

Нечипоренко В.А.

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

МЕТОДИ КЕРУВАННЯ БПЛА ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

У статті розглянуто актуальні проблеми впровадження систем надійного уникнення об'єктів для автономних безпілотних літальних апаратів (БПЛА), призначених для навігації в густонаселених середовищах. Проаналізовано сучасні методи та підходи до керування БПЛА із застосуванням комп'ютерного зору, що дозволяє уникати перешкод, використовуючи дані зображень як основне джерело інформації. Описано вплив технологій штучного інтелекту (ШІ) на розвиток БПЛА, зокрема використання генеративних змагальних мереж (GAN) для автоматизації проектування оптимальних конструкцій, а також навчання з підкріпленням (RL) для покращення стабільності польоту та ефективності маневрування. Розглянуто застосування генеративних алгоритмів для підвищення точності роботи датчиків БПЛА та використання згорткових нейронних мереж (CNN) для розпізнавання об'єктів і навігації. Акцентовано на важливості оптимізації алгоритмів управління росл БПЛА, які забезпечують координацію дій у реальному часі.

Проаналізовано архітектуру систем керування БПЛА, включаючи автономні та неавтономні системи керування, а також особливості стабілізації руху. Розглянуто методи компенсації помилок інерціальних навігаційних систем (ІНС), зокрема за допомогою фільтра Калмана та рекурентних нейронних мереж (LSTM – RNN), що є важливими для забезпечення точності траєкторії польоту. Особливу увагу приділено проблемам, пов'язаним з використанням візуальних систем в умовах низької видимості, та перевагам багатосенсорних систем, які поєднують дані з різних джерел, таких як камери, лідари, радары та тепловізори, для забезпечення надійного виявлення об'єктів.

Окреслено перспективи подальших досліджень у напрямку вдосконалення систем керування БПЛА, зокрема оптимізації обчислювальних ресурсів, удосконалення алгоритмів компенсації помилок, інтеграції багатосенсорних систем та адаптації до реальних умов експлуатації. Запропоновано вивчення можливостей застосування ШІ для підвищення надійності та ефективності автономних БПЛА у складних умовах, що сприятиме розширенню сфер їх використання та підвищенню ефективності функціонування у різних середовищах.

Ключові слова: БПЛА, управління БПЛА, комп'ютерний зір, оминання перешкод, регулятори, методи керування БПЛА, нейронні мережі (CNN), рекурентні нейронні мережі (LSTM – RNN), навчання з підкріпленням (RL), інерціальні навігаційні систем (ІНС), генеративні змагальні мереж (GAN).

Постановка проблеми. Впровадження системи надійного уникнення об'єктів має вирішальне значення для роботи автономних літальних апаратів, призначених для навігації в густонаселених середовищах. Безпілотні літальні апарати (БПЛА) є самокерованою платформою, яка повинна покладатися на різні типи датчиків для автономної навігації. Системи бачення є одним з варіантів вирішення проблеми уникнення перешкод шляхом використання даних зображень як джерела точної інформації. Відеозображення показали здатність надавати цінну інформацію для більш важливих завдань, як-от уникнення зіткнень. Комп'ютерний зір зараз активно застосовується в робототехніці та автономних транспортних засобах.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Досягнення сучасного штучного інтелекту (ШІ) відкрили

нові можливості для розробки та використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА). До основних категорій ШІ належать машинне навчання, нейронні мережі та алгоритми оптимізації. Оптимізаційні алгоритми можна використовувати для розв'язання багатьох завдань, пов'язаних із поліпшенням функціональності та ефективності БПЛА.

Одна з галузей, де ШІ може бути використаний для розробки БПЛА, – генеративне проектування. Генеративні інверсні мережі (GAN) можуть бути використані для автоматизації процесу створення оптимальної конструкції безпілота. Процес створення оптимальної конструкції безпілота, що враховує особливі вимоги до аеродинаміки, ваги і міцності, можна автоматизувати. Це не тільки спрощує процес розробки, а й сприяє впровадженню інновацій у конструкцію БПЛА [1].

Іншою важливою технологією, яку використовують під час проектування БПЛА, є навчання з підкріпленням (RL). Навчання з підкріпленням (RL) – ще одна важлива технологія, яка використовується в БПЛА, особливо для поліпшення стабільності польоту та ефективності маневрування; за допомогою RL безпілотник може навчитися знаходити оптимальні параметри управління. Безпілотник може навчатися в режимі реального часу, щоб знайти оптимальні параметри управління, адаптуючись до мінливих умов навколишнього середовища [2] [3].

Використання генеративних алгоритмів також може значно підвищити стабільність роботи датчиків БПЛА. Завдяки генеративному доповненню даних ШІ може створювати реалістичні тестові сценарії для калібрування датчиків і досягати більш високої точності даних у реальних умовах польоту [4].

У галузі комп'ютерного зору згорткові нейронні мережі (CNN) використовують для обробки та інтерпретації зображень і відео з камер БПЛА. Це дає змогу виконувати такі складні завдання, як розпізнавання об'єктів, відстеження цілей і навігація, без участі людини [5] [6].

Алгоритми управління роєм, такі як роїння частинок (PSO), дають змогу координувати поведінку кількох БПЛА, імітуючи природні процеси соціальної взаємодії, як, наприклад, у зграї птахів або риб. Це забезпечує ефективний розподіл завдань між безпілотниками, оптимізацію маршрутів і підвищення загальної ефективності польотів дронів. Завдяки використанню алгоритмів оптимізації та машинного навчання зграї дронів можуть адаптуватися до мінливих умов у режимі реального часу, забезпечуючи високу стабільність і надійність виконання завдань [7] [8].

Постановка завдання. Аналіз існуючих методів та підходів з керування БПЛА із застосуванням комп'ютерного зору та визначення можливих напрямків із подальшого їх удосконалення.

Виклад основного матеріалу. Великі дані та аналітика сприяють швидкому прийняттю рішень пілотами БПЛА. Вони засновані на аналізі величезних обсягів даних з різних джерел. Алгоритми машинного навчання, особливо методи глибокого навчання, можуть обробляти й аналізувати величезні обсяги даних і надавати пілотам безпілотників важливу інформацію в режимі реального часу [9] [10].

Використання ШІ також відкриває шлях до автономного прийняття рішень БПЛА. Складні алгоритми машинного навчання дають змогу дро-

нам самостійно визначати маршрути, орієнтуватися, ухилятися від перешкод і виконувати пошуково-рятувальні та сільськогосподарські завдання безпосереднього контролю з боку оператора. Це підвищує ефективність використання БПЛА у важкодоступних або небезпечних районах [11].

Архітектура безпілотного літального апарата може змінюватися залежно від вимог і завдань. Як показує досвід розроблення безпілотних літальних апаратів, в управлінні БПЛА є два основні елементи: перший – виконавчий елемент, тобто сам планер із силовою установкою та кермовим механізмом, та другий – командний елемент, тобто елемент управління та моніторингу літального апарата. Саме він ставить завдання на політ, ухвалює рішення про необхідність зміни програми польоту і коригує рух літального апарата в разі відхилення від заданої траєкторії [12].

Найбільші складнощі виникають під час розроблення системи керування. Це пов'язано з тим, що БПЛА має виконувати завдання в умовах автономного польоту, а отже, повинен мати повністю функціонально замкнуту систему управління (СУ). У зв'язку з цим СУ повинна вирішувати такі завдання: – стабілізація параметрів руху об'єкта відносно зовнішніх перешкод різної природи – аналіз зовнішньої інформації бортовими засобами та визначення пріоритетних цілей відповідно до поставлених перед БПЛА завдань, оптимізація часу руху та витрат ресурсів БПЛА з метою зниження розрахунку траєкторії руху, контроль правильності витримування траєкторії, забезпечення бортовими засобами відмовостійкості керованого об'єкта чи компенсація змін його характеристик, виконання бортовими засобами математичних операцій. Для того щоб наочно уявити рух моделі квадрокоптера, необхідно вибрати координати положення. Модель квадрокоптера визначається рамою корпусу B і землею E , як показано на (рисунку 1). Нехай вектор $(x\ y\ z)'$ – положення центру ваги квадрокоптера, а вектор $(u\ v\ w)'$ – лінійна швидкість у системі координат. Вектор $(p\ q\ r)'$ – кутова швидкість квадрокоптера, m – повна маса, g – гравітаційне прискорення, l – відстань від центру кожного ротора до центру ваги [14].

Якщо рух літального апарата не потрібно підтримувати точно за заданою траєкторією, то контролюється тільки кутовий рух.

Управління кутовими рухами забезпечує цілком певне положення БПЛА в просторі щодо вектора швидкості центру мас. Управління рухом центру мас забезпечує політ за найкращою (оптимальною) траєкторією, наприклад, за найкорот-

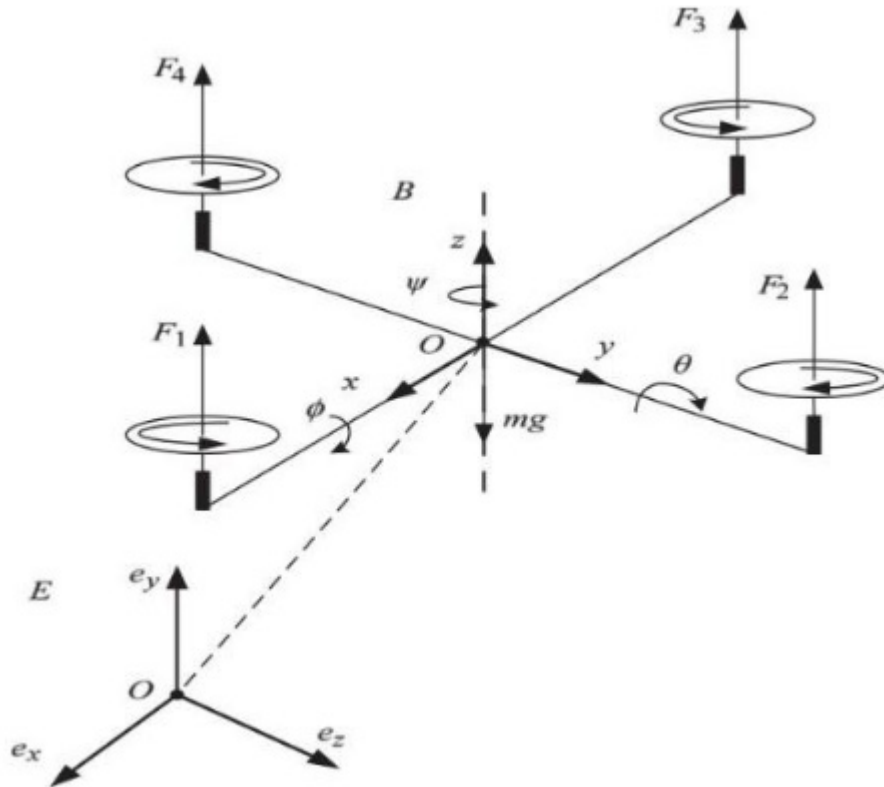


Рис. 1. Базова модель квадрокоптера [14]

шим шляхом за найкоротший час. Таким чином, управління польотом БПЛА зводиться до управління параметрами його руху: кутовими координатами, кутовими швидкостями і прискореннями, лінійними координатами (дальністю, висотою, бічним переміщенням) тощо. Існуючі СК поділяють на автономні та неавтономні. Крім того, в окрему групу можуть бути виділені комбіновані СК [15]. Особливістю автономних є те, що сигнали керування рухом виробляються апаратурою, повністю розташованою на борту, причому ця апаратура після запуску не отримує жодної інформації з пункту керування. Автономні СК діють за заздалегідь визначеною програмою.

Під час використання автономних систем існує два способи отримання керуючих сигналів. Перед запуском можна розрахувати, як мають змінюватися в часі основні параметри руху БПЛА (швидкість, кут тощо), що визначають траєкторію.

Отримана функція часу вводиться в спеціальний блок управління у вигляді заданого значення або програми. Після запуску відповідний пристрій безперервно змінює поточні (фактичні) значення цих параметрів під час польоту БПЛА.

Система керування порівнює розрахункові значення параметрів із поточними і в разі розбіжностей формує відповідні керувальні сигнали. Якщо

БПЛА оснащено пристроєм, здатним безперервно вимірювати координати в просторі, автономне керування здійснюється інакше. Координати, отримані від апаратури, автоматично вводяться в бортовий комп'ютер, який розраховує величину керуючих сигналів за заздалегідь заданою програмою. Таким чином, конкретні траєкторії не задаються заздалегідь, а розраховуються в кожному конкретному випадку залежно від поточних координат. Передбачається, що координати об'єкта попередньо завантажені в обчислювальний пристрій. На такі СК не впливають штучно створені перешкоди. Це їхня головна перевага. Крім того, ці системи БПЛА з великою дальністю польоту [16]. Визначення власних координат повітряним судном відбувається за стандартної роботи приймача супутникової навігаційної системи (СНС). Під час переналаштування приймача можна збільшити частоту, на якій він визначає свої координати. На практиці збільшення частоти не підвищує точність визначення координат, оскільки швидкість зміни координат накладає обмеження на маневреність БПЛА. Характер руху мало змінюється протягом секунди, і положення БПЛА може бути досить точно розраховано на основі його попереднього положення, динаміки польоту і поточних маневрів. У реальності завдання

полягає не тільки в тому, щоб знати, де перебуває об'єкт і в який час, а й у тому, щоб розробити відповідну реакцію залежно від його положення. Тому ситуацію можна розділити на три традиційні категорії. Перша – найпростіший випадок моніторингу. Завдання системи – фіксувати положення об'єкта з прив'язкою до часу; друга – продовження першої. У цьому випадку, крім моніторингу, система генерує відповідну реакцію (сигнал тривоги, серію обчислювальних процедур або внутрішні команди). У цьому випадку час, необхідний для розроблення та виконання реакції, мізерно малий порівняно з дискретним характером місця розташування об'єкта. Третя категорія – це передача даних, обчислених у другому випадку, на повітряне судно. Наприклад, для коригування руху. У цьому випадку враховується час, що витрачається літаком на передачу координат у точку спостереження, видачу команди і повернення команди на літак.

Наступний метод управління називається навігацією (Рис. 2) [17], за якого управління БПЛА здійснюється не шляхом надсилання команд, а шляхом встановлення шляхових точок відносно земної поверхні. Цей метод управління вимагає

передачі частини обчислень від контрольного пункту до БПЛА. Усі розрахунки з виявлення відхилень від заданої траєкторії виконуються на літаку. Таким чином, навантаження на радіоканали додатково знижується. По радіоканалу передаються тільки зміни в навігаційній програмі (відхилення від заздалегідь спланованого маршруту). У цьому разі в разі виникнення будь-яких відхилень від заданої траєкторії навігаційний обчислювач здатний сам, без участі зовнішнього пункту управління, виробити набір команд для корекції руху. Однак таке керування підвищує вимоги до апаратури навігаційного обчислювача (до пам'яті, продуктивності та програмного забезпечення).

У такому разі до складу бортового комплексу навігації та керування мають входити: – приймач супутникової навігації, що забезпечує приймання навігаційної інформації від системи GPS; – система інерціальних датчиків, що забезпечує визначення орієнтації та параметрів руху БПЛА; – система повітряних сигналів, що забезпечує вимірювання висоти і повітряної швидкості; – апаратура лінії передачі даних, різні види антен, призначені для виконання завдань. Бортова система навігації та управління забезпечує: – політ за заданим маршрутом (завдання

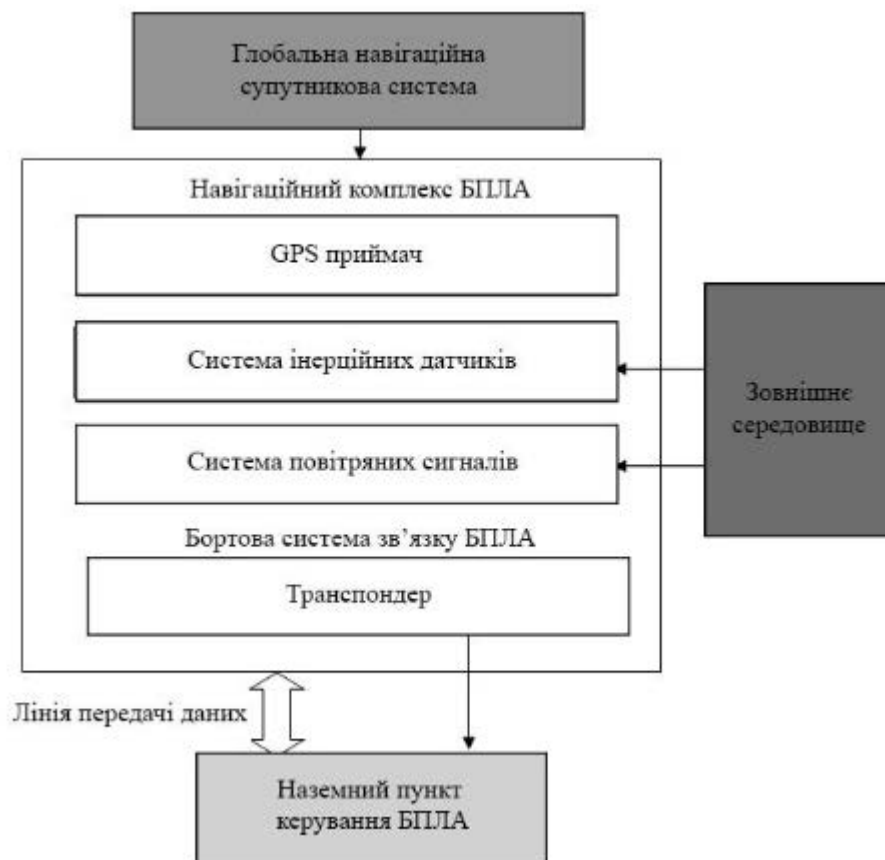


Рис. 2. Структура навігаційного методу керування БПЛА [17]

маршруту проводиться із зазначенням координат і висоти поворотних пунктів маршруту); – зміну маршрутного завдання або повернення в точку старту за командою з наземного пункту управління; – обліт зазначеної точки; – автосупровід обраного об'єкта; – стабілізацію кутів орієнтації БПЛА; – підтримання заданих висот і швидкості польоту (шляхової або повітряної); – збір і передачу телеметричної інформації про параметри польоту і роботу цільового обладнання; – програмне управління пристроями цільового обладнання. Бортова система зв'язку: – функціонує в дозволеному діапазоні радіочастот; – забезпечує передавання даних з борту на землю і з землі на борт. Дані, що передаються з борту на землю: – параметри телеметрії; – потокове відео-і фотозображення. Дані, що передаються на борт, містять: – команди керування БПЛА; – команди керування цільовою апаратурою. Інформацію, отриману з БПЛА, потрібно класифікувати залежно від ступеня загрози. Класифікація проводиться оператором, або безпосередньо бортовим комп'ютером (автопілотом) БПЛА. У другому випадку програмне забезпечення комплексу містить елементи штучного інтелекту, і потрібно виробити кількісні критерії та градації рівнів загрози. Такі критерії можуть бути сформульовані шляхом експертних оцінок і формалізовані таким чином, щоб мінімізувати ймовірність помилкового сигналу тривоги [18].

Визначення даних позиціонування для БПЛА зазвичай ґрунтується на використанні вбудованих МЕМС безплатформної інерціальної навігаційної системи на базі мікроконтролера Arduino. Алгоритм виконання функції керування маршрутом польоту в разі втрати сигналу глобальної супутникової системи описується з використанням даних від МЕМС-датчиків і модуля глобальної системи позиціонування (GPS) методом синтезованого нейромережевого алгоритму [19], що здебільшого базується на алгоритмі фільтрації Калмана [20].

Інерціальні навігаційні системи на основі МЕМС-датчиків є чутливими, що призводить до помилок в оцінці кутової швидкості, визначенні курсу, тяга становить $\Delta_{\omega} \in \{0.66 \dots 1.16\} \text{ } ^\circ/\text{s}$ [21], без будь-якої поправки на GPS-навігацію, похибка МЕМС інерційних навігаційних систем збільшується з часом. Структура моделі помилок МЕМС-датчиків БІНС, особливо через нестабільність окремих компонентів у період кореляції, близький до періоду зникнення сигналу ГСП (від 10 с до 300 с), важлива для правильного керування траєкторією польоту БПЛА [21].

У наукових дослідженнях [22] було показано ефективні способи компенсації помилок МЕМС

в інерціальних навігаційних системах на основі рекурентних нейронних мереж LSTM – RNN. Однак було встановлено, що структура нейронної мережі ускладнюється в процесі польоту БПЛА, що створює додаткове обчислювальне навантаження на мікрокомп'ютер навігаційної системи.

У роботі [23] представлено метод інерціальної навігації, що ґрунтується на поліпшеному фільтрі Калмана в поєднанні з алгоритмом зворотного поширення помилок нейронної мережі для мінімізації обчислювального навантаження. Запропонований покращений фільтр Калмана на основі нейронних мереж показав кращі результати при обчисленні оцінки навігаційних параметрів (кута початкового зсуву), проте дана модель не враховує залежність помилки БІНС від кроку $t-1$, на якому не визначено характеристики поточного шуму по відношенню до попередніх.

Автори роботи [24] запропонували вдосконалений метод фільтрації Калмана з використанням нейронних мереж з радіальними базисними функціями для зменшення впливу динамічного середовища на визначення траєкторії БПЛА після втрати сигналу GPS. Результати показали, що запропонований метод дає змогу зменшити вплив динамічних варіацій шумових характеристик БІНС БПЛА після втрати сигналу GPS, але це призводить до збільшення обчислювальної складності відносно часу роботи і може бути використаний, коли вага та розміри навігаційної системи БПЛА не обмежені.

У роботі [25] було запропоновано метод фільтрації вибірок вихідних даних гіроскопа на основі алгоритму генетичного нейромережевого пошуку нейронної архітектури NAS – RNN. Результати показали, що стандартне відхилення показників гіроскопа MEMS зменшилося за використання алгоритму NAS-RNN порівняно з відхиленням за використання LSTM-RNN, однак використання алгоритму NAS-RNN потребувало більше часу на пошук і навчання адаптивної моделі нейромережевої структури навігаційної системи.

Одним із відомих методів автоматичного машинного навчання є агностичний мережевий алгоритм вибору нейронної архітектури WANN [26]. На відміну від традиційного алгоритму WANN, замість налаштування вагових коефіцієнтів він використовує варіаційний процес, що ґрунтується на генетичних методах, для вибору архітектури нейронної мережі зі спільними ваговими коефіцієнтами, тим самим адаптуючи вибрану архітектуру нейронної мережі до розв'язання цільової задачі. Час, необхідний для її адаптації до розв'язання цільового завдання, скорочується.

Системи візуального визначення та подолання перешкод для БПЛА

Візуальне планування – це розширення методів планування та обходу перешкод для завдань, де джерелом інформації є візуальна або скануюча система з використанням відеокамер. Більша частина досліджень у цій галузі присвячена вивченню таких проблем, як вибір оптимальних міток для локалізації робота [27], визначення місця розташування за наявними візуальними орієнтирами [28], відстежування та уточнення місця розташування за візуальними орієнтирами [29]. Розглядалися такі дослідження, в яких для виділення перешкод із фону використовується область контролю безпосередньо перед роботом, яка порівнюється з фоном [30].

У статті [31] розглядається проблема моделювання роботи оптикоелектронної системи БПЛА для завдання налагодження алгоритмів пошуку та ідентифікації навігаційних орієнтирів. Пропонується використовувати віртуальний полігон, що формується на основі даних, взятих із відкритих джерел (Google Earth, Shuttle radar topographic mission) для моделювання відеопотоку даних, що одержуються з камери БПЛА. При розробці використано бібліотеку OpenGL, що значно спростило вирішення задач візуалізації сцен, а також процес моделювання погодних умов та умов освітлення.

В статті [32] розглянуто методи цифрової обробки відеозображень апаратурою безпілотного літального апарата. Здійснено огляд, систематизацію та аналіз існуючих методів і алгоритмів цифрової обробки зображень, досліджено практичні та теоретичні проблеми їх використання. Ряд робіт присвячено візуальному плануванню на основі нечіткої логіки.

В роботі [33] розроблено нечіткий планувальник для побудови маршруту мобільного робота. Робота нечіткого планувальника є циклічною та включає послідовність наступних дій: виявлення перешкод відповідно секторами поділу навколишнього простору; вибір поведінки мобільного робота; здійснення керуючих параметрів руху мобільного робота (напрямок, швидкість) на основі обраної поведінки.

В статті [34] розроблено гібридну моделі візуального планування з використанням нейронної мережі та нечіткого регулятора. Автор статті за допомогою нейронної мережі отримав функції належності та базу правил для нечіткого регулятора, який в свою чергу і керував процесом руху. Перевагою цього підходу є те, що формується мінімальна кількість функцій належності та пра-

вил, тож швидкість виконання алгоритму нечіткої логіки на контролері збільшується.

В статті [35] виконано порівняння нечіткого алгоритму, нейро-нечіткого алгоритму, гібридного алгоритму нечіткої логіки і генетичного алгоритму та гібридного методу рою частинок і нечіткого алгоритму. Результати показали, що нечіткий алгоритм краще за всіх інших з точки зору мінімізації енергії повороту. Гібридний алгоритм нечіткої логіки показав найкращі результати для часу наближення до цілі. Гібридний метод рою частинок і нечіткого алгоритму та нейро-нечіткий алгоритм виявились приблизно однаковими за характеристиками. В результаті усіх експериментів автори зробили висновок, що нечіткий регулятор виявить себе найкращим чином в реальних умовах. При роботі в реальних умовах треба враховувати наявність несприятливих погодних умов (дощ, сніг, туман) та умов освітлення, в тому числі, наявність сонячних відблисків.

Щодо навігації БПЛА при несприятливих погодних умовах на сьогоднішній день запропоновано алгоритми обробки зображень, які мають певні переваги та недоліки [36, 37, 38]. Але недостатньо розроблені методи боротьби з сонячними відблисками або відблисками, що надходять від іншого джерела освітлення.

На сьогодні є проблема ефективного виявлення об'єктів в умовах низької видимості є актуальною для багатьох галузей, зокрема, для автоматизованих систем керування безпілотними літальними апаратами (БПЛА). Низька видимість може бути спричинена різними факторами: недостатнім освітленням, туманом, дощем, снігом, а також димом або пилом. Для вирішення цієї проблеми розробляються різноманітні підходи, які можна об'єднати в кілька основних напрямків.

Використання багатосенсорних систем є одним із найефективніших підходів до вирішення проблеми виявлення об'єктів в умовах низької видимості. Комбінуючи дані від різних сенсорів, можна отримати більш повну і точну картину навколишнього середовища, ніж при використанні лише одного сенсора.

В багатосенсорних системах використовують основні типи сенсорів, як камери, лидари, радари, тепловізори, Інерціальні вимірювальні блоки (ІВБ). Камери використовуються для отримання візуальної інформації про навколишнє середовище. Можуть бути монокулярними, стереоскопічними або багатоканальними. Кольорові камери дозволяють отримати інформацію про колір об'єктів, що може бути корисним для їхньої класифі-

фікації. Чорно-білі камери більш чутливі до низьких рівнів освітлення. Лідари використовують лазерне сканування для створення тривимірних моделей навколишнього середовища. Забезпечують високу точність вимірювання відстаней до об'єктів, незалежно від умов освітлення. Радари випромінюють радіохвилі для виявлення об'єктів. Мають високу проникаючу здатність, що дозволяє виявляти об'єкти крізь перешкоди (наприклад, туман, дощ). Дія тепловізорів полягає у виявленні об'єктів за їхнім тепловим випромінюванням. Ефективні для виявлення людей і тварин в умовах низької видимості. Що до інерціальних вимірювальних блоків, то їх використовують для вимірювання лінійного прискорення і кутової швидкості. Дані ІВБ використовуються для оцінки власного руху системи і компенсації його впливу на результати вимірювань інших сенсорів. Важливу роль у розвитку систем виявлення об'єктів відіграє також використання підсилювального навчання. Цей підхід дозволяє навчати агентів приймати оптимальні рішення в динамічних середовищах. Наприклад, агент може навчатися вибирати оптимальні параметри сенсорів і алгоритмів обробки даних залежно від конкретних умов. Це дозволяє створювати більш адаптивні та робастні системи.

Висновки. У цій оглядовій статті було розглянуто різні аспекти навігаційних і керувальних систем безпілотних літальних апаратів (БПЛА), а також методи виявлення об'єктів в умовах низької видимості.

1. Навігаційні системи БПЛА:

– Розглянуто структуру бортового комплексу навігації та керування, яка включає супутникову навігацію, інерціальні датчики, систему повітряних сигналів, апаратуру передачі даних і антенні системи.

– Особливу увагу приділено використанню МЕМС безплатформної інерціальної навігаційної системи. Обговорено проблеми, пов'язані з помилками інерціальних датчиків та їхнім впливом на точність навігації.

– Розглянуто методи компенсації цих помилок, включаючи використання фільтра Калмана, рекурентних нейронних мереж (LSTM – RNN) і гібридних методів фільтрації з використанням нейронних мереж.

2. Системи візуального планування та виявлення перешкод:

– Описано методи візуального планування та обходу перешкод, що ґрунтуються на обробці

даних з камер, та проблеми, пов'язані з їх використанням.

– Розглянуто використання багатосенсорних систем (камери, лідари, радари, тепловізори, інерціальні вимірювальні блоки) для підвищення точності виявлення об'єктів в умовах низької видимості.

– Обговорено роль підсилювального навчання в адаптації систем виявлення об'єктів до динамічних умов.

3. Алгоритмічні рішення:

– Проаналізовано методи нейронних мереж, зокрема NAS – RNN і агностичний мережевий алгоритм вибору архітектури (WANN), які використовуються для підвищення точності навігаційних систем.

– Розглянуто методи цифрової обробки зображень і нечіткі алгоритми, які можуть бути ефективними для візуального планування та керування БПЛА в складних умовах.

Таким чином, подальший розвиток і дослідження в цій галузі повинні бути зосереджені на вирішенні таких ключових завдань, як оптимізація обчислювальних ресурсів, удосконалення методів компенсації помилок, інтеграція багатосенсорних систем та адаптація до реальних умов експлуатації. Це дозволить забезпечити більш ефективне та надійне функціонування БПЛА в різних умовах та розширити сфери їх застосування.

Аналіз останніх досліджень також надає важливі вказівки щодо напрямків подальших досліджень, які можуть включати розробку нових методів оптимізації обчислювальних ресурсів, впровадження більш ефективних алгоритмів систем, а також дослідження методів інтеграції багатосенсорних систем для покращення точності виявлення перешкод. Крім того, важливо досліджувати можливості адаптації ШІ до реальних умов експлуатації, що дозволить підвищити надійність та ефективність роботи БПЛА у складних умовах.

На завершення, можна зробити висновок, що розвиток систем управління БПЛА, зокрема з використанням ШІ та багатосенсорних систем, є критично важливим для забезпечення їх ефективного використання в сучасному світі. Проте, для досягнення максимального потенціалу цих технологій необхідно продовжувати дослідження та вдосконалення існуючих методів.

Список літератури:

1. J. Bright, R. Suryaprakash, S. Akash та A. & Giridharan, «Optimization of quadcopter frame using generative design and comparison with DJI F450 drone frame,» в IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2021.
2. Y. Kryvenchuk, D. Petrenko, D. Cichoń, Y. Malynovskyy та T. Helzhynska, «Selection of Deep Reinforcement Learning Using a Genetic Algorithm,» в 6th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS 2022), Gliwice, Poland, 12–13 May 2022.
3. Д. Петренко та Ю. Кривенчук, «Система стабілізації положення дрону з використанням навчання з підкріпленням,» Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки, 2022.
4. Petrenko, Y. Kryvenchuk та V. Yakovyna, «Enhancing Data Discretization for Smoother Drone Input Using GAN-Based IMU Data Augmentation,» Drones, т. 7, № 7, p. 463, 2023.
5. J. A. Cocomo-Ortega та J. Martinez-Carranza, «A cnn based drone localisation approach for autonomous drone racing,» в 11th International Micro Air Vehicle Competition and Conference, 2019.
6. M. A. Arshad, S. H. Khan, S. Qamar, M. W. Khan, I. Murtza, J. Gwak та A. Khan, «Drone navigation using region and edge exploitation-based deep CNN,» IEEE Access, т. 10, pp. 95441-95450, 2022.
7. L. Zheng, G. Xu та W. Chen, «Using Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for Location Problem of Drone Logistics Hub,» в Computers, Materials & Continua, 2024.
8. T. Xiong, F. Liu, H. Liu, J. Ge, H. Li, K. Ding та Q. Li, «Multi-drone optimal mission assignment and 3D path planning for disaster rescue,» Drones, т. 7, № 6, p. 394, 2023.
9. R. I. Da Silva, J. D. C. V. Rezende та M. J. F. Souza, «Collecting large volume data from wireless sensor network by drone,» Ad Hoc Networks, № 138, p. 103017, 2023.
10. U. ur Rehman, T. Iqbal, S. Hussain, M. J. M. Cheema та F. B. A. Iqbal, «Drone and Robotics Roadmap for Agriculture Crops in Pakistan: A Review,» Environmental Sciences Proceedings, т. 23, № 1, p. 39, 2023.
11. Bogyrbayeva, T. Yoon, H. Ko, S. Lim, H. Yun та C. Kwon, «A deep reinforcement learning approach for solving the traveling salesman problem with drone,» Transportation Research Part C: Emerging Technologies, № 148, p. 103981, 2023.
12. Z. Zuo, C. J. Liu, Q.-L. Han, and J. Song (2022), “Unmanned aerial vehicles: Control methods and future challenges”, IEEE/CAA J. Autom. Sinica, vol. 9, no. 4, pp. 601–614. doi: 10.1109/JAS.2022.105410.
13. Z. Li, X. Ma, and Y. Li, “Robust trajectory tracking control for a quadrotor subject to disturbances and model uncertainties,” International Journal of Systems Science, vol. 51, no. 5, pp. 839–851, 2020, <https://doi.org/10.1080/00207721.2020.1746430>.
14. J. Xiong, E. Zheng, “Position and attitude tracking control for a quadrotor UAV”, ISA (Instrum Soc Am) Trans, 53 (3) (2014), pp. 725–731, doi: <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2014.01.004>
15. O. Mechali, L. Xu, Y. Huang, M. Shi, and X. Xie (2021), “Observer-based fixed-time continuous nonsingular terminal sliding mode control of quadrotor aircraft under uncertainties and disturbances for robust trajectory tracking: Theory and experiment,” Control Engineering Practice, vol. 111, p. 104806, doi: <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2021.104806>.
16. B. J. Emran and H. Najjaran (2018), “A review of quadrotor: An underactuated mechanical system,” Annual Reviews in Control, vol. 46, pp. 165–180, doi: <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2018.10.009>.
17. Ю. В. Іваненко, О. С. Ляшенко, Т. В. Філімончук Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна “ОГЛЯД МЕТОДІВ КЕРУВАННЯ БЕЗПЛОТНИМИ ЛІТАЛЬНИМИ АПАРАТАМИ”
18. M. Campion, P. Ranganathan Prakash, S. Faruque (2019), “UAV swarm communication and control architectures: a review”, Journal of Unmanned Vehicle Systems, vol. 7.
19. Yimin Zhou, Jiao Wan, Zhifei Li, Zhibin Song.(2017). GPS/INS integrated navigation with BP neural network and Kalman filter. 2017 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), Date Added to IEEE Xplore: 26 March 2018. <https://doi.org/10.1109/ROBIO.2017.8324798>.
20. C. Sun, W. He, W. Ge, and C. Chang. (2017). Adaptive neural network control of biped robots. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, Volume: 47, Issue: 2, 2017, 315–326. <https://doi.org/10.1109/TSMC.2016.2557223>.
21. Ding, S., Ma, G., Shi, Z. (2014). A rough RBF neural network based on weighted regularized extreme learning machine. Neural processing letters, vol. 40, no. 3, 245-260. View at: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11063-013-9326-5>.
22. Gross, J., Gu, Y., Gururajan, S., et al. (2013). A comparison of extended kalman filter, sigma-point kalman filter, and particle filter in GPS/INS sensor fusion. AIAA Guidance, Navigation, & Control Conference. View at: <https://arc.aiaa.org/doi/10.2514/6.2010-8332>.
23. Tianjun Liu, Xinglong Tan, Jian Wang, Yipeng Ning. (2018). An optimal radial basis function neural network enhanced adaptive robust Kalman filter for GNSS/INS integrated systems in complex urban areas. Sensors 2018, 18 (9), 3091. <https://doi.org/10.3390/s18093091>.
24. Elsken Thomas, Metzen Jan Hendrik, Hutter Frank (2019). Neural architecture search: A Survey. Journal of Machine Learning Research. 20 (55), 1–21. View at: <https://www.jmlr.org/papers/volume20/18-598/18-598.pdf>.
25. Adam Gaier, David Ha. (2019). Weight agnostic neural networks. Submitted on 11 Jun 2019 (v1), last revised 5 Sep 2019 (this version, v2). View at: <https://arxiv.org/abs/1906.04358>.

26. Itay Hubara, Matthieu Courbariaux, Daniel Soudry, Ran El-Yaniv, Yoshua Bengio. (2018). Quantized neural networks: training neural networks with low precision weights and activations. *Journal of Machine Learning Research* 18, 1–30. View at: <https://jmlr.org/papers/v18/16-456.html>.
27. Burschka D., Geiman J., Hager G. Optimal landmark configuration for vision-based control of mobile robots [Text] // Proc. of 2003 IEEE ICRA, Taipei, Taiwan, Sept. 14–19, 2003. P. 3917–3922.
28. Hayet J.B., Lerasle F., Devy M. Visual Landmarks Detection and Recognition for Mobile Robot Navigation [Text] // Proc. of 2003 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'2003). Madison, Wisconsin, USA, 2003. V. II. P. 313–318.
29. Jurie F., Dhome M. Hyperplane Approximation for Template Matching [Text] // IEEE. Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. V. 24, №7. P. 996–1000.
30. Lourakis M. I.A., Orphanoudakis S. C. Visual Detection of Obstacles Assuming a Locally Planar Ground. [Text] // Technical Report FORTH-ICS, TR-207. 1997.
31. Ганченко В.В., Дудкин А.А., Инютин А.В., Поденок Л.П. Моделирование оптико-электронной системы беспилотных летательных аппаратов [Текст] // «Штучний інтелект» № 3. – 2010. – С. 453–461.
32. Проценко М.М. Аналіз методів цифрової обробки відеозображень апаратурию безпілотного літального апарата [Текст] // Вісник ЖДТУ № 3(62). – 2012. – С. 67–72.
33. Толкунова Ю.М. Розробка системи подолання перешкод для безпілотного літального апарату [Текст] // Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка», Control, Navigation and Communication Systems № 2, – 2022. – С. 32–36.
34. Hossen, J. A. Modified Hybrid Fuzzy Controller for Real-Time Mobile Robot Navigation [Text] / J. Hossen, S. Sayeed, A.K.M. Parvez Iqbal // Procedia Computer Science. – 2015. – V.76. – P. 449–454.
35. Algabri, M. Comparative study of soft computing techniques for mobile robot navigation in an unknown environment [Text] / M. Algabri, H. Mathkour, H. Ramdane, M. Alsulaiman // Computers in Human Behavior. – 2015. – V.50. – P. 42–56.
36. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений [Текст] / Р. Гонсалес, Р. Вудс – М.: Техносфера, 2012. – 1104 с. 15.
37. Jia Z., Wang H., Caballero R.E. et al. A two-step approach to see-through bad weather for surveillance video quality enhancement [Text] // Machine Vision and Applications. 2012. V. 23. No. 6. P. 1059–1082.
38. Zelnic-Manor L., Machline M., & Irani M. Multi-body factorization with uncertainty: Revisiting motion consistency [Text] // International Journal of Computer Vision. 2006. V68(1). P. 27–41.

Nechyporenko V.A. UAV CONTROL METHODS USING COMPUTER VISION

The article considers the actual problems of implementing reliable object avoidance systems for autonomous unmanned aerial vehicles (UAVs) intended for navigation in densely populated environments. The article analyses modern methods and approaches to UAV control using computer vision, which allows avoiding obstacles using image data as the main source of information. The influence of artificial intelligence (AI) technologies on the development of UAVs is described, in particular, the use of generative adversarial networks (GANs) to automate the design of optimal structures, as well as reinforcement learning (RL) to improve flight stability and manoeuvring efficiency. The application of generative algorithms to improve the accuracy of UAV sensors and the use of convolutional neural networks (CNN) for object recognition and navigation are considered. The importance of optimising UAV swarm control algorithms that ensure real-time coordination is emphasised.

The architecture of UAV control systems is analysed, including autonomous and non-autonomous control systems, as well as the features of motion stabilisation. Methods of compensating for the errors of inertial navigation systems (INS), in particular, using the Kalman filter and recurrent neural networks (LSTM – RNN), which are important for ensuring the accuracy of the flight path, are considered. Particular attention is paid to the problems associated with the use of visual systems in low visibility conditions and the advantages of multi-sensor systems that combine data from different sources, such as cameras, lidars, radars and thermal imagers, to ensure reliable object detection.

The article outlines prospects for further research in improving UAV control systems, in particular, optimisation of computing resources, improvement of error compensation algorithms, integration of multi-sensor systems and adaptation to real operating conditions. It is proposed to study the possibilities of using AI to improve the reliability and efficiency of autonomous UAVs in difficult conditions, which will help to expand the scope of their use and increase the efficiency of their operation in different environments.

Key words: UAVs, UAV control, computer vision, obstacle avoidance, controllers, UAV control methods, neural networks (CNN), recurrent neural networks (LSTM – RNN), reinforcement learning (RL), inertial navigation systems (INS), generative adversarial networks (GAN).