https://arxiv.org/abs/2108.05505>.
17. Schilling, F. Vision-based Drone Flocking in Outdoor Environments [Electronic resource] / F. Schilling, F. Schiano, D. Floreano // arXiv:2012.01245. – 2020. – Access mode: <https://arxiv.org/abs/2012.01245>.
18. Saffre, F. The Design Challenges of Drone Swarm Control / F. Saffre, H. Hildmann, H. Karvonen // Lecture Notes in Computer Science (LNCS). – 2021. – V. 12767. – P. 408-426. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-77932-0_32.
19. Bakirci, M. Adapting Swarm Intelligence to UCAV Platforms, in Studies in Big Data / M. Bakirci, M. M. Ozer // Springer. – 2023. – V. 132. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-38325-0_18.
20. Laktionov O.I. Ohlyad alhorytmiv komp'yuternoho zoru dlya vyyavlennya nebezpechnykh ob'yektiv dronamy / O.I. Laktionov, B.R. Boryak, N.M. Pedchenko, O.A. Dvima, O.V. Mykhaylichenko // Systemy upravlinnya, navihatsiyi ta zv'yazku. – 2023. – № 3 (73). – С. 120-122. – DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2023.3.120>.