

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-357-38>

УДК 621.391.83(045)

МИРОШНИЧЕНКО ІГНАТ

Державний університет «Київський авіаційний інститут»

<https://orcid.org/0000-0002-7810-2678>e-mail: ignat.mir@gmail.com

ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ В СИСТЕМАХ УПРАВЛІННЯ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

У статті представлено огляд сучасних інформаційних технологій, що застосовуються в системах керування безпілотними літальними апаратами (БПЛА). Проаналізовано динамічну модель з шістьма ступенями свободи, яка лежить в основі польоту БПЛА, з акцентом як на повністю нелінійні формулювання, так і на їх лінійні наближення, що застосовуються у системах керування. Оцінено ефективність класичних алгоритмів управління – PID, LQR/LQG, керування на основі ковзного режиму та прогнозного керування моделями – за критеріями стійкості, обчислювальної складності та практичної реалізованості. Розглянуто інтеграцію методів машинного навчання, зокрема рекурентних (LSTM, GRU), згорткових і глибоких нейронних мереж, які дають змогу компенсувати нелінійності, прогнозувати траєкторії в динамічних середовищах і реалізовувати зорову навігацію на основі розпізнавання перешкод. Досліджено проблему об'єднання даних від датчиків та оцінки стану системи: порівняно продуктивність класичних фільтрів Калмана (KF, EKF, UKF) із гібридними нейромережевими архітектурами, що поєднують LSTM-моделі для врахування негаусового шуму та комбіновані стратегії ізоляції відмов. Узагальнено результати тематичних досліджень, які підтверджують переваги нейрогібридних фільтрів у підвищенні точності позиціонування та стійкості до погіршення сигналу. На рівні місії проаналізовано методи планування траєкторій, зокрема алгоритми детермінованого пошуку (A^* , D^* , RRT), евристичні оптимізатори (генетичні алгоритми, оптимізація рою частинок) та сучасні алгоритми навчання з підкріпленням (DQN, PPO), що дозволяють адаптивно реагувати на зміни середовища та координувати дії рою. Розглянуто багатозадачні підходи до навчання з підкріпленням, які забезпечують формування кооперативної поведінки БПЛА та адаптивних енергозалежних стратегій маршрутизації. Проаналізовано архітектури рівня рою – мережеві топології, методи зв'язку та розподілені консенсусні протоколи, що забезпечують масштабованість, відмовостійкість і гнучкість у груповому управлінні. Зроблено узагальнювальний висновок про перспективність подальших досліджень у напрямках створення енергоефективних апаратних прискорювачів (FPGA/ASIC), впровадження AutoML для автоматизованого налаштування моделей та інтеграції алгоритмів навчання з формальними гарантіями безпеки. Представлений огляд дозволяє сформулювати концептуальні засади побудови нового покоління автономних систем БПЛА, здатних до надійного функціонування у складних, динамічно змінних і невизначених умовах.

Ключові слова: безпілотний літальний апарат, керування, нейронна мережа, фільтр Калмана, навчання з підкріпленням, планування траєкторії, ройові системи, адаптивний контроль, автономна навігація

MYROSHNYCHENKO IHNAT

State University "Kyiv Aviation Institute"

INFORMATION TECHNOLOGIES IN CONTROL SYSTEMS OF UNMANNED AERIAL VEHICLES

This review article presents a comprehensive survey of contemporary information-processing technologies deployed in unmanned aerial vehicle (UAV) control systems. We first examine the fundamental six-degree-of-freedom dynamics that underpin UAV flight, detailing both fully nonlinear formulations and their linear approximations used for control design and simulation. Classical control algorithms—PID, LQR/LQG, sliding-mode, and model predictive control—are evaluated in terms of stability, robustness, and computational demand. We then explore the integration of machine-learning techniques, including feed-forward, recurrent (LSTM/GRU), and deep convolutional neural networks, which enable adaptive compensation of nonlinearities, predictive trajectory generation in dynamic environments, and vision-based obstacle recognition.

Next, we address the challenge of sensor fusion and state estimation, contrasting the performance of traditional Kalman-filter variants (KF, EKF, UKF) with hybrid architectures that embed LSTM networks to model non-Gaussian noise and federated Kalman filtering strategies to isolate sensor failures. Through recent case studies, we demonstrate that these neuro-hybrid filters significantly enhance positional accuracy and resilience under severe signal degradation.

The article then turns to mission-level planning, reviewing deterministic graph-search (A^* , D^* , RRT), population-based optimizers (genetic algorithms, particle-swarm optimization), and reinforcement-learning frameworks (DQN, PPO) for real-time path planning and swarm coordination. Emphasis is placed on multi-agent reinforcement learning approaches, which allow decentralized UAV swarms to learn cooperative behaviors and energy-aware routing policies.

Finally, we discuss swarm-level architectures for communication and control, highlighting mesh-network topologies and distributed consensus algorithms that ensure scalability and fault tolerance. The review concludes by identifying open research directions: the development of energy-efficient hardware accelerators (FPGA/ASIC), AutoML for automated model selection, and tighter integration of learning-based methods with formal safety guarantees. Together, these advances herald a new generation of UAV systems capable of fully autonomous operation in complex, uncertain environments.

Keywords: unmanned aerial vehicle, control, neural network, Kalman filter, reinforcement learning, trajectory planning, swarm systems, adaptive control, autonomous navigation

Стаття надійшла до редакції / Received 11.07.2025

Прийнята до друку / Accepted 15.08.2025

Постановка проблеми у загальному вигляді

та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Сучасний розвиток безпілотних літальних апаратів (БПЛА) активно розширює їхнє застосування — від моніторингу критичної інфраструктури до пошуково-рятувальних операцій у складних умовах. Проте відсутність єдиної методики адаптивного керування, здатної забезпечити надійність та точність польоту в умовах обмежених ресурсів і невизначеності зовнішнього середовища, залишається ключовою проблемою для інженерів і дослідників [1], [2]. Крім того, класичні контролери часто не справляються з нелінійними динамічними моделями БПЛА та не здатні ефективно компенсувати нетипові шумові впливи сенсорів [3]. Саме ці обмеження визначають необхідність інтеграції передових інтелектуальних алгоритмів із традиційними підходами та розробки гібридних архітектур керування. В статті наводиться порівняння інформаційних технологій для управління БПЛА.

Аналіз досліджень та публікацій

У межах класичних підходів PID-регулятори, LQR/LQG-контролери та метод ковзного режиму довели свою ефективність для лінеаризованих моделей польоту, забезпечуючи гарантовану стабільність і простоту реалізації [4], [5]. Однак їх можливості обмежені в умовах сильних нелінійностей та нетипових шумів сенсорів, що змусило дослідників звернутися до гібридних рішень. Наприклад, Kownacki et al. (2025) показали переваги DNN-контролерів у задачі слідування траєкторії порівняно з PID і LQR [6], а Zou et al. (2024) впровадили двоконтурний -ковзний/LSTM-PSO контролер для підвищення надійності в реальних польотних випробуваннях [3]. Для коректної оцінки стану в умовах негаусівського шуму застосовують LSTM-Калман та комбінований Adaptive Kalman-фільтр, що суттєво знижують похибки позиціонування [2]. Окремий напрямок — методи навчання з підкріпленням (DQN, PPO, EN-MASCA) для автономного планування траєкторій і координації рою, які довели свою здатність адаптуватися до динамічних перешкод і оптимізувати енергоспоживання [7], [8]. Класичні методи керування забезпечують базову стабільність для лінеаризованих моделей, але в умовах складної динаміки й шумів потребують заміни або доповнення. Гібридні підходи з використанням нейромереж, адаптивної фільтрації та навчання з підкріпленням демонструють значно вищу ефективність, надійність та адаптивність для реальних умов керування БПЛА. Тому виникає доцільність детального огляду інформаційних технологій обробки інформації для досягнення ефективного управління БПЛА.

Формулювання цілей статті

Завдання керування безпілотним літальним апаратом (БПЛА) ускладнюється через наявність кількох факторів: нелінійної динаміки, змінних зовнішніх умов, сенсорних шумів та обмежених ресурсів обчислення. При цьому дані, які використовуються в більшості систем керування, є подібними:

- модель руху апарата представлена системою диференціальних рівнянь із шістьма ступенями вільності [1];
 - сенсорні вимірювання надходять від GPS, IMU, барометра та камер, причому реальні умови часто супроводжуються негаусівськими або нестабільними шумами [2];
 - умови середовища описуються у вигляді карти з фіксованими й динамічними перешкодами [7].
- Для вирішення задачі автономного керування БПЛА в таких умовах застосовуються різні підходи:
- Класичні методи: PID-регулятори, LQR, метод ковзного режиму — забезпечують базовий рівень стабільності, але мають обмежену адаптивність у складних сценаріях [4], [5];
 - Гібридні рішення: поєднання традиційного керування з нейромережевими компонентами або фільтрами стану (EKF, LSTM-Калман, NSDDI-AFF) дозволяє зменшити похибки у присутності шумів [2], [3];
 - Методи навчання з підкріпленням: застосовуються для задач планування траєкторій та координації рою дронів, дозволяючи адаптуватися до змін середовища у реальному часі [7], [8].

Метою роботи є: порівняти існуючі методи управління та фільтрації з урахуванням однакових вхідних даних і обмежень, виділити їх переваги та недоліки, та на основі цього сформулювати вимоги до майбутньої гібридної системи керування.

Виклад основного матеріалу

Математичні моделі безпілотних літальних апаратів описують їхню динаміку і служать основою для проектування систем керування. Зазвичай використовують шість ступенів свободи (три виміри положення та три кути орієнтації), описаних диференціальними рівняннями руху з урахуванням аеродинамічних сил, маси та моментів інерції літального апарата. Такі моделі включають параметри двигунів, пропелерів та інші характеристики руху. Вони необхідні для аналізу стійкості польоту, оптимального планування управління та симуляції поведінки БПЛА в різних умовах. Застосовують як повністю нелінійні моделі руху, так і їх наближені лінійні версії (наприклад, лінеаризований навколо рівноваги), щоб забезпечити достатню точність при розрахунках. Результати цих моделей використовуються для розробки алгоритмів стабілізації та контролю траєкторії, а також для валідації систем керування в симуляторі перед реальним випробуванням.[1][9] [10] Математичні моделі з шістьма ступенями свободи є фундаментом для розробки систем керування БПЛА, оскільки вони

дозволяють точно описувати динаміку польоту, аналізувати стійкість, планувати траєкторії та випробовувати алгоритми керування в симуляціях.

Для забезпечення стабільного польоту і точного слідування заданої траєкторії застосовують різноманітні алгоритми керування. Серед класичних рішень найчастіше використовують PID-регулятори (пропорційно-інтегрально-диференціальні) та оптимальні регулятори LQR/LQG. Ці методи прості в реалізації і добре підходять для лінійних або частково лінійних моделей апарата. Також поширені адаптивні алгоритми, які налаштовують параметри контролера в реальному часі, та методи активного придушення збурень (ADRC) для компенсації неврахованих зовнішніх сил. Для нелінійних систем часто використовують метод ковзної площини (sliding mode), який забезпечує гарну стійкість і швидку реакцію на зміни умов, хоча і супроводжується можливими вібраціями через дреботіння (chattering). Інші підходи – метод динамічного поверхневого керування (DSC), модельно-орієнтоване управління (MPC) та оптимізаційні контролери – теж знаходять застосування в складних задачах керування швидкістю та висотою.[11][12][13]

Таблиця. 1

Класи алгоритмів керування

Назва методу	Характеристика	Переваги (+)	Недоліки (-)
PID-регулятори	Класичні регулятори, засновані на пропорційній, інтегральній і диференціальній складових.	- Простота реалізації - Широке практичне застосування - Добре вивчені	- Потребують ретельного налаштування коефіцієнтів - Обмежена ефективність для складних систем
Оптимальні регулятори (LQR, LQG)	Використовують математичні критерії для мінімізації витрат у лінійних моделях.	- Забезпечують оптимальне рішення - Обґрунтовані з позицій теорії керування	- Застосовні лише до лінійних або лінеаризованих моделей - Вимагають точної моделі системи
Методи ковзного режиму	Побудовані на змушуванні системи «ковзати» по гіперплощині; стійкі до невизначеностей.	- Висока стійкість до невизначеностей - Швидка реакція на збурення	- Можуть викликати вібрації через «ріжучі» сигнали - Реалізація може бути складною
Адаптивне керування	Автоматично змінює параметри регулятора в реальному часі при зміні динаміки чи маси.	- Актуальне в умовах змін параметрів - Підвищує гнучкість системи	- Ускладнена реалізація - Може бути менш стабільним при швидких змінах
Нейромережеві та інтелектуальні методи	Застосовують ШНС або машинне навчання для компенсації нелінійностей і самонавчання.	- Можливість роботи з нелінійними і складними системами - Самонавчання	- Потребують великих обсягів даних - Складність навчання - Важко гарантувати стійкість

Для забезпечення наочності порівняльного аналізу методів керування побудуємо матрицю класифікації (Рис 1), яка узагальнює їх за ключовими технічними критеріями, зокрема: здатністю до роботи з нелінійними динамічними системами, стійкістю до зовнішніх збурень та параметричних невизначеностей, адаптивністю до змін середовища, залежністю від точності математичної моделі, а також рівнем складності реалізації.

Як видно з матриці, найбільш універсальними щодо роботи в умовах невизначеності та нелінійної динаміки є методи ковзного режиму, адаптивного та нейромережевого керування. Натомість класичні PID- та оптимальні регулятори залишаються ефективними лише в межах лінійних моделей або після лінеаризації складних систем.

Узагальнюючи наведені характеристики, слід зазначити, що здатність ефективно працювати з нелінійними динамічними системами є притаманною переважно методам ковзного режиму, адаптивного керування та нейромережевим підходам. Натомість класичні PID-регулятори та оптимальні методи типу LQR/LQG демонструють високу ефективність здебільшого лише у випадку лінійних або лінеаризованих моделей, що обмежує їхнє застосування у складних або змінних умовах.[4][5]

Сучасні дослідження демонструють успішне поєднання традиційних та інтелектуальних методів. Зокрема, Kownacki et al. (2025)[6] показали, що глибокі нейронні мережі (DNN) можуть прямо виконувати функцію контролера квадрокоптера, забезпечуючи вищу точність слідування траєкторії порівняно з простішими архітектурами. У цій роботі найглибша мережа досягла найменших значень RMS-помилки (прибл. 1.08) та стабільного польоту на траєкторіях, невідомих на етапі навчання. Це свідчить, що DNN потенційно можуть замінити традиційні контролери при достатньому обсязі тренувальних даних.

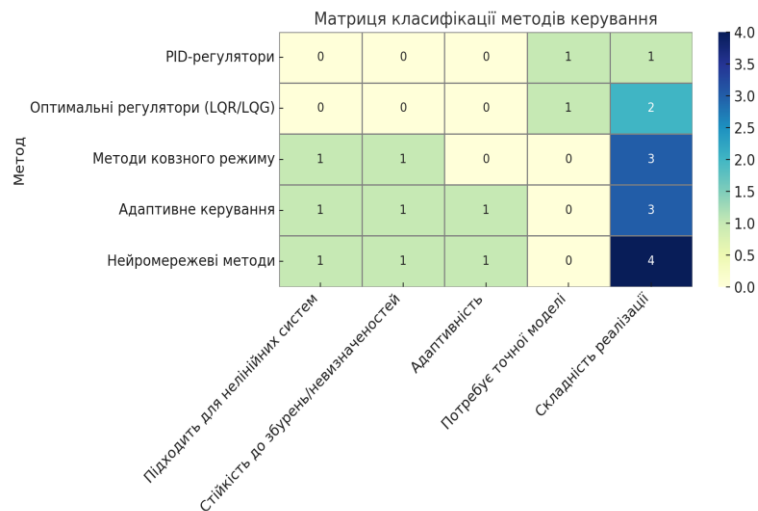


Рис. 1. Матриця критеріїв класифікації

Інший приклад — Zou et al. (2024)[3] впровадили двоконтурний контролер на основі методу коварної площини та LSTM-мережі, оптимізованої роєм частинок (PSO). Перша петля формує сигнали коварного контролера для позиції, друга – для орієнтації. У мережі LSTM прогнозується і коригується помилка слідування, що суттєво підвищує надійність і стійкість управління. Ці приклади демонструють, що гібридизація класичних алгоритмів із нейромережами дає додаткові можливості: можна отримувати точний контроль із високою адаптивністю до зовнішніх впливів.

Нейронні мережі застосовують у різних компонентах системи керування. Одне з ключових завдань — компенсація та адаптація регуляторів. Наприклад, RBF-мережа може працювати як онлайн-компенсатор PID-регулятора, перенавчаючись під змінні умови польоту, а рекурентні мережі (LSTM, GRU) можуть виконувати роль спостерігача стану (обсерверу) літального апарата, удосконалюючи оцінку його положення і швидкості. Такі рішення дозволяють контролеру вчасно враховувати нелінійні ефекти та динамічні зміни у середовищі без повного занурення в складну фізичну модель.

Крім того, нейромережі використовують у задачах планування та обробки сенсорних даних. Наприклад, глибокі згорткові нейромережі (CNN) застосовують для аналізу зображень з камер або даних LiDAR — вони виявляють характерні ознаки орієнтирів, перешкод чи цілей. Це дає змогу апарату автономно орієнтуватися за візуальною інформацією (наприклад, розпізнавати посадкові майданчики або смуги перешкод). Також активно досліджуються методи глибокого навчання з підкріпленням (reinforcement learning) для траєкторії руху. Наприклад, Tang et al. (2025) [8] запропонували алгоритм EN-MASCA, де в системі рою БПЛА вводиться віртуальний навігатор і застосовується глибоке навчання з підкріпленням для побудови маршруту та уникнення перешкод у реальному часі. Модель RL вчиться обирати оптимальні дії (зміни траєкторії, ухилення), базуючись на винагороді за безпечне досягнення мети. Це дозволяє дронам адаптувати поведінку до змінного рельєфу та негоди, самонавчаючись на різних траєкторіях.

Отже, застосування нейромереж відкриває в системах керування БПЛА гнучкість: мережі можуть навчатися на польотних даних і самостійно коригувати рішення контролера або планувальника. Це зменшує залежність від точності матмоделі і допомагає компенсувати складні нелінійності та невідомі впливи.

Надійна оцінка стану БПЛА є критичною для стабільного керування. Для об'єднання вимірів декількох датчиків (GPS, барометр, IMU, камера тощо) традиційно використовують фільтри стану. Найпоширеніший — фільтр Калмана (KF) для лінійних моделей, а для нелінійних систем — його розширення (EKF) та несентні версії (UKF). Ці алгоритми реалізують двокроковий цикл: прогноз (на основі моделі руху) і уточнення (з урахуванням нових вимірів). За їх допомогою оцінюють положення, швидкість та орієнтацію дрона, комбінуючи фізичні рівняння руху з даними сенсорів.

Проте реальні умови часто відрізняються від ідеальних: шуми сенсорів можуть бути негаусівськими, бувають випадки втрати сигналу чи деградації роботи окремих пристроїв. У таких випадках традиційні фільтри працюють не оптимально. Сучасні підходи поєднують класичні методи з AI. Наприклад, Li та Miao (2025) [2] запропонували LSTM-Калман архітектуру для точної оцінки висоти БПЛА в складних умовах. У цій схемі шар LSTM навчається розпізнавати нетривіальні закономірності шуму (навмисно негаусівського), а модулі Калмана забезпечують фізичні обмеження моделі руху. Циклічне навчання дозволяє LSTM адаптивно формувати «маски шуму» і розділяти гаусівські та імпульсні компоненти, що забезпечує більш правдоподібне злиття даних і поліпшення точності оцінки. В роботі експериментально показано, що таке поєднання зберігає фізичну консистентність згідно з моделлю та додає гнучкість апарату в пристосуванні до реальних спотворень.

Інший приклад – Adaptive Federated Kalman Filtering (NSDDI-AFF) від Huang et al. (2025) [7]. Цей метод динамічно виділяє деградовані канали вимірів та виключає їх із обчислень. В системі формується федеративна структура фільтрів: якщо якийсь сенсор починає «глючити» (наприклад, GPS втрачає сигнал або IMU піддається сильній зашумленості), алгоритм автоматично ізолює цей канал і продовжує оцінювати стан на основі інших даних. В польових тестах NSDDI-AFF знизив позиційну помилку до ≈ 0.05 м (орієнтаційну – до 0.5°) та скоротив загальні похибки в десятки разів у порівнянні зі звичайним EKF. Це демонструє, що таке рішення значно підвищує точність позиціювання та відмовостійкість системи у складних умовах (наприклад, в середовищі з інтерференцією чи частковою втратою засоби зв'язку).

Сучасні алгоритми обробки сенсорної інформації в автономних системах узагальнено класифікуються за принципами оцінювання стану об'єкта керування. До першої групи належать стохастичні фільтри стану, серед яких класичний Калманівський фільтр (KF) та його розширені варіанти — розширений KF (EKF), некорельований KF (UKF) та частковий фільтр (PF). Ці методи здійснюють ітеративне прогнозування стану системи на основі математичної моделі та корекцію оцінки з урахуванням вхідних вимірювань, забезпечуючи оптимальність оцінок при умові лінійності системи та статистичних властивостей шумів.[2]

Другу групу становлять гібридні та модульні фільтри, які реалізують розподіл задачі оцінювання між кількома локальними фільтрами, що працюють із різними типами сенсорних даних (наприклад, GPS та інерційні вимірювальні системи). Інтеграція результатів таких фільтрів підвищує стійкість системи до відмов окремих датчиків та покращує якість оцінки стану в складних умовах експлуатації. Третя група — нейро-фільтри, що поєднують штучні нейронні мережі, зокрема довготривалі короткочасні пам'яті (LSTM) та згорткові нейронні мережі (CNN), для уточнення оцінок та компенсації нелінійностей у системі.

Крім того, адаптивні алгоритми забезпечують динамічне налаштування параметрів оцінювання (наприклад, коефіцієнтів шуму) залежно від змін умов польоту або характеристик середовища. Такий підхід підвищує гнучкість і надійність роботи систем обробки сенсорної інформації в реальному часі. Загалом, сучасні методи інтегрують класичні статистичні підходи з інтелектуальними технологіями, що дозволяє суттєво розширити можливості автономних систем в умовах високої динаміки та невизначеності.[3]

Отримані в результаті ефективної обробки сенсорної інформації точні й надійні оцінки стану об'єкта керування є фундаментальним компонентом для реалізації автономної навігації та планування маршрутів. Забезпечення коректного визначення положення, швидкості та орієнтації об'єкта дозволяє здійснювати адаптивне прийняття рішень, оптимізацію траєкторії та динамічне коригування маршруту з урахуванням змінних умов середовища.

Автоматизоване планування траєкторії є одним із ключових завдань для забезпечення автономності безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Розробка алгоритмів полягає у пошуку безпечного та оптимального маршруту від початкової точки до цілі з урахуванням наявних перешкод, обмежень польотної зони та визначених критеріїв оптимізації, таких як мінімізація відстані або енергоспоживання. У сучасній літературі виділяють кілька основних класів методів планування траєкторій:

1. Детерміновані алгоритми (A^* , Dijkstra, D^*) – працюють на дискретних мапах чи графах: вони гарантують знаходження оптимального шляху, якщо середовище задано точно і не змінюється, але можуть бути обчислювально затратними в реальному часі.

2. Методи випадкової проби (RRT, PRM) – генерують випадкові траєкторії (дерева або множини зразків) у просторі. Вони добре справляються з високою розмірністю (3D-простір із перешкодами), швидко знаходять реалізовані шляхи, але не гарантують оптимальність.[2]

3. Алгоритми оптимізації (частинний рій, генетичні алгоритми, стадо вовків тощо) – розглядають планування як задачу комбінаторної оптимізації. Методи намагаються мінімізувати складну функцію вартості (наприклад, довжину шляху + енергоспоживання) евристично. Наприклад, Particle Swarm Optimization (PSO) чи Ant Colony Optimization інколи застосовують для перерахунку шляхів у складних рельєфах.[14]

4. Навчання з підкріпленням (RL) – агент (дрон) вчиться безпосередньо обирати дії у середовищі за нагородою. Тут нейронні мережі отримують сигнал-підкріплення (reward) за досягнення цілі без зіткнень, а натомість штрафи за помилки чи випадки траєкторії. Такий підхід дозволяє дрону навчитися самостійно будувати безпечні маршрути, навіть у невідомому або динамічному середовищі.

Останні огляди з планування маршруту відзначають зростання уваги до інтелектуальних підходів. Зокрема, штучний інтелект і нейромережі роблять планування адаптивним до реальних умов: мережі вчаться швидко реагувати на нові перешкоди, погоду, обмеження. Огляд Huang et al. (2025) [7] підкреслює, що нові методи на базі ML дозволяють дронам динамічно змінювати маршрут під час польоту. В ньому також виділено тенденцію розробляти алгоритми з урахуванням енергоспоживання – наприклад, мінімізувати витрати палива (або заряду батареї) для подовження часу автономії.

Прикладом інтегрованого підходу є алгоритм EN-MASCA (2025) [8]: у ньому розв'язується система використовує віртуальний навігатор та RL-оптимізацію для побудови маршрутів у групі. Цей алгоритм

динамічно коригує маршрут всього рою в залежності від змін навколишнього середовища (рельєфу, перешкод, рухомих об'єктів) та навчається через підкріплення уникати зіткнень. У випробуваннях це призвело до більш рівномірного покриття території та підвищення швидкості виконання завдань. Таким чином, сучасні навігаційні алгоритми поєднують евристичні методи, швидке переапланування і знання, здобуті через ML, щоб забезпечувати автономність польоту в складних умовах.

Все більше застосувань вимагає співпрацю одразу кількох БПЛА у складі рою. Система рою складається з численних апаратних та програмних модулів: кожен літальний апарат оснащено процесором, датчиками (камерами, LiDAR, GPS, ІНС) та комунікаційними засобами. Як показано на рис. 2, базова архітектура рою передбачає, що безпілотики обмінюються телеметрією через бездротові канали, а центральний контролер (наземна станція або хмарне рішення) координує групу.

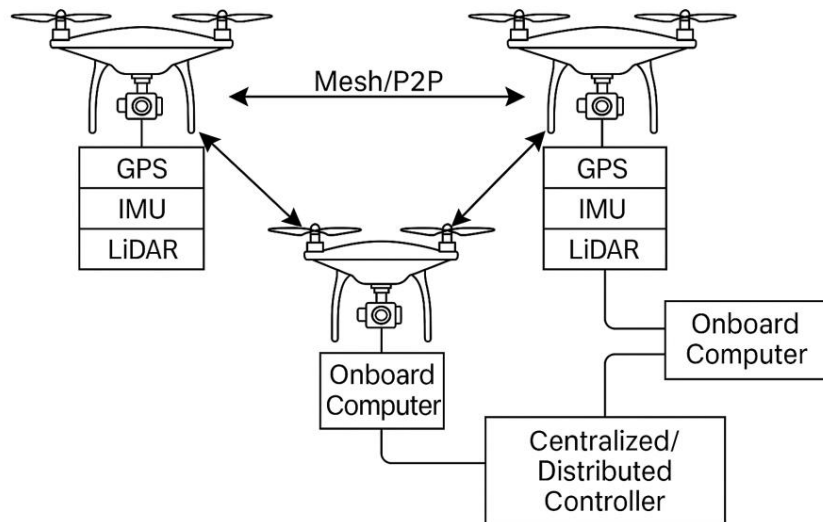


Рис. 2. Базові компоненти рою БПЛА

У ройових системах виділяють кілька важливих переваг: висока масштабованість (можливість збільшити кількість дронів без втрати продуктивності), надійність і відмовостійкість (відсутність єдиної точки відмови), а також паралельне виконання задач декількома апаратами. Оглядові роботи підкреслюють, що рої БПЛА є стійкими до помилок і адаптивними: вони можуть переналаштовуватись у разі втрати окремих вузлів, продовжуючи місію іншими дронами. Наприклад, завдання формування польоту в певній формації (formation control) вирішують розподіленими алгоритмами: кожен дрон самостійно регулює свій рух з урахуванням інформації від сусідів, забезпечуючи узгоджене утворення і уникнення зіткнень.

Ключові напрямки досліджень у керуванні роями включають:

1. Координоване планування траєкторій – спільне побудова маршрутів для групи дронів так, щоб мінімізувати конфлікти між ними і ефективно виконувати колективні задачі (наприклад, патрулювання або картографування без залишених ділянок).
2. Формування фігур польоту – підтримання геометричних формацій (лінія, решітка, V-подібна стріла тощо) завдяки розподіленим правилам руху і зв'язку.
3. Оптимізація мережних зв'язків – забезпечення надійної системи обміну даними між дронами з низькою затримкою, щоб уніфіковано координувати дії.
4. Кооперативне спостереження – обмін і фільтрація сенсорних даних між БПЛА для створення спільної карти оточення та більш точної оцінки стану (наприклад, узгодження зображень з різних ракурсів).

Zhan et al. (2025)[14] показали, що їхній алгоритм EN-MASCA суттєво підвищує узгодженість і стійкість польоту всього рою: у симуляції він забезпечував більш гладку поведінку дронів і кращу послідовність траєкторій без «розбігання» рою. Інші дослідники використовують натхненні природою моделі (імітація бджолиної чи мурашиної співпраці) для розподілу ролей і задач у групі.

Таким чином, сучасні системи координації об'єднують розподілене планування, формування формацій і інтелектуальні стратегії ухилення, що дозволяє роеві БПЛА виконувати складні місії в динамічних умовах.[15]

Майбутня гібридна система керування БПЛА має бути адаптивною, розподіленою, енергоефективною та стійкою до збурень, при цьому поєднуючи традиційні фізико-математичні моделі з інтелектуальними алгоритмами для забезпечення повністю автономної навігації у складних умовах.

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

Огляд сучасної літератури показує, що новітні системи управління БПЛА базуються на поєднанні традиційних математичних моделей з алгоритмами обробки інформації. Класичні контролери (PID, LQR, ADRC, ковзний режим тощо) залишаються фундаментом, але їхні властивості суттєво покращуються завдяки використанню нейромереж та гібридних схем. Зокрема, застосування глибоких нейронних мереж дозволяє досягти дуже високої точності слідування траєкторії при достатньому обсязі даних для навчання.

Водночас, автономна навігація і планування маршрутів дедалі частіше реалізуються інтелектуальними методами. Стратегії машинного навчання та нейронні мережі дають змогу дронам швидко адаптувати маршрути в реальному часі з урахуванням нових перешкод. Зокрема, методи підкріпленого навчання дозволяють рою БПЛА самостійно вчитися уникати зіткнень і координувати спільні маневри. Актуальними залишаються завдання оптимізації за енерговитратами та одночасної координації багатьох апаратів для виконання колективних місій.

Для координації роїв розроблені децентралізовані протоколи та алгоритми обміну даними, що забезпечують масштабованість і стійкість. Завдяки сучасним методам ШІ, рої демонструють високу відмовостійкість і можливість самовідновлення при втраті окремих дронів. У сукупності, інтеграція новітніх методів обробки інформації – нейромережеских контролерів, фільтрів стану та інтелектуальних алгоритмів планування – відкриває широкі перспективи для автономної роботи безпілотних систем, суттєво підвищуючи точність, безпеку та ефективність їх польотних операцій.

Література

1. Hopfield J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 1982. 79(8), 2554–2558. URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC346238/>
2. Li J. LSTM-Kalman fusion for UAV altitude estimation under non-Gaussian noise. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 2025. Vol. 61, No. 1. P. 123–132. DOI: <https://doi.org/10.18280/ts.420242>
3. Zou Z., Yang S., Zhao L. Dual-loop control and state prediction analysis of QUAV trajectory tracking based on biological swarm intelligent optimization algorithm. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14. Article 19091. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-69911-5>.
4. Åström K. J., & Hägglund, T. PID Controllers: Theory, Design and Tuning. Instrument Society of America (ISA), 1995. 343p. ISBN 978-1-55617-516-9.
5. Sutton R. S., Barto A. G. Reinforcement Learning: An Introduction. 2nd ed. Cambridge : MIT Press, 2018. 552 p. ISBN 978-0-262-03924-6.
6. Kownacki C., Romaniuk S., Derlatka M. Applying neural networks as direct controllers in position and trajectory tracking algorithms for holonomic UAVs. *Scientific Reports*. 2025. №15. Article 12605. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-97215-9>
7. Huang G., Hu M., Yang X., Wang X., Wang Y., Huang F. A Review of Constrained Multi-Objective Evolutionary Algorithm-Based Unmanned Aerial Vehicle Mission Planning: Key Techniques and Challenges. *Drones*. 2024. №8(7). Article 316. DOI: <https://doi.org/10.3390/drones8070316>.
8. Tang R., Tang J., Abu Talip M. S., Aridas N. K., Xu X. Enhanced multi-agent coordination algorithm for drone swarm patrolling in durian orchards. *Scientific Reports*. 2025. № 15. Article 9139. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-88145-7>.
9. Simon, D. Optimal State Estimation. Hoboken: Wiley, 2006. 552 p. ISBN 978-0-471-70858-2.
10. Goodfellow I. Deep Learning. Cambridge : MIT Press, 2016. 775 p. ISBN 978-0-262-03561-3.
11. Hochreiter S. Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural Computation*. 1997. Vol. 9, No. 8. P. 1735 - 1780. DOI: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>.
12. Zadeh L. A. Fuzzy sets. *Information and Control*. 1965. Vol. 8, No. 3. P. 338-353. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X).
13. Kalman R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME. Series D. Journal of Basic Engineering*. 1960. Vol. 82. P. 35 - 45. DOI: <https://doi.org/10.1115/1.3662552>.
14. Zhan Q., Shen R., Mao, Y., Shu, Y., Shen, L., Yang, L., Zhang, J., Sun, C., Guo, F., Lu, Y. Adaptive Federated Kalman Filtering with Dimensional Isolation for Unmanned Aerial Vehicle Navigation in Degraded Industrial Environments. *Drones*. 2025. №. 9 (3). Article 168. DOI: <https://doi.org/10.3390/drones9030168>.
15. Sanket N. J., Parameshwara C. M., Singh C. D., Kuruttukulam A. V., Fermüller C., Scaramuzza D., Aloimonos Y. EVDodgeNet: Deep Dynamic Obstacle Dodging with Event Cameras. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2020. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.02919>

References

1. Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 79(8), 2554–2558. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC346238/>
2. Li, J. (2025). LSTM-Kalman fusion for UAV altitude estimation under non-Gaussian noise. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 61(1), 123–132. <https://doi.org/10.18280/ts.420242>
3. Zou, Z., Yang, S., & Zhao, L. (2024). Dual-loop control and state prediction analysis of QUAV trajectory tracking based on biological swarm intelligent optimization algorithm. *Scientific Reports*, 14, Article 19091. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-69911-5>
4. Åström, K. J., & Hägglund, T. (1995). *PID controllers: Theory, design and tuning*. Instrument Society of America (ISA). 1995.343p.
5. Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction* (2nd ed.). MIT Press. 552 p.
6. Kownacki, C., Romaniuk, S., & Derlatka, M. (2025). Applying neural networks as direct controllers in position and trajectory tracking algorithms for holonomic UAVs. *Scientific Reports*, 15, Article 12605. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-97215-9>
7. Huang, G., Hu, M., Yang, X., Wang, X., Wang, Y., & Huang, F. (2024). A review of constrained multi-objective evolutionary algorithm-based unmanned aerial vehicle mission planning: Key techniques and challenges. *Drones*, 8(7), Article 316. <https://doi.org/10.3390/drones8070316>
8. Tang, R., Tang, J., Abu Talip, M. S., Aridas, N. K., & Xu, X. (2025). Enhanced multi-agent coordination algorithm for drone swarm patrolling in durian orchards. *Scientific Reports*, 15, Article 9139. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-88145-7>
9. Simon, D. (2006). *Optimal state estimation*. Wiley. 552 p.
10. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press. 775 p.
11. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
12. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
13. Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME. Series D: Journal of Basic Engineering*, 82, 35–45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552>
14. Zhan, Q., Shen, R., Mao, Y., Shu, Y., Shen, L., Yang, L., Zhang, J., Sun, C., Guo, F., & Lu, Y. (2025). Adaptive federated Kalman filtering with dimensional isolation for unmanned aerial vehicle navigation in degraded industrial environments. *Drones*, 9(3), Article 168. <https://doi.org/10.3390/drones9030168>
15. Sanket, N. J., Parameshwara, C. M., Singh, C. D., Kuruttukulam, A. V., Fermüller, C., Scaramuzza, D., & Aloimonos, Y. (2020). EVDodgeNet: Deep dynamic obstacle dodging with event cameras. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.02919>