

<https://doi.org/10.15407/dopovidi2025.06.023>

УДК 004.8:681.518:629.7.052

**Н.Д. Панкратова**, <https://orcid.org/0000-0002-6372-5813>

**В.А. Панкратов**, <https://orcid.org/0000-0002-8264-5835>

**І.М. Голінко**, <https://orcid.org/0000-0002-7640-4760>

Навчально-науковий комплекс “Інститут прикладного системного аналізу”  
Національного технічного університету України “Київський політехнічний інститут  
імені Ігоря Сікорського” МОН України і НАН України,  
Київ, Україна

E-mail: natalidmp@gmail.com, pankratov.volodya@gmail.com, conis@ukr.net

## Стратегія застосування цифрового двійника за умов децентралізованого керування роєм безпілотних літальних апаратів

*Представлена академіком НАН України М.З. Згуровським*

*Запропоновано стратегію застосування цифрового двійника (ЦД) в задачах автономної навігації рою безпілотних літальних апаратів (БПЛА), керованих штучним інтелектом. В умовах відсутності стабільного зв'язку з наземним центром ефективно функціонування рою дронів можливе завдяки розподілу функцій ЦД наземної станції і AI-агентами бортового БПЛА. У структурі AI-платформи для автономного рою БПЛА модуль ЦД виконує асинхронну, але стратегічно важливу функцію. Його головна роль полягає в підготовці, аналізі й оновленні поведінкових стратегій у позамісійний час поза виконанням бойових завдань. Після завершення місії або в контрольних точках евакуації інформація передається до наземного ЦД. Це дає змогу провести глибинний аналіз, донавчання моделей та оновлення знань, що використовуються в подальших місіях. У польоті дрони функціонують повністю автономно, використовуючи лише локальні сенсори, когнітивне ядро та адаптивні алгоритми, а за наявності можливості обмінюються даними із наземною станцією. Інтерфейсний модуль БПЛА відповідає за буферизацію даних, доступ до останніх стратегій, часткове моделювання сценаріїв і асинхронне оновлення, коли це дозволяють умови. Його присутність у структурі забезпечує автономну взаємодію з наземним двійником та локальну підтримку без порушення децентралізованого принципу керування роєм. Метою даної роботи є розробка стратегії застосування ЦД за умов децентралізованого керування роєм БПЛА, де наземна інфраструктура виконує функції моделювання, навчання та аналізу, а бортові AI-агенти забезпечують локальну адаптацію, діагностику, вивчення середовища та когнітивне керування поведінкою дронів. Наведено практичний сценарій застосування ЦД у ройових системах БПЛА, що демонструє його роль як стратегічного ядра системи управління.*

**Ключові слова:** цифровий двійник, ройовий інтелект, автономна навігація, безпілотні літальні апарати (БПЛА), децентралізоване керування.

Ц и т у в а н н я: Панкратова Н.Д., Панкратов В.А., Голінко І.М. Стратегія застосування цифрового двійника за умов децентралізованого керування роєм безпілотних літальних апаратів. *Допов. Нац. акад. наук Укр.* 2025. № 6. С. 23—34. <https://doi.org/10.15407/dopovidi2025.06.023>

© Видавець ВД «Академперіодика» НАН України, 2025. Стаття опублікована за умовами відкритого доступу за ліцензією CC BY-NC-ND (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

**Вступ.** Концепцію цифрового двійника (ЦД) започатковано у працях професора Мічиганського університету М. Гривса, де визначальними є наявність фізичного об'єкта, його віртуальної копії та автоматизованого обміну даними між ними [1]. Етапи розвитку цієї концепції, її сфери застосування та перспективи впровадження систематизовано в [2]. ЦД розглядається як ключовий інструмент четвертої промислової революції, що дозволяє прискорювати виявлення фізичних проблем, формувати точні прогнози та створювати досконаліші продукти [3, 4].

У сучасних дослідженнях також застосовуються суміжні поняття, зокрема “цифрова модель” і “цифрова тінь”. Відмінність полягає в характері інформаційних потоків між фізичною системою та її цифровим представленням:

- цифрова модель — відсутні автоматизовані обміни даними;
- цифрова тінь — потік даних здійснюється лише від фізичної системи до цифрової копії;
- ЦД — наявний двосторонній обмін, що дозволяє враховувати вплив змін у цифровому середовищі на фізичний об'єкт.

Класичні підходи до створення ЦД, зокрема еталонна модель IIRA (Industrial Internet Reference Architecture) [5], розроблені насамперед для промислових і інфраструктурних систем. Проте зростаюча складність сучасних кіберфізичних систем розширює межі застосування цього інструменту, включаючи сферу автономних БПЛА.

Особлива увага приділяється ройовим системам БПЛА, які здатні забезпечувати підвищену стійкість, ефективність і швидкість виконання завдань у порівнянні з окремими дронами. Водночас інтеграція концепції ЦД у такі системи стикається з додатковими викликами: відсутність стабільного зв'язку з наземною інфраструктурою, потреба в когнітивній координації рою та необхідність функціонування у середовищі радіоелектронної боротьби (РЕБ). Це вимагає модифікації класичного визначення ЦД, передбачаючи можливість його роботи у режимах цифрової тіні або асинхронної взаємодії між наземним центром і бортовими агентами.

У роботі [6] подано комплексну оцінку методів і моделей планування руху рою, з урахуванням таких аспектів, як архітектура системи, управління та планування траєкторій, комунікація між агентами, моніторинг, відстеження й забезпечення безпеки. Дослідження також містить огляд концепції ройового інтелекту та окреслює низку ключових проблем і перспективних підходів. Висновки підтверджують, що ройовий інтелект є визначальним чинником у формуванні ефективних стратегій керування роями БПЛА, демонструючи високий потенціал адаптації до різних середовищ.

**Цифровий двійник в задачах автономного управління роєм БПЛА.** Метою даної статті є розробка стратегії застосування ЦД в умовах децентралізованого управління роєм БПЛА. У запропонованій архітектурі наземна інфраструктура виконує стратегічні функції моделювання, навчання та аналізу, тоді як бортові AI-агенти забезпечують локальну адаптацію, діагностику, реконструкцію середовища та когнітивне керування поведінкою дронів.

Ця робота продовжує дослідження, викладене у [7], де було представлено підхід до автономної навігації рою БПЛА на основі інтеграції двох ключових компонентів:

- наземного центру з застосуванням ЦД, відповідального за навчання, валідацію та стратегічне управління;
- бортової AI-платформи з когнітивними сервісами, що забезпечує локальну автономність.

Наземний центр функціонує як «стратегічний мозковий осередок», у якому здійснюється підготовка, перевірка та валідація нейронних мереж [7—9], які надалі застосовуються на борту дронів [10, 11]. Тут також розгортається інфраструктура для моделювання бойових місій у симуляційному середовищі з використанням ЦД БПЛА [5, 12], що дозволяє проводити тестування, максимально наближене до реальних умов, оцінювати можливі втрати та адаптувати архітектуру рою до динаміки зовнішнього середовища.

Бортова платформа БПЛА відповідає за реалізацію місії, сформованої наземним центром, і включає функціонал:

- автономної навігації;
- ухвалення рішень у реальному часі;
- уникнення перешкод і стабілізації польоту;
- координації з іншими агентами рою навіть за відсутності стійкого зв'язку з наземною інфраструктурою.

**Взаємодія між бортовою та наземною частинами.** Ця взаємодія є безперервним циклом адаптації, навчання та вдосконалення. У передмісійній фазі наземний центр проводить навчання моделей, моделює виконання завдань місії, компілює алгоритми функціонування БПЛА, створює бортові AI-агенти дронів та завантажує оновлені алгоритми на БПЛА. Під час виконання завдання дрони функціонують автономно, але за наявності зв'язку, передають телеметрію до центру, де здійснюється моніторинг та, за потреби, надсилаються коригування. Після завершення місії зібрані дані аналізуються, перевіряються на наявність аномалій, моделі уточнюються і запускається новий цикл навчання.

Когнітивна еволюція AI-платформи для автономного рою реалізується шляхом ітеративного навчання моделей за допомогою зворотного зв'язку після виконання місії. Моделі побудовані на основі поєднання методів навчання з підкріпленням, локального прийняття рішень при залученні поведінкових дерев та нейромережевого розпізнавання аномалій. Така архітектура забезпечує здатність системи до самонавчання та вдосконалення стратегій без втрати автономності. Особливістю AI-системи є вбудовані механізми пам'яті та логування, які дозволяють накопичувати знання від місії до місії, формуючи основу для когнітивної адаптації рою. Таким чином, система набуває здатності до когнітивної еволюції — вона вчиться на власному досвіді, підвищуючи ефективність і стійкість до динамічних викликів сучасного бойового простору.

Бортовий інтерфейсний модуль, інтегрований у кожен дрон, забезпечує автономне функціонування системи за умов часткової або повної втрати зв'язку з наземною інфраструктурою. Він реалізує локальну адаптацію до змін середовища, проводить внутрішню діагностику технічного стану систем, а також виконує реконструкцію оточення за допомогою бортових сенсорів та алгоритмів одометрії [13], або SLAM-алгоритмів (Simultaneous Localization and Mapping) [14—16]. Такий підхід дозволяє кожному агенту самостійно приймати рішення в реальному часі, забезпечуючи децентралізовану, гнучку й відмовостійку поведінку рою.

Асинхронна взаємодія між наземним ЦД і бортовим інтерфейсним модулем підкреслює ключову концепцію незалежності дрона в польоті. Зв'язок між рівнями не є постійним і може реалізовуватись лише у визначені моменти, коли це дозволяє зовнішнє середовище. Завдяки цьому можлива автономна навігація у агресивному середовищі, зокрема за умов дії засобів РЕБ. Водночас накопичена під час місії інформація буферизується та передається до наземного центру за наявності зв'язку для аналізу та донавчання моделей, що запускає на-

ступний цикл когнітивного вдосконалення. Отже, наземна і бортова компоненти працюють у синергії для забезпечення адаптивності, безпеки та еволюційної здатності ройових систем.

У структурі автономної AI-платформи рою безпілотників модуль ЦД виконує асинхронну, але стратегічно важливу функцію. Його головна роль — не в забезпеченні безперервного зв'язку під час місії, а в підготовці, аналізі й оновленні поведінкових стратегій у позамісійний час поза виконанням бойових завдань. Такий підхід узгоджується з вимогами автономної навігації за умов бойового застосування чи РЕБ, де зв'язок із наземним центром може бути відсутнім або недопустимим.

Перед стартом місії ЦД у наземному центрі дозволяє протестувати сценарії, адаптивні стратегії та поведінкові моделі [17], які потім завантажуються на борт кожного дрона. У польоті дрони функціонують повністю автономно, використовуючи лише локальні сенсори, когнітивне ядро та адаптивні алгоритми, а за можливості обмінюються даними із наземною станцією. Всі дані про поведінку, телеметрію та прийняті рішення записуються у внутрішні буфери для подальшого аналізу. В таблиці наведена формалізація компонент даних і характеристик інтерфейсного модуля БПЛА [7].

Після завершення місії або в контрольних точках евакуації інформація передається до наземного ЦД. Це дозволяє провести глибинний аналіз, донавчання моделей та оновлення знань, що використовуються в подальших місіях. Таким чином, ЦД забезпечує еволюцію рою без втручання в автономність виконання завдань. Інтерфейсний модуль БПЛА відповідає за буферизацію даних, доступ до останніх стратегій, часткове моделювання сценаріїв і асинхронне оновлення, коли це дозволяють умови. Його наявність у структурі є важливою, оскільки забезпечує автономну взаємодію з наземним двійником та локальну підтримку без порушення децентралізованого принципу керування роєм.

**Розподіл завдань між ЦД наземного центру і бортовими системами БПЛА.** Загальна логіка розподілу завдань між наземною інфраструктурою та бортовими системами БПЛА така:

- ЦД наземного центру відповідає за моделювання, навчання, стратегічну підготовку, а також аналіз результатів місій;
- бортова система БПЛА реалізує захищений безпроводний інтерфейс для обміну даними між БПЛА рою, когнітивні алгоритми відповідають за автономну діагностику, адап-

#### Формалізація функцій інтерфейсного модуля БПЛА

Назва функції	Опис	Час виклику	Формат обміну
Буферизація телеметрії	Збір та зберігання даних для подальшої передачі	Після кожного такту	JSON / ROS msg
SLAM-модуль, або модуль одометрії	Побудова локальної карти оточення, або орієнтація в просторі шляхом аналізу зображень із камери	У реальному часі	Локальна база даних
Fail-safe монітор	Аналіз внутрішніх параметрів	Щохвилино або по події	Лог-файл / система сигналів
Поведінковий контролер	Адаптивне перемикання гілок дерева поведінки	При події / за планом	Внутрішній стан FSM (finite state machine)
Синхронізатор стану рою	Обмін критичною інформацією з сусідніми дронами	Опціонально, peer-to-peer	DDS / RTPS

тацію та навігацію кожного дрону у реальному часі без залежності від функціонування наземної інфраструктури.

Такий поділ забезпечує оптимальне використання обчислювальних ресурсів, гнучкість і відмовостійкість системи за умов обмеженого зв'язку та динамічного середовища.

**Завдання ЦД, що реалізуються у наземному центрі.** У сучасних багаторівневих архітектурах автономних ройових систем ЦД, що реалізуються в наземному центрі, відіграє ключову роль у забезпеченні ефективного моделювання, тестування, планування та адаптації рою безпілотників до складних і динамічних умов. Використання його моделей дозволяє перенести значну частину обчислювального навантаження з бортових платформ БПЛА у наземну інфраструктуру, зберігаючи при цьому стратегічну координацію, передбачуваність і гнучкість ройової поведінки. На системному рівні ЦД виконує функції моделювання глобальної поведінки рою БПЛА в різних сценаріях, перевірки алгоритмів децентралізованого управління та надійності зв'язку, що критично важливо за умов втрати окремих агентів. Це дозволяє не лише виявляти потенційні вразливості, а й підвищувати стійкість рою до катастрофічних ситуацій.

**Модель середовища** дозволяє створювати складні моделі місцевості, включаючи природні та штучні перешкоди, електромагнітні аномалії, а це особливо важливо для планування операцій у зонах активного застосування засобів РЕБ. Генерація навчальних сценаріїв на основі таких моделей забезпечує реалізм тренувань AI-агентів і ефективне попереднє тестування алгоритмів автономної навігації. Візуалізація зони місії, яку забезпечує ця модель, служить основою для прийняття тактичних рішень операторами або командними центрами. На рівні місії модель дозволяє проектувати дерева поведінки, моделювати стратегічні переходи між сценаріями, визначати ключові показники ефективності, дає можливість оцінити місію не лише за фактом виконання, а й з урахуванням досягнутих якісних цілей.

**Модель телеметрії** фокусується на моделюванні і верифікації інтерфейсів зв'язку, затримок і втрат телеметричних даних, а також на проведенні постмісійного аналізу поведінки рою та окремих дронів. Це особливо важливо для оптимізації обміну інформацією між агентами та центром управління, а також для формування бази знань для подальших місій. Завершальну, але не менш важливу роль, відіграє модель окремого дрона, що працює в симуляторі. Його застосування дозволяє деталізовано налаштувати логіку поведінки на рівні одного AI-агента, тестувати реакції на зміну середовища та забезпечити навчання операторів БПЛА та вдосконалення AI-агентів, встановлених на дронах. Далі узагальнено перелік основних функцій математичних моделей ЦД, що реалізуються в наземному центрі.

1. Модель рою (системний рівень).

- Моделювання глобальної ройової поведінки в різних сценаріях.
- Випробування алгоритмів децентралізованого управління.
- Тестування комунікаційних протоколів.
- Аналіз впливу втрат зв'язку та агентів на цілісність рою.
- Симуляція збоїв і катастрофічних ситуацій.

2. Модель середовища.

- Створення моделей місцевості, перешкод, магнітних аномалій.
- Генерація сценаріїв місії за складних умов (в тому числі дії РЕБ).
- Підготовка навчальних даних для попереднього моделювання ситуацій.
- Візуалізація зони місії для тактичного планування.

3. Модель виконання місії.

- Проектування та тестування дерева місії.
- Визначення стратегічних переходів і резервних сценаріїв.
- Встановлення критеріїв успішності місії.
- Аналіз вірогідних траєкторій і синтетичних задач.

4. Модель телеметрії.

- Тестування інтерфейсів БПЛА.
- Моделювання затримок і втрат при передаванні даних.
- Аналіз журналів поведінки рою та окремих дронів (у режимі offline).

5. Модель окремого дрона.

- Налаштування логіки поведінки на рівні одного агента.
- Навчання операторів або AI-агентів у симульованих середовищах.

Таким чином, реалізація математичних моделей ЦД у наземному центрі є не лише інструментом моделювання, а й основою адаптивного, безпечного та стратегічно керованого функціонування ройових систем. Вони виконують функцію цифрового «віртуального полігону» [18], що дозволяє багаторазово випробовувати та вдосконалювати алгоритми, мінімізуючи ризики та витрати за реальних умов.

**Завдання інтерфейсного модуля, що реалізований на борту БПЛА (у режимі автономної навігації).** У структурі автономної ройової системи на борту кожного БПЛА розгорнуті інтерфейсні модулі, які виконують критично важливу роль забезпечення локальної адаптації, контролю польоту та взаємодії з іншими агентами за умов часткової або повної втрати зв'язку з наземним центром. Їхня функціональність спрямована на забезпечення сталого функціонування дрона як автономного, когнітивно здатного агента в межах локального фрагмента загальної системи. Центральним компонентом інтерфейсного модуля є локальний AI-агент, який виконує моніторинг внутрішніх технічних параметрів БПЛА: напруги живлення, температурних режимів, справності сенсорів. На основі цих даних реалізується прогноз деградації апаратних вузлів, формуються сигнали про необхідність переходу в захищений режим, визначаються граничні умови для можливого припинення участі в місії. Такий підхід дозволяє кожному дрону не лише виявити критичні відхилення, але й самостійно оцінити власну придатність до подальшого виконання завдання.

Інтегрально з цією функцією пов'язана локальна реконструкція навколишнього простору. Завдяки вбудованим алгоритмам одометрії або SLAM-алгоритмам, кожен дрон буде актуальну локальну карту, виявляє перешкоди, небезпечні зони, зміни в ландшафті та прогнозує можливі колізії. На основі цієї карти реалізується реактивне планування маршруту в реальному часі, що є основою для виживання й успішного виконання завдань у динамічному й часто ворожому середовищі. Важливим є те, що такий AI-агент дозволяє БПЛА не просто реагувати на поточну обстановку, а й передбачати її зміну, що наближає його поведінку до розумного пристрою, ніж до звичайних алгоритмізованих систем.

Ще одним елементом автономності є модуль оцінки поведінки і контролю дерева місії. Він виконує локальне управління поведінковими гілками, стежить за успішністю реалізації завдань і здатен адаптивно перемикатися між режимами залежно від змін середовища чи внутрішніх параметрів дрона. Це дозволяє уникати жорстко зашитих сценаріїв і приймати рішення за умов невизначеності. Водночас кожен агент веде індивідуальне логуван-

ня критичних подій і, за можливості, передає відповідну інформацію іншим елементам рою, формуючи основу для колективної пам'яті системи.

Система також містить агента синхронізації — мініатюрну комунікаційно-аналітичну надбудову, яка дозволяє підтримувати локально узгоджену картину стану рою, синхронізувати дані між сусідніми агентами та, у випадку втрат або збоїв, ініціювати локальну реконфігурацію стратегій поведінки. Саме завдяки цьому модулю можлива децентралізована реакція на втрату одного/кількох дронів, або на викривлення даних в окремих сегментах системи. Такий підхід підсилює здатність рою до самовідновлення і досягнення місії навіть за умов несподіваних деструктивних впливів.

Перелік основних функцій інтерфейсного модуля, що реалізуються на борту БПЛА (у режимі автономної навігації):

1. Локальний AI-агент.

- Моніторинг показників внутрішнього стану дрона (напруга, температура, стан сенсорів).
- Прогноз деградації вузлів і запуск fail-safe режимів.
- Визначення граничних умов для переривання завдання.
- Оцінка власної придатності до продовження місії.

2. Локальна реконструкція оточення (SLAM Monitoring).

- Побудова локальної карти (SLAM, перешкоди, небезпечні зони).
- Прогнозування можливих колізій і реактивне планування.
- Виявлення змін у середовищі (нова перешкода, загроза тощо).

3. Оцінка поведінки і перехід між гілками дерева.

- Виконання дерева місії та контроль за успішністю дій.
- Адаптивне перемикання між режимами поведінки.
- Індивідуальне логування і передача критичних подій у рій.

4. Вбудований агент синхронізації.

- Ведення узгодженого уявлення про стан локального рою.
- Обмін інформацією про ситуації між сусідніми дронами.
- Локальна реконфігурація стратегії у разі втрат або збоїв.

Реалізація функціональних можливостей AI-агента на борту БПЛА потребує значних обчислювальних ресурсів. На сьогодні більшість контролерів, що застосовуються для керування наземними та повітряними роботизованими системами, базуються на 32-розрядних мікроконтролерах компанії STMicroelectronics [19]. Зокрема, використовуються високоефективні мікропроцесори STM32 серій F4 та F7, однак їх обчислювальні потужності є недостатніми для повноцінної реалізації функцій AI-агента БПЛА. Попри обмежені обчислювальні ресурси, архітектура польотного контролера на базі STM32 становить ефективну платформу для подальшого розширення функціоналу БПЛА. До польотного контролера можна під'єднати інтелектуальні сенсори, приймально-передавальну апаратуру, навігаційні модулі, а також допоміжні мікрокомп'ютери, такі як Raspberry Pi, Arduino Giga, Nvidia Jetson TX2 та інші. Саме на допоміжний мікрокомп'ютер покладається виконання функцій AI-агента БПЛА, що взаємодіє з польотним контролером через відповідний програмний протокол комунікації. У межах даного дослідження апаратна реалізація не розглядається. Натомість основну увагу зосереджено на налагодженні алгоритмічного забезпечення взаємодії ЦД наземного центру з AI-агентами БПЛА з застосуванням фреймворку ROS та стимуляційного середовища Gazebo [7, 19].

Сценарій застосування цифрового двійника у рої БПЛА



Головні етапи сценарію бойової місії рою БПЛА

Отже, AI-агенти, що реалізовані на борту БПЛА, не лише розширюють функціональність окремих дронів, але й формують основу для їхньої суб'єктності, саморефлексії, адаптивної взаємодії та координації у межах ройового колективу. Це перетворює кожен дрон з виконавця жорстко прописаного алгоритму на активного учасника складної, гнучкої та еволюційної поведінки системи, що є передумовою для переходу від програмованих до самонавчальних ройових архітектур.

**Практичний сценарій застосування ЦД у ройових системах БПЛА.** Для ілюстрації можливостей ЦД розглянемо умовний сценарій бойової місії рою БПЛА, що діє за умов активної РЕБ. Важливими є такі етапи цього сценарію (рисунок):

**1. Підготовчий етап.** У наземному центрі створюється ЦД рою, який включає [18, 20]:

- моделі 50 дронів класу “мікро-БПЛА” з масою 12 кг, швидкістю до 90 км/год і часом автономного польоту 60 хв;
- симуляційне середовище площею 100 км<sup>2</sup> із відображенням рельєфу, будівель та зон можливого впливу РЕБ;
- бібліотеку сценаріїв дій противника (імітація перешкод у радіусі 10 км, застосування засобів ППО тощо).

У цьому цифровому середовищі проводиться серія симуляцій: тестуються понад 500 варіантів траєкторій і конфігурацій рою. Найбільш ефективні алгоритми навігації та поведінкові дерева завантажуються на бортові AI-платформи дронів.

**2. Виконання місії.** Під час операції рій із 50 дронів розподіляється на 5 підрів по 10 апаратів кожен. Завдання полягає у розвідці та нейтралізації наземних цілей у межах заданої території.

- У процесі польоту три дрони зазнають втрат (один — через ураження, два — через втрату зв'язку).
- Решта апаратів автономно перебудовують бойові порядки: підрі адаптують формацію, зберігаючи контроль над територією і зменшуючи час виконання місії з 45 до 35 хв.
- Обмін даними в межах рою забезпечується із затримкою не більше 50 мс, що дозволяє координувати ухвалення рішень у реальному часі.

**3. Післямісійний аналіз.** Зібрано понад 2 ТБ телеметричних даних, які передаються до наземного центру після завершення місії. ЦД відтворює перебіг операції, дозволяючи:

- оцінити ефективність ухвалених рішень;
- виявити «слабкі місця» у траєкторіях та комунікації;
- адаптувати архітектуру рою до майбутніх сценаріїв.

Завдяки цьому формується цикл навчання «місія — аналіз — адаптація», що підвищує стійкість і автономність системи.

## Висновки

**1. ЦД наземного центру** — це критичний елемент когнітивної AI-платформи для автономного рою БПЛА, він забезпечує замкнутий цикл адаптивного навчання, симуляції,

розгортання та вдосконалення поведінки рою за умов реального бойового середовища та дії систем РЕБ. Його функціонал дозволяє ефективно поєднати стратегічне планування та локальну автономію. Наземний центр виконує моделювання, навчання і верифікацію, тоді як бортова система реалізує адаптацію, самоконтроль і реконфігурацію в режимі реального часу. Інтерфейсний модуль AI-агента на борту БПЛА забезпечує асинхронну підтримку місії, автономну буферизацію даних, часткову реконструкцію середовища та визначає стратегії поведінки без залежності від стабільного зв'язку.

**2. Запропонована класифікація математичних моделей** для реалізації ЦД наземного центру — рою, агента, середовища, місії, телеметрії — дозволяє забезпечити повне симуляційне покриття всіх аспектів ройової навігації, що сприяє надійності, відмовостійкості та адаптивності системи. ЦД наземного центру виконує роль віртуального полігону, де тестуються, верифікуються та вдосконалюються алгоритми автономної навігації, поведінкові дерева та механізми колективної координації рою, налаштовуються параметри SLAM-алгоритмів. AI-агенти на борту дронів визначають суб'єктність для кожного БПЛА, дозволяючи йому самостійно оцінювати свій стан, прогнозувати збої, адаптувати поведінку та взаємодіяти з іншими агентами навіть за критичних умов.

**3. Режими функціонування наземного центру** (залежно від інтенсивності дії РЕБ-завад) включають:

- режим ЦД — за умов повноцінного зв'язку із роєм;
- режим цифрової тіні — при частковому або обмеженому зв'язку;
- режим симуляції — у випадку повної відсутності зв'язку.

Для підвищення якості виконання бойових місій в AI-агентах БПЛА може бути закладена функція ретрансляції даних на наземну станцію. У цьому випадку частина дронів забезпечує підтримку каналу зв'язку, а інша — виконує безпосереднє завдання, що підвищує ефективність функціонування системи загалом.

**4. Практичний сценарій застосування ЦД** у ройових системах БПЛА демонструє його роль як стратегічного ядра системи управління. У симуляційному середовищі (наприклад, для рою з 50 дронів) може бути відпрацьовано понад 500 варіантів конфігурацій та траєкторій. У реальній місії рій, розділений на 5 підрой, здатний завершити завдання у середньому за 35 хв навіть за втрати частини апаратів. Післямісійний аналіз на основі понад 2 ТБ телеметричних даних дозволяє адаптувати алгоритми навігації, перебудувати архітектуру рою та формувати цикл «місія – аналіз – адаптація». Це підтверджує ефективність використання ЦД для підвищення стійкості, автономності та адаптивності ройових систем за реальних бойових умов.

*Результати дослідження частково підтримано Національним фондом досліджень України, грант № 2025.06/0022 «AI платформа з когнітивними сервісами для координованої автономної навігації розподілених систем, що складаються з великої кількості об'єктів», в межах конкурсу «Наука для зміцнення обороноздатності і національної безпеки України».*

ЦИТОВАНА ЛІТЕРАТУРА

1. Grieves M.W. Product lifecycle management: the new paradigm for enterprises. *Int. J. Prod. Dev.* 2005. 2, № 1—2. P. 71—84. <https://doi.org/10.1504/IJPD.2005.006669>
2. Pankratova N.D., Grishyn K.D., Barilko V.E. Digital twins: stages of concept development, areas of use, prospects. *System research and information technologies.* 2023. № 2. P. 7—21. <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2023.2.01>
3. Glaessgen E.H., Stargel D.S. The digital twin paradigm for future NASA and U.S. Air Force Vehicles. *53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC. Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference: Special Session on the Digital Twin* (Honolulu, Hawaii, 23—26 April 2012). <https://doi.org/10.2514/6.2012-1818>
4. Semeraro C., Lezoche M., Panetto H., Dassisti M. Digital twin paradigm: A systematic literature review. *Comput. Ind.* 2021. 130. 103469. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2021.103469>
5. The Industrial Internet Reference Architecture. Version 1.10. An Industry IoT Consortium Foundational Document. 2022. 70 p. URL: <https://www.iiconsortium.org/wp-content/uploads/sites/2/2022/11/IIRA-v1.10.pdf>. (Дата звернення 10.09.2025).
6. Iqbal M.M., Ali Z.A., Khan R., Shafiq M. Motion planning of UAV swarm: recent challenges and approaches. *Aeronautics: new advances*. London: IntechOpen, 2022. P. 47—80. <https://doi.org/10.5772/intechopen.106270>
7. Zgurovsky M.Z., Pankratova N.D., Golinko I.M., Grishyn K.D. Digital twins in AI-controlled navigation tasks for autonomous UAV swarm. *System research and information technologies.* 2025. № 3. P. 19—32. <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2025.3.02>
8. Deep learning for medical image analysis: Zhou S.K., Greenspan H., Shen D. (Eds.). London: Elsevier, 2024. 517 p.
9. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature.* 2015. 521. P. 436—444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
10. Tao F., Zhang H., Liu A., Nee A.Y. Digital twin in industry: State-of-the-art. *IEEE Trans. Ind. Inform.* 2018. 15, № 4. P. 2405—2415. <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2873186>
11. Dai L. Intelligent manufacturing digital twin creation based on BIM and reinforcement learning, *Third International Conference on Advanced Materials and Equipment Manufacturing (AMEM 2024)* (Kunming, China, 28—30 December 2024). SPIE, 2025. 1369134. <https://doi.org/10.1117/12.3070521>
12. Kritzinger W., Karner M., Traar G., Henjes J., Sihl W. Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. *IFAC-PapersOnline.* 2018. 51, № 11. P. 1016—1022. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.474>
13. Вовк С.М., Гнатушенко В.В., Бондаренко М.В. Методи обробки зображень та комп'ютерний зір. Дніпропетровськ: Ліра, 2016. 148 с.
14. Невлюдов І., Новоселов С., Сухачов К. Метод одночасної локалізації та картографування для побудови 2,5D-карти навколишнього середовища засобами ROS. *Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості.* 2023. № 2 (24). С. 145—160. <https://doi.org/10.30837/ITSSI.2023.24.145>
15. Yarovoi A., Cho Y.K. Review of simultaneous localization and mapping (SLAM) for construction robotics applications. *Automat. Constr.* 2024. 162. 105344. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2024.105344>
16. Norbelt M., Luo X., Sun J., Claude U. UAV localization in urban area mobility environment based on monocular VSLAM with deep learning. *Drones.* 2025. 9, № 3. 171. <https://doi.org/10.3390/drones9030171>
17. Bengio Y., Courville A., Vincent P. Representation learning: A review and new perspectives. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 2013. 35, № 8. P. 1798—1828. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2013.50>
18. Yue W., Guan X., Wang L. A novel searching method using reinforcement learning scheme for multi-UAVs in unknown environments. *Appl. Sci.* 2019. 9, № 22. 4964. <https://doi.org/10.3390/app9224964>
19. Посвісгак В., Мірошниченко Д. Архітектура системи автономного керування для FPV-дронів. *Вісник Хмельницького національного університету. Сер. Техн. науки.* 2024. 337, № 3. С. 223—230. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-337-3-33>
20. Jablonski M., Mezzacappa E., McBride M., Arnold R. Simulation experimentation of swarms. In *Proceedings of the MODSIM World 2024 Conference* (Norfolk, VA, 20—22 May 2024). URL: [https://modsimworld.org/papers/2024/MODSIM\\_2024\\_paper\\_23.pdf](https://modsimworld.org/papers/2024/MODSIM_2024_paper_23.pdf). (Дата звернення 10.09.2025).

Надійшла до редакції 15.09.2025

REFERENCES

1. Grieves, M. W. (2005). Product lifecycle management: the new paradigm for enterprises. *Int. J. Prod. Dev.*, 2, No. 1-2, pp. 71-84. <https://doi.org/10.1504/IJPD.2005.006669>
2. Pankratova, N. D., Grishyn, K. D. & Barilko, V. E. (2023). Digital twins: stages of concept development, areas of use, prospects. *System research and information technologies*, No. 2, pp. 7-21. <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2023.2.01>
3. Glaessgen, E. H. & Stargel, D. S. (2012, April). The digital twin paradigm for future NASA and U.S. Air Force Vehicles. In: 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC. Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference: Special Session on the Digital Twin, Honolulu, Hawaii. <https://doi.org/10.2514/6.2012-1818>
4. Semeraro, C., Lezoche, M., Panetto, H. & Dassisti, M. (2021). Digital twin paradigm: A systematic literature review. *Comput. Ind.*, 130, 103469. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2021.103469>
5. The Industrial Internet Reference Architecture (2022). Version 1.10. An Industry IoT Consortium Foundational Document. Retrieved from <https://www.iiconsortium.org/wp-content/uploads/sites/2/2022/11/IIRA-v1.10.pdf>
6. Iqbal, M. M., Ali, Z. A., Khan, R. & Shafiq, M. (2022). Motion planning of UAV swarm: recent challenges and approaches. In: *Aeronautics: new advances* (pp. 47-80). London: IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.106270>
7. Zgurovsky, M. Z., Pankratova, N. D., Golinko, I. M. & Grishyn, K. D. (2025). Digital twins in AI-controlled navigation tasks for autonomous UAV swarm. *System research and information technologies*, No. 3, pp. 19-32.
8. Zhou, S. K., Greenspan, H. & Shen, D. (Eds.). (2024). *Deep learning for medical image analysis*. London: Elsevier.
9. LeCun, Y., Bengio, Y. & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521, pp. 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
10. Tao, F., Zhang, H., Liu, A. & Nee, A. Y. (2019). Digital twin in industry: State-of-the-art. *IEEE Trans. Ind. Inform.*, 15, No. 4, pp. 2405-2415. <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2873186>
11. Dai, L. (2024, December). Intelligent manufacturing digital twin creation based on BIM and reinforcement learning. In: *Third International Conference on Advanced Materials and Equipment Manufacturing (AMEM 2024)*, 1369134. Kunming, China. <https://doi.org/10.1117/12.3070521>
12. Kritzinger, W., Karner, M., Traar, G. Henjes, J. & Sihm, W. (2018). Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. *IFAC-PapersOnline*, 51, No. 11, pp. 1016-1022. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.474>
13. Vovk, S. M., Gnatushenko, V. V. & Bondarenko, M. V. (2016). *Image processing methods and computer vision*. Dnipropetrovsk: Lira (in Ukrainian).
14. Nevlyudov, I., Novoselov, S. & Sukhachov, K. (2023). Method of simultaneous localization and mapping for construction of 2.5D maps of the environment using ROS. *Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*, No. 2 (24), pp. 145-160 (in Ukrainian). <https://doi.org/10.30837/ITSSI.2023.24.145>
15. Yarovoi, A. & Cho, Y. K. (2024). Review of simultaneous localization and mapping (SLAM) for construction robotics applications. *Automat. Constr.*, 162, 105344. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2024.105344>
16. Norbelt, M., Luo, X., Sun, J. & Claude, U. (2025). UAV localization in urban area mobility environment based on monocular VSLAM with deep learning. *Drones*, 9, No. 3, 171. <https://doi.org/10.3390/drones9030171>
17. Bengio, Y., Courville, A. & Vincent, P. (2013). Representation learning: A review and new perspectives. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 35, No. 8, pp. 1798-1828. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2013.50>
18. Yue, W., Guan, X. & Wang, L. (2019). A novel searching method using reinforcement learning scheme for multi-UAVs in unknown environments. *Appl. Sci.*, 9, No. 22, 4964. <https://doi.org/10.3390/app9224964>
19. Posvistak, V. & Miroschnychenko, D. (2024). Architecture of autonomous control system for FPV-drones. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*, 337, No. 3, pp. 223-230. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-337-3-33>
20. Jablonski, M., Mezzacappa, E., McBride, M. & Arnold, R. (2024, May). Simulation experimentation of swarms. In: *Proceedings of the MODSIM World 2024 Conference*, Norfolk, VA. [https://modsimworld.org/papers/2024/MODSIM\\_2024\\_paper\\_23.pdf](https://modsimworld.org/papers/2024/MODSIM_2024_paper_23.pdf)

Received 15.09.2025

N.D. Pankratova, <https://orcid.org/0000-0002-6372-5813>

V.A. Pankratov, <https://orcid.org/0000-0002-8264-5835>

I.M. Golinko, <https://orcid.org/0000-0002-7640-4760>

Educational and Scientific Complex “Institute for Applied System Analysis”,  
National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”,  
Kyiv, Ukraine

#### STRATEGY FOR USING DIGITAL TWIN IN CONDITIONS OF UAV SWARM DECENTRALIZED CONTROL

A strategy for using a digital twin (DT) in the tasks of autonomous navigation tasks for swarms of unmanned aerial vehicles (UAVs) controlled by artificial intelligence is proposed. In the absence of stable communication with the ground control center, effective operation of the drone swarm is possible thanks to the distribution of digital twin functions between the ground station and the UAV's onboard AI agents. Within the structure of the autonomous artificial intelligence platform for a swarm of unmanned aerial vehicles, the DT module performs an asynchronous but strategically important function. Its main role is to prepare, analyze, and update behavioral strategies when the vehicles are not performing combat missions. At the end of the mission or at evacuation checkpoints, the information is transmitted to the ground DT. This allows for in-depth analysis, retraining of models, and updating of knowledge used in subsequent missions. During flight, the drones operate completely autonomously, using only local sensors, a cognitive core, and adaptive algorithms, and, where possible, exchange data with the ground station. The UAV interface module is responsible for data buffering, access to the latest strategies, partial scenario modeling, and asynchronous updates when conditions allow. Its presence in the structure ensures autonomous interaction with the ground twin and local support without violating the decentralized principle of swarm control. The purpose of this paper is to develop a strategy for using a digital twin in a decentralized UAV swarm control environment, where the ground infrastructure performs strategic modeling, training, and analysis functions, and onboard AI agents provide local adaptation, diagnostics, environment reconstruction, and cognitive control of drone behavior. A practical scenario for using digital twins in swarm UAV systems is presented, demonstrating their role as the strategic core of the control system.

**Keywords:** *digital twin, swarm intelligence, autonomous navigation, unmanned aerial vehicles (UAVs), decentralized control.*