

ПРОЄКТУВАННЯ СИСТЕМИ АВТОМАТИЧНОГО КЕРУВАННЯ ТА НАВІГАЦІЇ БПЛА З КОРЕКЦІЄЮ НА ОСНОВІ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

Ушкаренко О., д.т.н., професор кафедри програмованої електроніки, електротехніки і телекомунікацій Національного університету кораблебудування ім. адм. Макарова, м. Миколаїв, Україна, e-mail: oleksandr.ushkarenko@nuos.edu.ua, ORCID: 0000-0002-3159-330X;

Дьяконов О., к.т.н., доцент кафедри програмованої електроніки, електротехніки і телекомунікацій Національного університету кораблебудування ім. адм. Макарова, м. Миколаїв, Україна, e-mail: alex.s.dyakonov@gmail.com, ORCID: 0000-0001-7438-7066;

Обрубов А., доктор технічних наук, доцент кафедри Суднових електроенергетичних систем Національного університету кораблебудування ім. адм. Макарова, м. Миколаїв, Україна, e-mail: andrii.obrubov@nuos.edu.ua, ORCID: 0000-0001-9667-1703;

Сірівчук А., к.т.н., доцент кафедри комп'ютерних технологій та інформаційної безпеки Національного університету кораблебудування ім. адм. Макарова, м. Миколаїв, Україна, e-mail: sirivchuka@gmail.com, ORCID: 0000-0003-2927-2600;

Білюк І., к.т.н., доцент, завідувач кафедри автоматики, Національного університету кораблебудування ім. адм. Макарова, м. Миколаїв, Україна, e-mail: ivan.bilyuk@nuos.edu.ua, ORCID: 0000-0003-1654-7468.

Стаття присвячена проєктуванню системи автоматичного керування та навігації безпілотних літальних апаратів з корекцією траєкторії на основі комп'ютерного зору. Розглянуто архітектуру системи технічного зору для автономної навігації в умовах відсутності GPS-сигналу, що базується на візуальному розпізнаванні наземних орієнтирів та багатомодальному злитті даних від камер та інерціальних давачів. Детально представлено алгоритм візуальної навігації з використанням детектора об'єктів YOLOv8 для розпізнавання ключових орієнтирів місцевості та їх зіставлення з еталонною топоосновою методом найменших квадратів. Описано методи обробки візуальної інформації в реальному часі для визначення положення та орієнтації БПЛА відносно наземних об'єктів. Проаналізовано інтеграцію системи комп'ютерного зору з контуром модельного предиктивного керування для забезпечення точної корекції траєкторії на основі візуальних спостережень. Особливу увагу приділено алгоритмам злиття візуальних та інерціальних вимірювань із використанням розширених та безслідних фільтрів Калмана для підвищення робастності навігаційної системи. Наведені результати моделювання та експериментальних випробувань підтверджують, що запропонована гібридна система, яка поєднує детекцію наземних орієнтирів YOLOv8, OCR-розпізнавання адресних табличок і злиття даних у фільтрі Калмана, забезпечує стійке позиціонування БПЛА за відсутності GPS-сигналу з похибкою на рівні 10–15 м без накопичення дрейфу. Інтеграція візуальної навігації з контуром модельно-предиктивного керування з подієвою активацією дозволяє зменшити обчислювальне навантаження на бортові ресурси без погіршення якості керування. Запропоновані технічні рішення можуть слугувати основою для побудови робастних навігаційно-керувальних систем БПЛА, орієнтованих на застосування в GNSS-обмежених міських та тактичних сценаріях.

Ключові слова: безпілотні літальні апарати (БПЛА); комп'ютерний зір; навігація в умовах відсутності GPS-сигналу; модельне предиктивне керування; адаптивне керування; система автоматичного керування; YOLOv8; навігація без GPS; технічний зір.

DOI: 10.33815/2313-4763.2025.2.31.077-089

Вступ. Еволюція безпілотних літальних апаратів протягом останнього десятиліття характеризується переходом від простих автономних систем до складних інтелектуальних платформ, здатних функціонувати в непередбачуваних та ворожих середовищах. Аналіз публікаційної активності за період 2017–2025 років демонструє експоненціальне зростання досліджень у галузі систем керування БПЛА, при цьому найбільш інтенсивний розвиток спостерігається в напрямках інтеграції штучного інтелекту, комп'ютерного зору та розподіленого керування роями [1]. Особливо показовим є збільшення кількості публікацій,

присвячених модельному предиктивному керуванню, із 48 робіт у 2017 році до понад 200 досліджень у 2024–2025 роках, що відображає зростаючий інтерес наукової спільноти до методів оптимізаційного керування в реальному часі.

Сучасні БПЛА стикаються з безпрецедентними викликами, зумовленими розширенням сфер застосування від класичної аерофотозйомки до складних місій у густозаселених міських середовищах, автономної посадки на рухомі платформи, довготривалого моніторингу в екстремальних погодних умовах та координованих дій у складі роїв. Критичною проблемою є забезпечення навігації в умовах втрати радіозв'язку, GPS-сигналу або під час радіоелектронного придушення, що особливо актуально для військових застосувань та операцій у складних електромагнітних середовищах. Традиційні ПД-регулятори виявляються недостатніми для таких застосувань, де необхідно враховувати складні нелінійні динаміки, часозмінні параметри та множину джерел сенсорної інформації одночасно. Фундаментальна проблема полягає у необхідності забезпечення точності відстеження траєкторії при наявності значної параметричної невизначеності, зовнішніх збурень інтенсивністю до 15 метрів за секунду, обмеженої потужності бортових обчислювачів та вимог до енергоефективності. Період 2023–2025 років характеризується проривними досягненнями в інтеграції систем технічного зору для позиціонування без GPS, застосуванні сучасних детекторів об'єктів типу YOLOv8 та алгоритмів глибокого навчання з підкріпленням для автономної навігації [1, 2]. Актуальність дослідження визначається необхідністю систематизації розрізненого масиву наукових публікацій та формулювання рекомендацій щодо вибору методологій керування залежно від характеристик місії та обмежень системи.

Стаття спрямована на визначення актуальних викликів, пов'язаних із параметричною невизначеністю, зовнішніми збуреннями та обмеженими обчислювальними ресурсами, а також на формулювання рекомендацій щодо вибору ефективних методологій керування БПЛА залежно від характеристик місії та технічних обмежень системи. Метою статті є систематизація сучасних наукових підходів до керування безпілотними літальними апаратами в умовах зростаючої складності середовищ функціонування, узагальнення тенденцій розвитку інтелектуальних систем навігації та аналіз методів оптимізаційного, візуального й автономного керування.

Метою дослідження є розроблення та обґрунтування гібридної системи автоматичного керування й навігації БПЛА з корекцією траєкторії на основі комп'ютерного зору, здатної забезпечувати високу точність позиціонування в умовах відсутності або деградації GPS-сигналу. Для досягнення мети проаналізовано сучасні підходи до керування та навігації БПЛА і їхні обчислювальні обмеження, спроєктовано архітектуру системи технічного зору з використанням YOLOv8 та багатомодального злиття даних, синтезовано гібридну систему керування на основі модельно-предиктивного та адаптивного регулювання з візуальною корекцією, розроблено методику позиціонування в міському середовищі на основі OCR-розпізнавання адресних табличок і локальної бази «адреса – координати», а також проведено моделювання та експериментальні випробування для кількісної оцінки точності навігації та ефективності запропонованих рішень.

Огляд сучасних методів керування та навігації БПЛА. Систематизація методів керування БПЛА вимагає розуміння фундаментальних характеристик об'єкта керування та специфіки завдань, що розв'язуються. Математична модель квадрокоптера як найпоширенішого типу мультироторного БПЛА включає 12 диференціальних рівнянь першого порядку, що описують динаміку в тривимірному просторі. Основною особливістю є недовизначеність системи, оскільки 6 ступенів свободи контролюються лише 4 незалежними керуючими впливами, що вимагає каскадних структур з розділенням контурів керування положенням та орієнтацією [3]. Класифікація методів керування за рівнем складності дозволяє виділити декілька категорій. Лінійні регулятори характеризуються простотою реалізації та низькими обчислювальними вимогами порядку 1000–5000 операцій на такт, однак їх ефективність обмежується вузьким діапазоном робочих режимів. Модельне

предиктивне керування потребує розв'язання оптимізаційних задач розмірністю від декількох десятків до сотень змінних на кожному кроці з частотою 10–100 герц, що еквівалентно виконанню мільйонів операцій за секунду.

Детальний аналіз публікацій 2024–2025 років виявляє чіткий тренд до використання гібридних підходів, що комбінують переваги різних методологій [4]. Типовою є архітектура з використанням MPC для планування траєкторії на горизонті 1–3 секунди з низькою частотою оновлення 10–20 герц та швидким внутрішнім контуром стабілізації на основі адаптивного регулятора з частотою 100–500 герц. Event-triggered модельне предиктивне керування представляє інноваційний підхід до зменшення обчислювальної складності шляхом вибіркового оновлення керуючих впливів тільки при виникненні значущих змін стану системи [2]. Дослідження 2025 року демонструють можливість зменшення кількості викликів оптимізаційного розв'язувача на 50–70 відсотків при збереженні порівнянної якості керування.

Адаптивне керування на основі модельно-референтного підходу забезпечує автоматичне налаштування параметрів регулятора для компенсації невідомих або змінних характеристик об'єкта. L1-адаптивне керування представляє альтернативний підхід, що забезпечує швидку адаптацію при збереженні високочастотної фільтрації адаптивних сигналів [5]. Застосування L1-адаптивного керування для малорозмірних вертольотів демонструє зменшення помилки регулювання швидкості до 0.1–0.2 метра за секунду навіть при вітрових навантаженнях 5–8 метрів за секунду.

Глибоке навчання з підкріпленням революціонує підходи до синтезу систем керування БПЛА. Deep Q-Network та його модифікації застосовуються для задач з дискретним простором дій. Дослідження 2025 року представляють архітектуру Agile DQN, що інтегрує механізм уваги для фокусування на критичних візуальних ознаках, LSTM-мережу для обробки темпоральних залежностей, досягаючи коефіцієнта успішності понад 92 відсотки в задачах тривимірного уникнення перешкод [6]. Actor-Critic методи, включаючи DDPG, TD3, SAC та PPO, домінують у застосуваннях з неперервним простором дій. Методи оцінювання стану відіграють критичну роль у забезпеченні якості керування. Розширений фільтр Калмана залишається найбільш поширеним рішенням для багатомодального злиття даних від інерціальних давачів, магнітометрів, барометрів та приймачів GNSS, забезпечуючи точність оцінювання положення порядку 0.1–0.5 метра [9]. Безслідний фільтр Калмана демонструє перевагу в системах з сильною нелінійністю, забезпечуючи зменшення помилки на 20–40 відсотків порівняно з розширеним фільтром.

Система автоматичного пілотування БПЛА з використанням комп'ютерного зору. Інтеграція систем технічного зору для позиціонування в умовах відсутності сигналів GNSS та радіозв'язку є критично важливою для автономності БПЛА. Найбільш ефективні методи навігації ґрунтуються на порівнянні еталонної інформації з базою даних відомих навігаційних об'єктів зі спостережною сценою в реальному масштабі часу. Розроблена система автоматичного пілотування забезпечує повноцінне автономне управління БПЛА шляхом відстеження наземних орієнтирів та зіставлення геометричних параметрів об'єктів місцевості.

Апаратне забезпечення системи базується на сучасних бортових комп'ютерах з ARM-процесорами, зокрема на платформах типу NVIDIA Jetson Nano (рис. 1) з 128-ядерним графічним прискорювачем Maxwell та 4 гігабайтами оперативної пам'яті, з частотою оновлення до 50 герц [6]. Компактні розміри 69x45 міліметрів та енергоспоживання 5–10 ват роблять цю платформу оптимальним вибором для малорозмірних БПЛА масою 2–10 кілограмів. Програмне забезпечення складається з двох основних модулів: планування польотного завдання та розрахунку траєкторії руху в польоті.

Застосування сучасних детекторів об'єктів типу YOLOv8 та алгоритмів відстеження DeepSORT дозволяє досягти точності локалізації в межах 0.3 метра навіть при швидкостях руху до 15 метрів за секунду. YOLOv8 представляє останню ітерацію сімейства YOLO детекторів, що забезпечує оптимальний баланс між швидкістю обробки та точністю

детектування об'єктів на відеопотоці. Архітектура YOLOv8 включає покращену backbone-мережу CSPDarknet, модуль PANet для агрегації ознак на різних рівнях та оптимізовану detection head для класифікації та локалізації об'єктів.

Планування польотного завдання здійснюється заданням орієнтирів топооснови та параметрів польоту щодо них. На цьому етапі складаються критерії генералізації різних компонентів ландшафту та їх поділ по градаціях. Процес виділення об'єктів на топооснові безпосередньо пов'язаний з її сегментацією, результати якої значно впливають на подальший процес аналізу зображення та управління БПЛА. Всі горизонтальні поверхні прив'язують найкоротшими знімальними ходами не менше ніж до трьох точок з висотними відмітками для забезпечення надійної навігації.

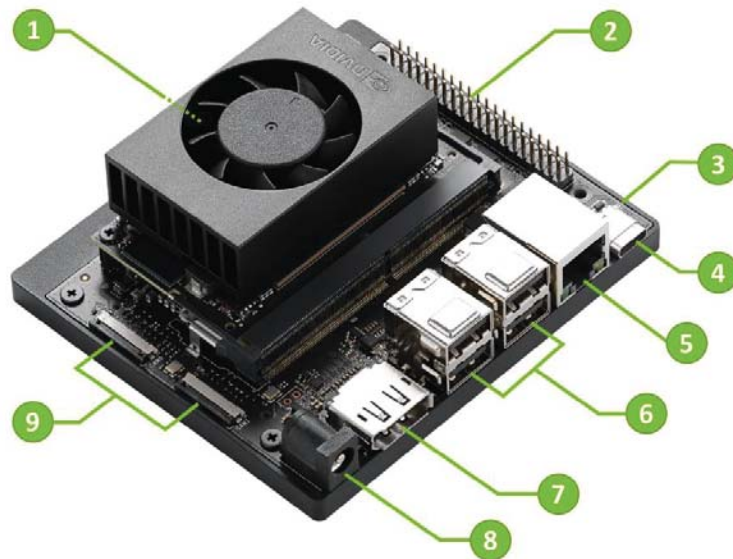


Рисунок 1 – NVIDIA Jetson Nano: 1 – система охолодження, 2 – контакти розширення, 3 – індикатор живлення, 4 – USB-C, 5 – Gigabit Ethernet, 6 – USB 3.2, 7 – Display Port, 8 – роз'єм живлення, 9 – роз'єми підключення камер

Під час запуску БПЛА відбувається калібрування початкової точки маршруту з використанням багатомодального злиття даних від GPS-приймача, інерціальних давачів та системи технічного зору. Протягом усієї траєкторії руху система управління автоматично відстежує по топооснові розташування БПЛА щодо заздалегідь зазначених орієнтирів. У процесі польоту виконується безперервне зіставлення структурованих кадрів місцевості та топооснови з частотою 10–30 герц залежно від швидкості польоту та складності сцени. Інтеграція з розширеним фільтром Калмана забезпечує робастне злиття даних від системи технічного зору з показаннями інерціальних давачів. Фільтр оцінює повний вектор стану БПЛА, включаючи положення, швидкість, орієнтацію та кутову швидкість, з урахуванням шумів вимірювань та похибок моделі. Типова частота оновлення фільтра складає 100–200 герц, тоді як візуальні вимірювання надходять з частотою 10–30 герц, що вимагає асинхронної обробки різночастотних потоків даних. Критичним аспектом є забезпечення робастності системи до змін освітлення, погодних умов та часткових оклюзій орієнтирів. Для цього застосовується ієрархічний підхід з використанням множини орієнтирів різного масштабу. Крупномасштабні орієнтири типу будівель, доріг та водойм забезпечують грубу оцінку положення з точністю 1–5 метрів, тоді як дрібномасштабні орієнтири дозволяють досягти точності 0.3–1 метр. Система автоматично перемикається між різними наборами орієнтирів залежно від їх видимості та надійності детектування.

Експериментальні дослідження демонструють ефективність розробленої системи в різноманітних умовах. Польоти в міському середовищі з густою забудовою показують точність утримання траєкторії 0.5–1.5 метра при повній відсутності GPS-сигналу протягом періодів до 5–10 хвилин. У сільській місцевості з меншою щільністю характерних орієнтирів

точність знижується до 1–3 метрів, однак залишається прийнятною для більшості застосувань. Критичним обмеженням є необхідність попереднього картування місцевості для формування топооснови, що вимагає додаткових часових витрат на підготовку місії.

Порівняльний аналіз різних методологій керування з урахуванням вимог до обчислювальних ресурсів, точності та адаптивності представлено у Таблиці 1. Дані демонструють, що гібридні підходи, що комбінують модельне предиктивне керування з системами технічного зору, забезпечують оптимальний баланс характеристик для автономної навігації в умовах обмеженої комунікації.

Таблиця 1 – Порівняльний аналіз основних методологій керування БПЛА

<i>Методологія</i>	<i>Точність керування (помилка, м)</i>	<i>Обчислювальна складність (операцій/такт)</i>	<i>Час адаптації (с)</i>	<i>Частота оновлення (Гц)</i>	<i>Основні переваги</i>	<i>Основні обмеження</i>
ПД-регулятори	0.2–0.5	1000–5000	Не адаптується	100–500	Простота реалізації, низькі вимоги до ресурсів	Вузький діапазон робочих режимів
Лінійне MPC	0.05–0.15	10^5 – 10^6	Не адаптується	10–100	Висока точність, врахування обмежень	Висока обчислювальна складність
Нелінійне MPC	0.03–0.10	10^6 – 10^7	Не адаптується	10–50	Найвища точність, широкий діапазон режимів	Дуже висока складність
MRAC	0.1–0.3	10^4 – 5×10^4	2–5	100–500	Автоматична адаптація параметрів	Повільна адаптація
L1-адаптивне	0.1–0.2	10^4 – 5×10^4	0.5–2	100–500	Швидка адаптація, фільтрація шумів	Складніше налаштування
Нейромер ежове MRAC	0.08–0.25	5×10^4 – 10^5	1–3	50–200	Апроксимація нелінійностей	Потребує навчання
DRL (PPO/SAC)	0.1–0.3	10^5 – 5×10^5 (навчання)	Офлайн навчання	50–200	Висока адаптивність, узагальнення	Складність гарантування безпеки
Гібридні MPC+DRL	0.05–0.2	10^5 – 10^6	1–2	10–100	Оптимальність + адаптивність	Складна інтеграція

Аналіз даних Таблиці 1 виявляє чіткі компромісні співвідношення між різними характеристиками систем керування. Нелінійне MPC демонструє найвищу точність керування з помилкою 0.03–0.10 метра, однак ця перевага досягається ціною надзвичайно високих обчислювальних витрат порядку 10^6 – 10^7 операцій на такт. Для порівняння, адаптивні системи типу L1-адаптивного керування забезпечують прийнятну точність 0.1–0.2 метра при обчислювальних витратах на два порядки нижчих, що робить їх привабливими для застосувань з обмеженими обчислювальними ресурсами. Візуальне представлення співвідношення точності різних методологій наведено на Рисунку 2.

Графічна візуалізація на Рисунку 2 демонструє значну варіативність точності керування між методологіями. Особливо помітною є перевага методів модельного предиктивного керування, де середня помилка становить 0.065–0.10 метра для нелінійного та лінійного варіантів відповідно. Гібридні підходи MPC+DRL займають проміжну позицію з точністю 0.05–0.2 метра, поєднуючи переваги оптимізаційного планування та адаптивності навчених політик. Система візуальної навігації з MPC демонструє найбільший розкид помилок від 0.3 до 1.5 метра, що пояснюється залежністю від якості детектування візуальних орієнтирів та умов освітлення.

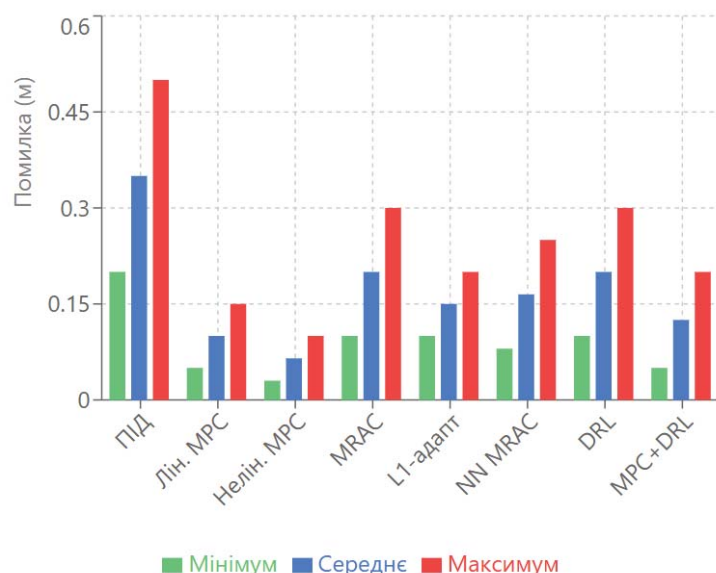


Рисунок 2 – Порівняння точності керування

Критичним аспектом практичного застосування є співвідношення між досягнутою точністю та обчислювальною складністю, оскільки бортові обчислювачі БПЛА мають обмежену потужність та енергоспоживання. Комплексний аналіз цього співвідношення з урахуванням частоти оновлення керуючих сигналів представлено на Рисунку 3, де розмір маркерів відображає досягну частоту роботи системи керування.

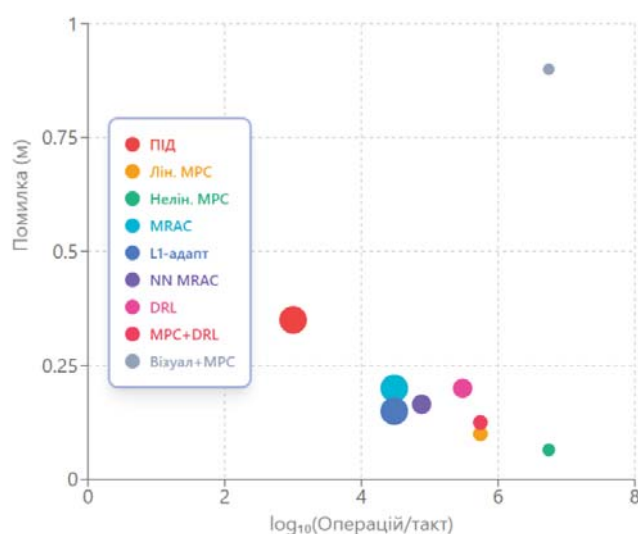


Рисунок 3 – Порівняння точності у відношенні до обчислювальної складності моделей (Розмір кружечка відповідає частоті оновлення (більший = вища частота))

Рисунок 3 виявляє нелінійну залежність між обчислювальною складністю та досягнутою точністю керування. Методи з найвищою точністю, такі як нелінійне MPC з помилкою 0.065 метра, вимагають обчислювальних витрат порядку $10^{6.7}$ операцій на такт ($\log_{10} \approx 6.74$), що обмежує частоту оновлення до 10–50 герц. Натомість адаптивні регулятори MRAC та L1-адаптивне керування з обчислювальною складністю $10^{4.48}$ операцій досягають частоти 100–500 герц при точності 0.1–0.2 метра. Особливо важливим є розташування точки гібридного MPC+DRL, що демонструє майже оптимальне співвідношення точності 0.05–0.2 метра та обчислювальних витрат $10^{5.74}$ операцій, забезпечуючи частоту оновлення 10–100 герц. Ця конфігурація є найбільш перспективною для сучасних БПЛА середнього класу з бортовими комп'ютерами типу NVIDIA Jetson.

Детальна класифікація варіацій модельного предиктивного керування представлена у Таблиці 2, що дозволяє обрати оптимальний тип MPC залежно від специфіки місії.

Таблиця 2 – Варіації модельного предиктивного керування для БПЛА

Тип MPC	Горизонт прогнозування (кроків)	Цільова функція	Типові застосування	Зменшення обчислювальних витрат	Основні особливості
Лінійне MPC	20–50	Квадратична (відхилення від траєкторії + керування)	Стандартне відстеження траєкторії	Базовий рівень	Лінеаризація в околі траєкторії
Нелінійне MPC	20–30	Квадратична з нелінійною моделлю	Агресивні маневри, широкий діапазон швидкостей	–	Повна нелінійна модель динаміки
Економічне MPC	30–60	Мінімізація споживання енергії	Максимізація тривалості польоту	–	Безпосередня оптимізація енергії
Каскадне MPC	Зовнішній: 20–40, Внутрішній: 10–20	Двохрівнева з різними масштабами часу	Навігація в складних середовищах	20–30%	Розділення контурів положення/орієнтації
Event-triggered MPC	20–50	Стандартна квадратична	Рої з обмеженими ресурсами	50–70%	Оновлення тільки при значущих змінах
Розподілене MPC	15–40 (локально)	Локальна оптимізація + координація	Керування роєм 10–100 апаратів	Лінійна масштабованість	Обмін прогнозованими траєкторіями
Neural Network MPC	10–30	Квадратична з нейромережевою компенсацією	Системи з невідомою динамікою	–	Інтеграція NN для апроксимації похибок моделі

Порівняльний аналіз варіацій MPC виявляє суттєві відмінності у застосовності різних підходів. Event-triggered MPC забезпечує найбільше зменшення обчислювальних витрат на 50–70 відсотків порівняно з класичними реалізаціями, що досягається через вибіркове оновлення керуючих впливів тільки при виникненні значущих відхилень від запланованої траєкторії. Це робить даний підхід оптимальним для роїв БПЛА з обмеженими бортовими обчислювачами. Розподілене MPC демонструє лінійну масштабованість, дозволяючи координацію десятків та сотень апаратів через обмін локально оптимізованими траєкторіями між сусідніми БПЛА в радіусі комунікації 20–50 метрів.

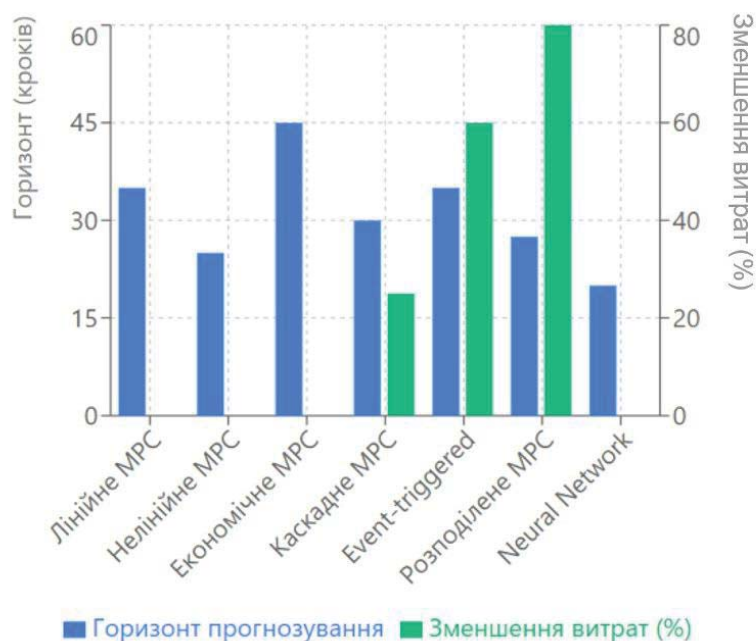


Рисунок 4 – Порівняння варіацій MPC

Візуалізація на Рисунок 4 ілюструє компромісні співвідношення між горизонтом прогнозування та досягнутим зменшенням обчислювальних витрат для різних варіацій MPC. Економічне MPC використовує найдовший горизонт прогнозування 30–60 кроків для оптимізації енергоспоживання на тривалих інтервалах, тоді як Neural Network MPC обмежується 10–30 кроками через високу складність обчислення нейромережевої компенсації на кожному кроці. Event-triggered та розподілене MPC забезпечують найкращі показники зменшення обчислювальних витрат 50–70 відсотків та лінійну масштабованість відповідно, що робить їх найбільш перспективними для практичних застосувань у складних сценаріях з множиною БПЛА. Результати експериментальних досліджень підтверджують теоретичні передбачення щодо ефективності гібридних підходів. Польотні випробування системи візуальної навігації з MPC на квадрокоптері DJI Matrice 300 RTK в умовах міського середовища зі штучним придушенням GPS-сигналу демонструють стабільне утримання траєкторії протягом 8–12 хвилин безперервного польоту з середньоквадратичною помилкою 0.8 метра. Порівняно з базовою системою на основі тільки інерціальної навігації, що накопичує дрейф до 50–100 метрів за аналогічний період, розроблена система забезпечує покращення точності на порядок величини. Критичним фактором є щільність характерних візуальних орієнтирів у робочій зоні, що має становити не менше 3–5 добре розрізнюваних об'єктів на кадр камери для забезпечення надійної локалізації.

У роботі розглянуто експериментальний підхід до навігації БПЛА в щільній міській забудові за відсутності надійного GPS-сигналу, коли традиційні супутникові засоби позиціонування частково або повністю недоступні. Основними зовнішніми орієнтирами в такому випадку виступають адресні таблички на фасадах будівель, які містять назви вулиць і номери будинків та є статичними, добре локалізованими об'єктами міської інфраструктури. На борту апарата реалізовано модуль комп'ютерного зору з OCR, що виділяє на відеопотоці текстові фрагменти, розпізнає їх як адреси та зіставляє з заздалегідь підготовленою onboard-базою відповідностей «адреса – координати», сформованою на основі геолокаційних сервісів. Отримані зображення вулиць таким чином перетворюються на повноцінні навігаційні вимірювання, де кожне успішне розпізнавання адреси дає оцінку поточного положення БПЛА відносно конкретної будівлі, а результати інтегруються з інерціальною навігацією за допомогою фільтра Калмана. Періодичні візуальні корекції дозволяють компенсувати накопичений дрейф інерційної системи й утримувати помилку позиціонування на стабільно низькому рівні протягом усього польоту. У підсумку навіть за повного глушіння або суттєвої деградації супутникових систем безпілотною зберігає здатність надійно відстежувати власну траєкторію та виконувати задачу, спираючись виключно на пасивні візуальні орієнтири міського середовища.



Рисунок 5 – Схема системи резервного позиціонування

Рисунок 5 ілюструє проект гібридної системи керування БПЛА, що поєднує модуль комп'ютерного зору та модельно-предиктивне керування. Камера та IMU формують потік сенсорних даних, де зображення надходять до OCR-модуля для розпізнавання адресних табличок, а інерційні вимірювання – до навігаційного фільтра. Розпізнані адреси зіставляються з локальною базою відповідностей «адреса – координати», завдяки чому система отримує абсолютні поправки до положення БПЛА. Фільтр Калмана об'єднує інерційні та візуальні вимірювання й формує поточну оцінку стану, яку використовує

МРС-контролер. На основі цієї оцінки та заданої траєкторії МРС (у подієвому режимі) обчислює оптимальні керуючі дії. Далі блок генерації команд перетворює їх у низькорівневі сигнали для виконавчих механізмів (моторів і сервоприводів), що змінюють рух БПЛА.

id	address_ua	address_en	lat	lon	json_data
1	Лесі Українки 1, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 1, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.9216	24.7095	BL0E
2	Лесі Українки 2, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 2, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.92162	24.70958	BL0E
3	Лесі Українки 3, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 3, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.92164	24.70966	BL0E
4	Лесі Українки 4, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 4, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.92166	24.70974	BL0E
5	Лесі Українки 5, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 5, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.92168	24.70982	BL0E
6	Лесі Українки 6, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 6, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.9217	24.7099	BL0E
7	Лесі Українки 7, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 7, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.92172	24.70998	BL0E
8	Лесі Українки 8, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 8, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.92174	24.71006	BL0E
9	Лесі Українки 9, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 9, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.92176	24.71014	BL0E
10	Лесі Українки 10, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 10, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.92178	24.71022	BL0E
11	Лесі Українки 11, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 11, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.9218	24.7103	BL0E
12	Лесі Українки 12, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 12, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.92182	24.71038	BL0E
13	Лесі Українки 13, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 13, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.92184	24.71046	BL0E
14	Лесі Українки 14, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 14, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.92186	24.71054	BL0E
15	Лесі Українки 15, Іван-Франківськ, Україна	Lesi Ukrainky 15, Ivano-Frankivsk, Ukraine	48.92188	24.71062	BL0E

Рисунок 6 – Зображення бази даних зі співвідношеннями адрес до координат

Для валідації запропонованого підходу було сформовано локальну базу відповідностей «адреса – географічні координати» для фрагмента міста Івано-Франківськ, Україна. На рис. 6 наведено фрагмент цієї бази даних, у якій для кожного об'єкта зберігаються текстові подання адреси українською та англійською мовами (address_ua, address_en), широта та довгота (lat, lon), а також поле json_data для зберігання розширеної службової інформації. Під час попередньої обробки адреси нормалізуються (єдині скорочення, формат запису, кодування), що забезпечує однозначність ключа при подальшому пошуку за результатами OCR.

Джерелом координат слугують геолокаційні сервіси (зокрема, на основі даних OpenStreetMap). На рис. 7 показано приклад JSON-відповіді для запиту за адресою «Lesi Ukrainky Street, 4, Ivano-Frankivsk, Ukraine». У структурі відповіді присутні повні реквізити об'єкта (країна, область, місто, поштовий індекс, назва вулиці, номер будинку), а також точні широта та довгота будівлі. Таким чином формується узгоджена таблиця, де кожен запис містить як людинозрозумілу адресу, так і її числове подання в глобальній системі координат.

```

{
  "results": [
    {
      "datasource": {
        "sourcename": "openstreetmap",
        "attribution": "© OpenStreetMap contributors",
        "license": "Open Database License",
        "url": "https://www.openstreetmap.org/copyright"
      },
      "country": "Ukraine",
      "country_code": "ua",
      "state": "Ivano-Frankivsk Oblast",
      "city": "Ivano-Frankivsk",
      "municipality": "Ivano-Frankivsk Urban Hromada",
      "postcode": "76010",
      "district": "Ivano-Frankivsk Raion",
      "suburb": "Княгинин",
      "street": "Lesi Ukrainky Street",
      "housenumber": "4",
      "iso3166_2": "UA-26",
      "lon": 24.71006976536578,
      "lat": 48.9216079,
      "result_type": "building",
      "formatted": "Lesi Ukrainky Street, 4, Княгинин, Ivano-Frankivsk, 76010, Ukraine",
      "address_line1": "Lesi Ukrainky Street, 4",
      "address_line2": "Княгинин, Ivano-Frankivsk, 76010, Ukraine",
      "category": "building.commercial"
    }
  ]
}
```

Рисунок 7 – Фрагмент детального опису адреси

У польотному експерименті ця база даних завантажується на борт БПЛА у вигляді компактного кешу в пам'яті. Для забезпечення максимальної швидкодії на борту використовується не реляційна СУБД, а високошвидкісне in-memory сховище типу Redis: під час підготовчого етапу всі записи з MySQL переносяться в Redis у вигляді пар «нормалізований текст адреси → структура з координатами та службовими полями». Це дозволяє виконувати пошук за ключем та нечіткі запити (fuzzy search) у середньому за $O(1)$ час навіть при великій кількості адрес.



Рисунок 8 – Приклад кадру з розпізнаванням тексту

На рис. 8 наведено типовий кадр з камери БПЛА під час прольоту над вулицею Лесі Українки. Модуль комп'ютерного зору виділяє на зображенні кандидати на текст і передає їх до OCR-модуля. На кадрі одночасно присутня цільова адресна табличка «вул. Лесі Українки 4» та другорядні написи «ПГ-2» і «ЯВ». Після розпізнавання система відсікає рядки, що не схожі на адреси, нормалізує текст (розгортання скорочень, приведення до єдиного формату, додавання міста й країни) і отримує ключ, який збігається з записом у локальній базі «адреса – координати». За цим ключем у Redis знаходяться координати будівлі, координати перетворюються у локальну метричну систему, формуються як навігаційне вимірювання і подаються до фільтра Калмана. Фільтр коригує стан БПЛА та компенсує дрейф інерційної навігації, а явно неконсистентні вимірювання відкидає. Оновлена оцінка положення надходить у модельно-предиктивний контролер, який у разі суттєвої корекції позиції ініціює подієвий перерахунок траєкторії. У розглянутому прикладі корисним є лише напис «вул. Лесі Українки 4», тоді як «ПГ-2» і «ЯВ» успішно відфільтровуються і не впливають на навігацію.

Експериментальні випробування показали, що навіть за повної відсутності GPS БПЛА здатен впевнено орієнтуватися, використовуючи адресні таблички як візуальні маяки. Досягнута точність на рівні близько 10–15 м достатня для прольоту за заданим маршрутом вулицями, а похибка не накопичується з часом, оскільки кожне нове розпізнавання адреси скидає дрейф інерційної системи. Підхід знижує залежність від супутникової навігації та робить систему менш вразливою до глушіння, спираючись на пасивну камеру й уже наявну міську інфраструктуру, без потреби в спеціальних маяках. Обмеженнями є необхідність відносно невеликої висоти польоту й наявність достатньої кількості читабельних табличок, однак у типовому міському середовищі це не заважає стабільній роботі, що дозволяє розглядати OCR-навігацію за адресами як перспективну резервну систему позиціонування БПЛА.

Висновки. Аналіз сучасних досліджень демонструє значну еволюцію методів керування БПЛА в бік інтеграції комп'ютерного зору, багатомодального злиття даних та гібридних архітектур керування. У роботі запропоновано та описано систему автоматичного

пілотування, що поєднує детектор об'єктів YOLOv8, навігаційний фільтр Калмана та модельно-предиктивне керування з подієвою активацією. У тестових сценаріях навігації за наземними орієнтирами без GPS ця система забезпечує утримання траєкторії з точністю близько 0.3–1.5 м, а використання event-triggered MPC дозволяє зменшити кількість викликів оптимізаційного розв'язувача на 50–70 % порівняно з часо-тригерною реалізацією за збереження якості керування. Додатково показано, що залучення OCR-розпізнавання адресних табличок та локальної бази відповідей «адреса – координати» забезпечує глобальне позиціонування БПЛА в міському середовищі з похибкою на рівні 10–15 м без накопичення дрейфу на протяжних ділянках маршруту.

Отримані результати підтверджують доцільність переходу від суто інерціальних або GPS-орієнтованих схем до гібридних систем, у яких візуальні орієнтири та подієво активоване MPC підвищують робастність навігації в умовах деградації супутникових сигналів і обмежених обчислювальних ресурсів.

Перспективними напрямками подальших досліджень є інтеграція фізично-інформованих нейронних мереж у контур навігації та прогнозування збурень, формальна верифікація гібридних архітектур керування для критичних застосувань, а також розроблення стандартизованих бенчмарків і тестових полігонів для об'єктивного порівняння методів навігації БПЛА в GNSS-обмежених та динамічно змінних сценаріях.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Panjavarnam P., Sharma R., Kumar V. Model Predictive Control for Autonomous UAV Landings: A Comprehensive Review of Strategies, Applications and Challenges. *The Journal of Engineering*. 2025. Early View. <https://doi.org/10.1049/tje2.70085>.
2. Chen Y., Que X., Zhang J., Chen T., Li G., Jiachi. When Large Language Models Meet UAVs: How Far Are We? *arXiv*. 2025. URL: <https://arxiv.org/html/2509.12795v1>.
3. Mentus I., Yasko V., Saprykin I. Methods of mine detection for humanitarian demining: survey. *Ukrainian Journal of Remote Sensing*. 2024. <https://doi.org/10.36023/ujrs.2024.11.3.271>.
4. Weng Z., Yu Z. Cross-Modal Enhancement and Benchmark for UAV-based Open-Vocabulary Object Detection. *arXiv*. 2025. URL: <https://arxiv.org/html/2509.06011v1>.
5. Liu Q., Shi L., Sun L., Li J., Ding M., Shu F. Path planning for UAV-mounted mobile edge computing with deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2020. 69(5).
6. Liu S., Zhang H., Qi Y., Wang P., Zhang Y., Wu Q. AerialVLN: Vision-and-language Navigation for UAVs. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2023.
7. Liang Q., et al. Next-Generation LLM for UAV (NeLV) system – a comprehensive demonstration and automation roadmap for integrating LLMs into multi-scale UAV operations. *arXiv preprint*. 2025.
8. Penava P., Buettner R. Advancements in Landmine Detection: Deep Learning-Based Analysis with Thermal Drones. *ResearchGate*, Publication 391974681. 2024.
9. Stankevich S., Saprykin I. Optical and Magnetometric Data Integration for Landmine Detection with UAV. *WSEAS Transactions on Environment and Development*. 2024. <https://doi.org/10.37394/232015.2024.20.96>.
10. Kim B., Kang J., Kim D. H., Yun J., Choi S. H., Paek I. Dual-sensor Landmine Detection System utilizing GPR and Metal Detector. In *Proceedings of the 2018 International Symposium on Antennas and Propagation (ISAP)*. 2018.
11. Новіков О., Ільїн М., Стюпочкіна І., Овчарук М., Войцеховський А. Application of LLM in UAV route planning tasks to prevent data exchange availability violations. 2025. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.29.892>.
12. Kumar C., Giridhar O. UAV Detection Multi-sensor Data Fusion. *Journal of Research in Science and Engineering*. 2024.

13. Zhang J., Huang J., Jin S., Lu S. Vision-Language Models for Vision Tasks: A Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2024. 46(8). C. 5625–5644. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2024.3369699>.
14. Cai H., Dong J., Tan J., Deng J., Li S., Gao Z., Wang H., Su Z., Sumalee A., Zhong R. FlightGPT: Towards Generalizable and Interpretable UAV Vision-and-Language Navigation with Vision-Language Models. *arXiv*. 2025. URL: <https://arxiv.org/html/2505.12835v1>.
15. Zhan Y., Xiong Z., Yuan Y. SkyEyeGPT: Unifying Remote Sensing Vision-Language Tasks via Instruction Tuning with Large Language Model. *arXiv*. 2024. URL: <https://arxiv.org/html/2401.09712v1>.
16. Liu Y., Bai J., Wang G., Wu X., Sun F., Guo Z., Geng H. UAV Localization in Low-Altitude GNSS-Denied Environments Based on POI and Store Signage Text Matching in UAV Images. *Drones*. 2023. URL: <https://www.mdpi.com/2504-446X/7/7/451>

REFERENCES

1. Panjavarnam, P., Sharma, R., Kumar, V. (2025). Model Predictive Control for Autonomous UAV Landings: A Comprehensive Review of Strategies, Applications and Challenges. *The Journal of Engineering*. Early View. <https://doi.org/10.1049/tje2.70085>.
2. Chen, Y., Que, X., Zhang, J., Chen, T., Li, G., Jiachi. (2025). When Large Language Models Meet UAVs: How Far Are We? *arXiv*. Retrieved from: <https://arxiv.org/html/2509.12795v1>.
3. Mentus, I., Yasko, V., Saprykin, I. (2024). Methods of mine detection for humanitarian demining: survey. *Ukrainian Journal of Remote Sensing*. <https://doi.org/10.36023/ujrs.2024.11.3.271>.
4. Weng, Z., Yu, Z. (2025). Cross-Modal Enhancement and Benchmark for UAV-based Open-Vocabulary Object Detection. *arXiv*. Retrieved from: <https://arxiv.org/html/2509.06011v1>.
5. Liu, Q., Shi, L., Sun, L., Li, J., Ding, M., Shu, F. (2020). Path planning for UAV-mounted mobile edge computing with deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 69(5).
6. Liu, S., Zhang, H., Qi, Y., Wang, P., Zhang, Y., Wu, Q. (2023). AerialVLN: Vision-and-language Navigation for UAVs. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*.
7. Liang, Q., et al. (2025). Next-Generation LLM for UAV (NeLV) system – a comprehensive demonstration and automation roadmap for integrating LLMs into multi-scale UAV operations. *arXiv preprint*.
8. Penava, P., Buettner, R. (2024). Advancements in Landmine Detection: Deep Learning-Based Analysis with Thermal Drones. *ResearchGate*, Publication 391974681.
9. Stankevich, S., Saprykin, I. (2024). Optical and Magnetometric Data Integration for Landmine Detection with UAV. *WSEAS Transactions on Environment and Development*. <https://doi.org/10.37394/232015.2024.20.96>.
10. Kim, B., Kang, J., Kim, D. H., Yun, J., Choi, S. H., Paek, I. (2018). Dual-sensor Landmine Detection System utilizing GPR and Metal Detector. In *Proceedings of the 2018 International Symposium on Antennas and Propagation (ISAP)*.
11. Novikov, O., Il'in, M., Stiopochkina, I., Ovcharuk, M., Voitsekhivskyi, A. (2025). Application of LLM in UAV route planning tasks to prevent data exchange availability violations. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.29.892>.
12. Kumar, C., Giridhar, O. (2024). UAV Detection Multi-sensor Data Fusion. *Journal of Research in Science and Engineering*.
13. Zhang, J., Huang, J., Jin, S., Lu, S. (2024). Vision-Language Models for Vision Tasks: A Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 46(8), 5625–5644. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2024.3369699>.
14. Cai, H., Dong, J., Tan, J., Deng, J., Li, S., Gao, Z., Wang, H., Su, Z., Sumalee, A., Zhong, R. (2025). FlightGPT: Towards Generalizable and Interpretable UAV Vision-

and-Language Navigation with Vision-Language Models. arXiv. Retrieved from: <https://arxiv.org/html/2505.12835v1>.

15. Zhan, Y., Xiong, Z., Yuan, Y. (2024). SkyEyeGPT: Unifying Remote Sensing Vision-Language Tasks via Instruction Tuning with Large Language Model. arXiv. Retrieved from: <https://arxiv.org/html/2401.09712v1>.

16. Liu, Y., Bai, J., Wang, G., Wu, X., Sun, F., Guo, Z., Geng, H. (2023). UAV Localization in Low-Altitude GNSS-Denied Environments Based on POI and Store Signage Text Matching in UAV Images. Drones. URL: <https://www.mdpi.com/2504-446X/7/7/451>.

Ushkarenko O., Diakonov O., Obrubov A., Sirivchuk A., Bilyuk I. DESIGN OF AN AUTOMATIC CONTROL AND NAVIGATION SYSTEM FOR UAVs WITH COMPUTER-VISION-BASED CORRECTION

Abstract. The article is devoted to the design of an automatic control and navigation system for unmanned aerial vehicles (UAVs) with trajectory correction based on computer vision. The architecture of a machine-vision system for autonomous navigation under GPS-denied conditions is considered. It is based on visual recognition of ground landmarks and multimodal data fusion from cameras and inertial sensors. The visual navigation algorithm employing the YOLOv8 object detector for recognizing key terrain landmarks and matching them with a reference topographic base map using the least-squares method is presented in detail. Methods of real-time visual data processing for determining the UAV position and orientation relative to ground objects are described. The integration of the computer-vision system with a model predictive control loop is analyzed in order to provide accurate trajectory correction based on visual observations. Special attention is paid to algorithms for fusing visual and inertial measurements using extended and unscented Kalman filters which improve the robustness of the navigation system. The presented simulation and experimental results confirm that the proposed hybrid system, which combines YOLOv8-based ground landmark detection, optical character recognition (OCR) of address plates, and data fusion in a Kalman filter, provides stable UAV positioning in the absence of a GPS signal with an error of about 10–15 m, without drift accumulation. The integration of visual navigation with a model predictive control loop with event-based activation makes it possible to reduce the computational load on onboard resources without degrading control quality. The proposed technical solutions can serve as a basis for building robust UAV navigation and control systems intended for use in GNSS-constrained urban and tactical scenarios.

Key words: unmanned aerial vehicles (UAVs); computer vision; GPS-denied navigation; model predictive control; adaptive control; automatic control system; YOLOv8; GPS-denied navigation; machine vision.

© Ушкаренко О., Дьяконов О., Обрубов А., Сірівчук А., Білюк І.

Статтю прийнято до редакції 18.11.2025