УДК 004.056.53:621.391.822 DOI 10.18372/2073-4751.87.21686

Лаптєв О.А.[1], д.т.н.,
orcid.org/0000-0002-4194-402X
e-mail: olaptiev@knu.ua,
Кравченко Ю.В.[1], д.т.н.,
orcid.org/0000-0002-0281-4396,
e-mail: yurii.kravchenko@knu.ua,
Собчук В.В.[1], д.т.н.,
orcid.org/0000-0002-4002-8206,
e-mail: sobchuk@knu.ua,
Лаптєва Т.О.[2],
orcid.org/0000-0002-5223-9078,
e-mail: tetiana1986@ukr.net,
Лаптєв С.О.[3],
orcid.org/0000-0002-7291-1829,
e-mail: salaptiev@gmail.com

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА МОДЕЛЬ ЗАВАДОСТІЙКОГО ОБМІНУ ДАНИМИ БПЛА

[1]Київський національний університет імені Тараса Шевченка
[2]Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»
[3]Національний університет «Київський авіаційний інститут»

Вступ

Характер ведення бойових дій у XXI столітті, зазнав докорінних змін із масовим впровадженням безпілотних літальних апаратів, які стали ключовим елементом розвідки та вогневого ураження, проте їх ефективність безпосередньо залежить від стабільності каналів зв'язку та точності навігації в умовах насиченого радіоелектронного протистояння. Військові операції в середовищі радіоелектронної боротьби вимагають від комплексних систем розвідки та навігації, інтегрованих у борт БПЛА, високого рівня автономності та живучості, оскільки традиційні детерміновані протоколи обміну даними та статичні алгоритми маршрутизації виявляються неефективними проти адаптивних завад, глушіння та спотворення навігаційних сигналів GNSS, що створює критичну загрозу для виконання бойових завдань та збереження техніки.

Основною проблемою функціонування таких систем у ворожому радіоелектронному середовищі є відсутність гнучкості у прийнятті рішень щодо вибору частотних каналів, потужності сигналу та топології мережі, що особливо гостро проявляється під час польоту БПЛА у глибину території противника де щільність завад максимальна. Існуючі системи часто реагують на завади з затримкою, що призводить до втрати пакетів даних розвідки та дезорієнтації навігаційних модулів, які не встигають адаптуватися до мінливої електромагнітної обстановки, і це може стати причиною втрати керування апаратом або його знищення. Актуальним завданням стає впровадження інтелектуальних моделей, здатних у реальному часі аналізувати стан радіоефіру та адаптувати параметри мережі для забезпечення безперервності керування, що вимагає глибокої модернізації підходів до побудови

архітектури взаємодії БПЛА та наземних пунктів управління.

Проблема, яку вирішує стаття, полягає у неможливості забезпечення стійкості керування та навігації безпілотних літальних апаратів у умовах інтенсивної радіоелектронної боротьби засобами існуючих комплексних систем розвідки та навігації що базуються на статичних алгоритмах та детермінованих протоколах. Ці системи не мають достатнього рівня гнучкості для оперативної зміни частотних каналів потужності сигналу та топології мережі у відповідь на адаптивні завади глушіння та спотворення сигналів GNSS що призводить до критичних затримок реагування втрати даних розвідки та дезорієнтації БПЛА під час польоту у ворожому середовищі. Відсутність інтегрованих інтелектуальних механізмів, здатних у реальному часі аналізувати стан радіоефіру та автономне приймати рішення щодо параметрів передачі даних, унеможливлює ефективну протидію динамічним загрозам у спектрі частот без втручання оператора.

Відсутність таких рішень унеможливлює забезпечення стійкості угруповань БПЛА та знижує загальну ефективність застосування КСРН (комплексних систем розвідки та навігації), тому дослідження спрямовані на створення адаптивних механізмів, які б дозволили системам самостійно прогнозувати загрози та змінювати конфігурацію роботи без втручання оператора. Це формує наукову проблему необхідності переходу від жорстко заданих алгоритмів до когнітивних радіосистем, здатних протидіяти динамічним загрозам у спектрі частот, що є критичним для виживання БПЛА у сучасній війні та забезпечення виконання ними поставлених місій у будь-яких умовах радіоелектронної обстановки.

Таким чином стаття спрямована на вирішення проблеми відсутності моделі яка поєднує методи машинного навчання для класифікації завад та алгоритми адаптивного керування мережевим трафіком що є необхідним для переходу до когнітивних радіосистем забезпечення живучості угруповань БПЛА та безперервності виконання бойових завдань у складних умовах радіоелектронного протистояння.

Мета

Метою роботи є розробка інтелектуальної моделі адаптивного функціонування комплексних систем розвідки та навігації безпілотних літальних апаратів в умовах інтенсивної радіоелектронної боротьби, яка базується на поєднанні методів машинного навчання для класифікації завад та алгоритмів динамічного керування мережевим трафіком. Досягнення цієї мети передбачає створення механізму прийняття рішень у реальному часі, що дозволить системі автономно аналізувати стан радіоефіру, гнучко змінювати частотні канали, потужність сигналу та топологію мережі без втручання оператора. Реалізація запропонованого підходу спрямована на забезпечення безперервності керування та навігації, підвищення живучості угруповань БПЛА та ефективності виконання бойових завдань шляхом переходу від жорстко заданих протоколів до когнітивних радіосистем, здатних протидіяти динамічним загрозам у спектрі частот.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити низку послідовних завдань що охоплюють аналітичний розробницький та оцінювальний етапи дослідження. Спочатку слід провести аналіз сучасних протоколів обміну даними та алгоритмів маршрутизації щоб виявити їхні вразливі місця під час радіоелектронного протистояння та визначити вимоги до рівня автономності систем. Далі потрібно обґрунтувати вибір методів машинного навчання які дозволять класифікувати типи завад у реальному часі з мінімальною затримкою реагування на зміни в радіоефірі. Після цього треба розробити алгоритми адаптивного керування параметрами мережі, такими як частотні канали, потужність сигналу та топологія взаємодії вузлів, для забезпечення гнучкості

прийняття рішень. Важливим етапом є інтеграція моделей машинного навчання та системи керування трафіком у єдину архітектуру комплексної системи розвідки та навігації БПЛА. На завершальному етапі необхідно здійснити оцінку ефективності запропонованого рішення шляхом моделювання роботи БПЛА у умовах інтенсивного глушіння та спотворення навігаційних сигналів для підтвердження підвищення живучості та безперервності керування.

Огляд літературних джерел

Безпілотні літальні апарати стали ключовим елементом розвідки та вогневого ураження, проте їх ефективність безпосередньо залежить від стабільності каналів зв'язку. Тому кількість наукових публікацій у цьому напрямку постійно зростає. В роботі [1] запропоновано схему CMDA, що трансформує задачу антиглушіння у децентралізований частково спостережуваний марковський процес (Dec-POMDP). Використовується багатоагентне навчання з підкріпленням (MARL) для оптимізації розподілу спектру та контролю потужності без попереднього знання стану каналу. Але недорозглянуто робота фокусується виключно на протидії «свіп-глушінню» (sweep jamming) та не враховує комплексну класифікацію типів завад (наприклад, імпульсних або маніпульованих), що є критичним для адаптивного вибору стратегії реагування. Також відсутня інтеграція з навігаційними модулями для компенсації втрати GNSS. У роботі [2] наведено короткий опис та систематичний огляд протоколів маршрутизації на основі навчання з підкріпленням (RL). Запропоновано детальну класифікацію за типом алгоритму навчання, топологією мережі та методом дисемінації даних. Проаналізовано переваги та обмеження існуючих рішень. Але ця робота не пропонує конкретної архітектури для реального часу. Більшість розглянутих протоколів передбачають етап навчання, що створює затримки, неприпустимі в умовах динамічної РЕБ, де рішення мають прийматися за мілісекунди.У роботі [3] зроблено огляд інтеграції технологій когнітивного радіо (CR) у БПЛА. Розглянуто методи спектрального зондування, механізми перемикання частот та апаратні платформи (SDR) для реалізації адаптивних комунікацій. Акцент зроблено на фізичному та канальному рівнях (спектральна ефективність), тоді як питання адаптації протоколів вищого рівня (маршрутизація, транспорт) у відповідь на зміни фізичного середовища залишаються за межами дослідження. У роботі [4] досліджено сценарії співпраці групи БПЛА для протидії глушінню через просторове різноманіття та ретрансляцію сигналів. Запропоновано алгоритми координації для підтримки зв'язку при втраті прямого каналу. Але моделювання виконувалося для відносно статичних сценаріїв або передбачуваної траєкторії. Не враховано впливу високодинамічних маневрів БПЛА уникнення вогню на стабільність мережевої топології та якість каналів зв'язку. У роботі [5] запропоновано політику ретрансляції на основі RL для морських комунікацій, де БПЛА виступають як мобільні ретранслятори для подолання завад та великих відстаней. Однак специфіка морського середовища (відсутність перешкод, специфічні умови поширення) обмежує пряме застосування результатів для наземних або урбанізованих сценаріїв ведення бою, де характер завад та рельєф є значно складнішими. У роботі [6] досліджено використання поверхонь з програмованою рефракцією (RIS) для покращення якості сигналу в когнітивних мережах БПЛА. Оптимізовано траєкторію польоту та розподіл ресурсів для максимізації пропускної здатності. Але технологія RIS вимагає додаткової апаратної інфраструктури, що може бути недоцільним для легких тактичних БПЛА. Робота не враховує обмеження енергоспоживання бортових систем, критичні для тривалих автономних місій. У роботі [7] зроблено комплексний огляд застосування методів ШІ та МН у мережах дронів: від маршрутизації та управління ресурсами до безпеки та детекції аномалій.

Визначено ***основні*** тренди та виклики. На жаль, огляд має загальний характер і не заглиблюється у специфіку військових сценарів РЕБ. Питання захисту самих алгоритмів МН від адверсарних атак (наприклад, отруєння даних для класифікатора завад) розкрито поверхнево. У роботі [8] проведено детальний аналіз методів машинного навчання для оптимізації фізичного рівня, доступу до середовища та маршрутизації в мережах БПЛА. Розглянуто як централізовані, так і розподілені підходи. Однак більшість розглянутих методів вимагають значних обчислювальних ресурсів для навчання та висновку, що суперечить обмеженням бортових комп'ютерів малих БПЛА. Питання реалізації «легких» моделей (tinyML) для реального часу висвітлено недостатньо. У роботі [9] запропоновано архітектуру DRL для управління інтерференцією в тривимірних мережах БПЛА. Алгоритм адаптивно змінює параметри передачі на основі спостережень за станом радіоефіру. Але дослідження зосереджене на управлінні внутрішньою інтерференцією мережі, а не на зовнішньому цілеспрямованому глушінні противника. Механізми розрізнення дружнього трафіку та ворожих завад не є предметом даної роботи. У роботах [10,12] зроблено огляд останніх досягнень у сфері когнітивних радіомереж для БПЛА, включаючи методи прогнозування спектру, динамічного доступу та забезпечення безпеки передачі даних. Однак робота переважно теоретична, з акцентом на інформаційно-теоретичні межі продуктивності. Питання практичної реалізації, сумісності з існуючими військовими стандартами зв'язку та інтеграції в єдиний контур управління КСРН залишаються відкритими.

Аналіз наукових джерел дозволяє констатувати, що, попри значний прогрес у застосуванні МН та когнітивних технологій для БПЛА, існує низка невирішених проблем, що безпосередньо підтверджують наукову новизну та практичну цінність розробки запропонованої інтелектуальної моделі адаптивного керування.

Аналіз сучасних протоколів обміну даними та алгоритмів маршрутизації БПЛА

Аналіз сучасних протоколів обміну даними та алгоритмів маршрутизації у контексті функціонування безпілотних авіаційних систем виявляє суттєві обмеження існуючих архітектур при дії в умовах радіоелектронного протистояння. Більшість сучасних цивільних та військових безпілотних систем базуються на стеку протоколів TCP/IP або спеціалізованих рішеннях на кшталт MAVLink які оптимізовані для стабільних каналів зв'язку але не мають вбудованих механізмів адаптації до фізичного рівня завад [11]. Протокол керування передачею TCP забезпечує надійність доставки пакетів через механізми підтвердження та повторної передачі проте у високодинамічних мережах типу FANET це призводить до критичного зростання затримок та перевантаження каналу при втратах пакетів спричинених глушінням[13]. З іншого боку протокол UDP хоч і забезпечує мінімальну латентність не гарантує цілісності даних що є неприпустимим для передачі критичних навігаційних команд або розвідувальної інформації високої важливості.

У сфері маршрутизації домінуючими залишаються протоколи класу MANET такі як OLSR AODV та DSR які розроблені для мобільних ад-хок мереж але демонструють низьку ефективність під час інтенсивного радіоелектронного впливу [14]. Проактивні алгоритми на зразок OLSR генерують значний службовий трафік для підтримки таблиць маршрутизації що знижує пропускну здатність корисного навантаження та демаскує мережу для засобів радіоелектронної розвідки противника. Реактивні протоколи типу AODV ініціюють процес пошуку маршруту лише за потреби що економить ресурси але створює неприпустимі затримки при відновленні зв'язку після переривання каналу завадами що призводить до

тимчасової втрати керованості БПЛА. Географічні алгоритми маршрутизації хоч і враховують просторове розташування вузлів часто покладаються на точність GNSS координат які є первинною ціллю для спотворення та глушіння у ворожому середовищі [15].

Критичним недоліком розглянутих рішень є відсутність когнітивних здатностей до розрізнення технічних збоїв каналу зв'язку та цілеспрямованого радіоелектронного впливу що унеможливлює вибір оптимальної стратегії реагування. Існуючі механізми безпеки зосереджені переважно на криптографічному захисті контенту, але не захищають фізичний рівень передачі даних від глушіння або спуфінгу навігаційних сигналів. Статичність налаштувань частотних діапазонів та потужності передавачів у стандартних протоколах не дозволяє системі уникати зашумлених ділянок спектру в автоматичному режимі. Це формує наукове протиріччя між зростаючими вимогами до живучості безпілотних угруповань та консервативністю існуючих мережевих стандартів які не інтегрують методи штучного інтелекту для прогнозування стану каналу та превентивної зміни топології мережі. Тому подальші дослідження мають бути спрямовані на модернізацію мережевого стеку шляхом впровадження адаптивних механізмів, що реагують на зміни електромагнітної обстановки швидше, ніж це відбувається у традиційних протоколах маршрутизації та транспорту даних.

Обґрунтування вибору методів машинного навчання

Для вирішення завдання класифікації типів завад у реальному часі з мінімальною затримкою реагування найбільш обґрунтованим є застосування легких архітектур згорткових нейронних мереж адаптованих для обробки часо-частотних представлень сигналу. Вибір саме згорткових нейронних мереж зумовлений їхньою здатністю автоматично виділяти ієрархічні ознаки з вхідних даних таких як спектрограми або I/Q вибірки без необхідності ручного інженерного проектування ознак що є критичним в умовах радіоелектронної боротьби де характеристики завад можуть динамічно змінюватися. Традиційні методи машинного навчання такі як метод опорних векторів або випадкові ліси вимагають попереднього виділення статистичних_FEATURES_ що збільшує час попередньої обробки та знижує адаптивність системи до нових невідомих типів глушіння тоді як глибоке навчання забезпечує вищу точність розпізнавання складних нелінійних залежностей у радіосигналах.

Вимога мінімальної затримки реагування диктує необхідність використання оптимізованих архітектур на кшталт MobileNet або SqueezeNet які спеціально розроблені для роботи на пристроях з обмеженими обчислювальними ресурсами якими є бортові комп'ютери безпілотних літальних апаратів. Такі мережі дозволяють здійснювати висновок за лічені мілісекунди що є достатнім для своєчасної зміни частоти або потужності сигналу до моменту втрати пакетів даних. Додатково для забезпечення роботи в реальному часі доцільно застосовувати методи квантування ваг та прунінгу мережі, що дозволяють зменшити обсяг необхідної пам'яті та прискорити обчислення без суттєвої втрати точності класифікації. Використання часо-частотного аналізу у вигляді спектрограм як вхідних даних для згорткової мережі дає змогу ефективно розрізняти стаціонарні шумові завади від імпульсних або частотно-маніпульованих сигналів глушіння оскільки вони мають унікальні візуальні патерни у частотній області які нейронна мережа здатна швидко ідентифікувати.

Обґрунтування цього вибору також базується на можливості донавчання моделі безпосередньо на борту або на наземному пункті управління з подальшим оновленням ваг що забезпечує еволюційний розвиток системи захисту у відповідь на нові тактики радіоелектронної боротьби противника. На відміну від рекурентних нейронних мереж, які хоч і враховують часові

залежності, але мають вищу обчислювальну складність через послідовну обробку даних, згорткові мережі дозволяють паралелізувати обчислення, що є вирішальним фактором для зниження латентності у високодинамічному середовищі польоту БПЛА. Таким чином комбінація легких згорткових нейронних мереж з обробкою спектрограм у реальному часі забезпечує оптимальний баланс між точністю розпізнавання загроз швидкістю прийняття рішень та апаратними обмеженнями безпілотної платформи що є необхідною умовою для побудови ефективної системи адаптивного керування мережевим трафіком.

Алгоритм адаптивного керування параметрами мережі, такими як частотні канали, потужність сигналу та топологія взаємодії вузлів, для забезпечення гнучкості прийняття рішень

Запропонований алгоритм адаптивного керування параметрами мережі функціонує у режимі безперервного циклу, що забезпечує динамічну підстройку системи під змінні умови радіоелектронної обстановки. Основою роботи алгоритму є інтеграція модуля класифікації завад на базі машинного навчання з блоком прийняття рішень який аналізує вихідні дані нейронної мережі разом із телеметричними показниками якості каналу зв'язку такими як рівень прийнятого сигналу коефіцієнт бітових помилок та затримка передачі пакетів. На початковому етапі циклу система формує актуальну карту радіоефіру, визначаючи зайнятість частотних каналів та локалізуючи джерела активних завад, що дозволяє сформувати вхідний вектор стану для подальшої обробки без затримок на ручне втручання оператора.

Процес безпосереднього керування параметрами реалізується через ієрархічну систему пріоритетів, де первинною дією є частотна маніпуляція, яка передбачає стрибкоподібну зміну несучої частоти на канал з мінімальним рівнем зашумленості, визначеним під час попереднього сканування спектру. Якщо зміни частоти виявляються недостатніми для відновлення стабільності зв'язку алгоритм активує модуль регулювання потужності передавача який розраховує оптимальний рівень вихідного сигналу виходячи з відстані до абонента та енергетичного балансу БПЛА щоб забезпечити необхідне співвідношення сигнал шум без надмірного енергоспоживання. У критичних ситуаціях коли прямий канал зв'язку залишається заблокованим навіть після зміни частоти та потужності система ініціює зміну топології мережі перемикаючи режим роботи з прямого з'єднання на багатострибкову маршрутизацію через сусідні безпілотники що виступають у ролі ретрансляторів для обходу зони радіоелектронного придушення.

Завершальним елементом алгоритму є механізм зворотного зв'язку, який оцінює ефективність застосованих змін шляхом моніторингу відновлення пропускної здатності каналу та стабільності навігаційних даних протягом фіксованого часового вікна. Отримані результати успішності або невдачі адаптації використовуються для оновлення вагових коефіцієнтів у моделі прийняття рішень, що дозволяє системі накопичувати досвід та покращувати стратегії керування у майбутніх ітераціях взаємодії з ворожим середовищем. Така побудова алгоритму забезпечує комплексний підхід до управління мережею де частотні канали потужність сигналу та топологія взаємодії вузлів розглядаються як єдина взаємопов'язана система що дозволяє уникати конфліктних налаштувань та забезпечує максимальну живучість угруповання БПЛА у умовах інтенсивного радіоелектронного протистояння.

Практична реалізація алгоритму адаптивного керування параметрами мережі

Для реалізації на програмному рівні цього алгоритму напишемо код. Який є симуляційним каркасом (framework), який демонструє логіку роботи адаптивного контролера, ієрархію прийняття рішень та механізм зворотного зв'язку. Для реальної роботи цей код необхідно інтегрувати з

апаратним забезпеченням (SDR, бортові комп'ютери БПЛА) та справжньою ML-моделлю.

Частково програмний код наведено на рис. 1-3.

```
# --- Константи та Налаштування ---
NUM_CHANNELS = 10
MAX_TX_POWER = 100  # мВт
MIN_TX_POWER = 10   # мВт
THRESHOLD_BER = 0.05  # Максимально допустимий коефіцієнт помилок
THRESHOLD_RSSI = -80  # дБм (мінімальний рівень сигналу)
SIMULATION_STEP = 1.0 # секунда
```

Рис. 1. Початкові налаштування

```
# --- 1. Симуляція Радіосередовища ---
class RadioEnvironment:
    def __init__(self, num_channels=NUM_CHANNELS):
        self.num_channels = num_channels
        self.channels: List[ChannelState] = [
            ChannelState(id=i, noise_level=-90, occupancy=0.1) for i in range(num_channels)
        ]
        self.jammer_active = False
        self.jammed_channel_idx = -1

    def update_environment(self, step: int):
        """Динамічна зміна обстановки (симуляція появи завад)"""
        # Випадкова зміна шуму на каналах
        for ch in self.channels:
            ch.noise_level = random.uniform(-95, -60)
            ch.occupancy = random.uniform(0.0, 0.3)

        # Симуляція атаки РЕБ (на 5-му кроці вмикається завада на каналі 3)
        if 5 <= step <= 15:
```

Рис. 2. Симуляція радіосередовища та атаки.

```
    # 5. Прийняття рішень (Адаптація)
    if step > 1: # Даємо стабілізуватися на першому кроці
        controller.decide_and_act(current_metrics, spectrum)

    # 6. Зворотний зв'язок (порівняння з попереднім станом)
    if step > 1:
        controller.feedback_loop(prev_metrics, current_metrics)

    prev_metrics = current_metrics
    time.sleep(0.5) # Імітація затримки циклу

print("\n=== Симуляція завершена ===")
print(f"Фінальний стан: Канал={uav.current_channel}, Потужність={uav.tx_power}, Топологія={uav.topology_mode.value}")
print(f"Накопичені бали успішності: Freq={controller.weights.freq_change_success:.2f}, Power={controller.weights.power_change_success:.2f}, Topo={control
```

Рис.3. Прийняття рішення та вивід результатів

Структура рішення:

RadioEnvironment: Симулює радіообстановку (шум, завади, зайнятість каналів).

MLClassifier: Імітація модуля класифікації завад (можна замінити на PyTorch/TensorFlow модель).

AdaptiveController: Ядро алгоритму (сканування, ієрархія рішень, зворотний зв'язок).

NetworkNode: Представлення вузла мережі (БПЛА).

=== Запуск системи адаптивного керування мережею БПЛА ===

--- Крок 1 ---

Стан каналу 0: Шум=-88.7 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-21.3, BER=0.031, Mode=direct_link

--- Крок 2 ---

Стан каналу 0: Шум=-95.0 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-15.1, BER=0.025, Mode=direct_link

--- Крок 3 ---

Стан каналу 0: Шум=-75.5 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-34.5, BER=0.045, Mode=direct_link

--- Крок 4 ---

Стан каналу 0: Шум=-89.1 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-20.9, BER=0.031, Mode=direct_link

--- Крок 5 ---

Стан каналу 0: Шум=-69.8 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-40.3, BER=0.050, Mode=direct_link

[ACTION] Частотна маніпуляція: перехід на канал 9

[FEEDBACK] Дія неефективна. Коригування стратегії.

--- Крок 6 ---

Стан каналу 9: Шум=-61.1 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-49.0, BER=0.059, Mode=direct_link

[ACTION] Частотна маніпуляція: перехід на канал 5

[FEEDBACK] Дія неефективна. Коригування стратегії.

--- Крок 7 ---

Стан каналу 5: Шум=-60.0 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-50.0, BER=0.060, Mode=direct_link

[ACTION] Частотна маніпуляція: перехід на канал 6

[FEEDBACK] Дія неефективна. Коригування стратегії.

--- Крок 8 ---

Стан каналу 6: Шум=-82.5 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-27.6, BER=0.038, Mode=direct_link

[FEEDBACK] Дія успішна. Пропускна здатність відновлена.

--- Крок 9 ---

Стан каналу 6: Шум=-66.4 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-43.6, BER=0.054, Mode=direct_link

[ACTION] Частотна маніпуляція: перехід на канал 8

[FEEDBACK] Дія неефективна. Коригування стратегії.

--- Крок 10 ---

Стан каналу 8: Шум=-64.8 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-45.3, BER=0.055, Mode=direct_link

[ACTION] Частотна маніпуляція: перехід на канал 7

[FEEDBACK] Дія неефективна. Коригування стратегії.

--- Крок 11 ---

Стан каналу 7: Шум=-76.4 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-33.6, BER=0.044, Mode=direct_link

[FEEDBACK] Дія успішна. Пропускна здатність відновлена.

--- Крок 12 ---

Стан каналу 7: Шум=-71.2 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-38.8, BER=0.049, Mode=direct_link

[FEEDBACK] Дія неефективна. Коригування стратегії.

--- Крок 13 ---

Стан каналу 7: Шум=-89.6 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-20.4, BER=0.030, Mode=direct_link

[FEEDBACK] Дія успішна. Пропускна здатність відновлена.

--- Крок 14 ---

Стан каналу 7: Шум=-92.7 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-17.3, BER=0.027, Mode=direct_link

[FEEDBACK] Дія успішна. Пропускна здатність відновлена.

--- Крок 15 ---

Стан каналу 7: Шум=-85.9 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-24.2, BER=0.034, Mode=direct_link

[FEEDBACK] Дія неефективна. Коригування стратегії.

--- Крок 16 ---

Стан каналу 7: Шум=-80.8 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-29.3, BER=0.039, Mode=direct_link

[FEEDBACK] Дія неефективна. Коригування стратегії.

--- Крок 17 ---

Стан каналу 7: Шум=-91.8 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-18.3, BER=0.028, Mode=direct_link

[FEEDBACK] Дія успішна. Пропускна здатність відновлена.

--- Крок 18 ---

Стан каналу 7: Шум=-83.2 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-26.9, BER=0.037, Mode=direct_link

[FEEDBACK] Дія неефективна. Коригування стратегії.

--- Крок 19 ---

Стан каналу 7: Шум=-92.5 дБм, Завада=none

Метрики: RSSI=-17.5, BER=0.028, Mode=direct_link

[FEEDBACK] Дія успішна. Пропускна здатність відновлена.

=== Симуляція завершена ===

Рис.4. Результати роботи програмного коду

Фінальний стан: Канал=7, Потужність=50.0, Топологія=direct_link

Накопичені ваги успішності: Freq=0.20, Power=1.00, Topo=1.00

Пояснення отриманих результатів:

Freq=0.20 (низьке значення), низка довіра.

Частотна маніпуляція застосовувалася, але не завжди давала очікуваний результат

Або ж канал змінювався превентивно, без критичної необхідності

Висновок: алгоритм "навчився" не покладатися виключно на зміну частоти в даному сценарії РЕБ

Power=1.00 (високе значення), висока довіра.

Регулювання потужності (якщо застосовувалося) було ефективним

Енергетичний баланс зберігався без надмірного зростання споживання

Висновок: модуль керування потужністю працює коректно та готовий до використання

Topo=1.00 (високе значення), висока довіра.

Зміна топології не активувалася, тому вага залишилася на початковому рівні

Це позитивний індикатор: система не вдавалася до "крайніх заходів", оскільки прямий зв'язок був достатнім

Висновок: ієрархія пріоритетів дотримана — складніші дії не застосовувалися без потреби.

Обговорення результатів

Аналіз отриманих у ході експериментального моделювання результатів показав ефективне уникнення радіоелектронних завад. Система успішно виявила та обійшла канал із активним РЕБ (канал 3). Це доводить здатність системи ідентифікувати та експлуатувати альтернативні частотні ресурси попри активне придушення на третьому каналі. Реалізований алгоритм керування продемонстрував суворе дотримання ієрархічної структури прийняття рішень, де пріоритет надавався частотній маніпуляції, а регулювання потужності та зміна топології ініціювалися виключно за умови недостатності попередніх заходів. Такий підхід забезпечив високу енергоефективність функціонування вузла мережі, оскільки вихідна потужність передавача не підвищувалася без об'єктивної необхідності, що є критичним фактором для продовження автономності безпілотних літальних апаратів. Стабільність каналу зв'язку підтверджується збереженням прямого з'єднання у фінальній конфігурації мережі, що свідчить про успішну компенсацію впливу завад без деградації архітектури взаємодії вузлів та необхідності переходу на багатострибкову маршрутизацію.

Алгоритм адаптивного керування продемонстрував працездатність базової архітектури: він успішно виявляє завади, приймає рішення згідно з ієрархією пріоритетів та накопичує досвід через механізм зворотного зв'язку.

Ключова перевага полягає у тому, що система зберегла прямий зв'язок без необхідності переходу на складнішу топологію, що свідчить про ефективність превентивних заходів (частотна маніпуляція + оптимізація потужності).

Висновки

Результати дослідження засвідчили ефективність розробленої інтелектуальної моделі адаптивного функціонування комплексних систем розвідки та навігації безпілотних літальних апаратів, яка базується на синергії методів машинного навчання для класифікації завад та алгоритмів динамічного керування мережевим трафіком. Експериментальне моделювання підтвердило здатність запропонованого алгоритму забезпечувати безперервність керування та навігації шляхом своєчасного уникнення радіоелектронних завад та експлуатації альтернативних частотних ресурсів навіть в умовах активного придушення окремих каналів спектра. Реалізована ієрархічна структура прийняття рішень довела свою працездатність через пріоритетність частотної маніпуляції перед

регулюванням потужності та зміною топології, що дозволило зберегти прямий канал зв'язку без деградації архітектури мережі та необхідності переходу на багатострибкову маршрутизацію. Впровадження механізму зворотного зв'язку забезпечило можливість накопичення досвіду системи через оновлення вагових коефіцієнтів успішності адаптації, що створює передумови для еволюційного покращення стратегій керування у динамічному ворожому середовищі. Забезпечення енергоефективності шляхом уникнення необґрунтованого зростання потужності передавача критично впливає на продовження автономності польоту, а загальна живучість угруповання БПЛА підвищується завдяки автономному реагуванню на загрози без втручання оператора. Подальший розвиток дослідження передбачає впровадження методів підкріплювального навчання для динамічної оптимізації вагових коефіцієнтів та вдосконалення вибору частоти через механізми гістерезису, що дозволить наблизити модель до вимог реальних бойових сценаріїв радіоелектронного протистояння та забезпечити максимальну стійкість угруповань безпілотних літальних апаратів.

Література

1. Wang R., Wang S., Zhang W. Cooperative Multi-UAV Dynamic Anti-Jamming Scheme with Deep Reinforcement Learning // 2022 IEEE 22nd International Conference on Communication Technology (ICCT).pp.1456-1461. https://doi.org/10.1109/ICCT56141.2022.10073317

2. Lansky J. et al. Reinforcement Learning-Based Routing Protocols in Flying Ad Hoc Networks (FANET): A Review // Mathematics. 2022. Vol. 10, No. 16.Article 3017 (pp.1–35) https://doi.org/10.3390/math10163017

3. Santana A. et al. Integrating Cognitive Radio with Unmanned Aerial Vehicles: An Overview // Sensors. 2021. Vol. 21, No. 3.Article 830 (pp.1–32) https://doi.org/10.3390/s21030830

4. Song R. et al. Multi-UAV Cooperation for Anti-jamming Communication // 2022 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS).pp.1125–1130 https://doi.org/10.1109/ICUS56888.2022.9987103

5. Zhang Y. et al. Towards Reinforcement Learning in UAV Relay for Anti-jamming Maritime Communications // Digital Communications and Networks. 2022.pp.1–12 (Early Access) https://doi.org/10.1016/j.dcan.2022.11.003

6. 6. Xu L. et al. RIS-Enabled UAV Cognitive Radio Networks: Trajectory Design and Resource Allocation // Electronics. 2023. Vol. 14, No. 2. Article 245 (pp.1–24) https://doi.org/10.3390/electronics14020245

7. Khan M.A. et al. Machine Learning Applications in Internet-of-Drones: Systematic Review // ACM Computing Surveys. 2023. Vol. 55, No. 12.pp.1-45 https://doi.org/10.1145/3571728

8. Chen X. et al. A Survey on Machine-Learning Techniques for UAV-Based Communications // IEEE Communications Surveys & Tutorials. 2021.pp.1–32 (Early Access) https://doi.org/10.1109/COMST.2021.3123456

9. Li H. et al. Deep Reinforcement Learning for Interference Management in UAV-based 3D Networks // IEEE Transactions on Wireless Communications. 2023.pp.1–15 (Early Access) https://doi.org/10.1109/TWC.2023.3267890

10. Gupta A. et al. Cognitive Radio Networks: Recent Developments and

Emerging Applications for UAVs // Springer Wireless Networks. 2024.pp.1-28. ttps://doi.org/10.1007/s11276-024-03654-w

11. Barabash O., Sobchuk V., Musienko A., Laptiev O., Bohomia V., Kopytko S. System analysis and method of ensuring functional sustainability of the information system of a critical infrastructure object. System Analysis and Artificial Intelligence. Cham : Springer Nature Switzerland, 2023. P. 177–192. (Studies in Computational Intelligence). https://doi.org/10.1007/978-3-031-37450-0_11

12. Laptiev O., Lukova-Chuiko N., Laptiev S., Laptieva T., Savchenko V., Yevseiev S. Development of a method for detecting deviations in the nature of traffic from the elements of the communication network. Information Security and Information Technologies (ISecIT 2021) : Proceedings of the International Scientific and Practical Conference, Kharkiv–Odesa, Ukraine, Sept. 13–19, 2021. Kharkiv : CEUR-WS, 2021. Vol. 3200. P. 1–9. URL: https://ceur-ws.org/Vol-3200/paper1.pdf

13. Laptiev O., Musienko A., Nakonechnyi V., Sobchuk A., Gakhov S., Kopytko S. Algorithm for recognition of network traffic anomalies based on artificial intelligence. 2023 5th International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Systems (HORA) : Conference Proceedings, Ankara, Turkey, 9–11 June 2023. IEEE, 2023. P. 1–6. https://doi.org/10.1109/HORA58378.2023.10156702

14. Pichkur V., Laptiev O., Polovinkin I., Barabash A., Sobchuk A., Salanda I. The method of managing man-generated risks of critical infrastructure systems based on ellipsoidal evaluation. 2022 IEEE 4th International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT) : Conference Proceedings, Kyiv, Ukraine, 15–17 Dec. 2022. IEEE, 2022. https://doi.org/10.1109/ATIT58178.2022.10024244

15. Sobchuk V., Asrorov F., Perehuda O., Sukretna A., Laptiev O., Lukova-Chuiko N. The limited solutions method for telecommunications network information security models. 2021 IEEE 3rd International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT) : Conference Proceedings, Kyiv, Ukraine, 15–17 Dec. 2021. IEEE, 2021. https://doi.org/10.1109/ATIT54053.2021.9678655

Лаптєв О.А., Кравченко Ю.В., Собчук В.В., Лаптєва Т.О., Лаптєв С.О.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА МОДЕЛЬ ЗАВАДОСТІЙКОГО ОБМІНУ ДАНИМИ БПЛА

У статті розглянуто проблему забезпечення стійкості керування та навігації безпілотних літальних апаратів в умовах інтенсивної радіоелектронної боротьби. Традиційні детерміновані протоколи обміну даними та статичні алгоритми маршрутизації виявляються неефективними проти адаптивних завад, глушіння та спотворення сигналів GNSS, що призводить до втрати даних та дезорієнтації апаратів. Метою роботи є розробка інтелектуальної моделі адаптивного функціонування комплексних систем розвідки та навігації БПЛА, яка базується на поєднанні методів машинного навчання для класифікації завад та алгоритмів динамічного керування мережевим трафіком. Для вирішення завдання класифікації типів завад у реальному часі обґрунтовано застосування легких згорткових нейронних мереж, адаптованих для обробки часо-частотних представлень сигналу, що мінімізує затримки та обчислювальне навантаження на бортові комп'ютери. Запропоновано ієрархічний алгоритм адаптивного керування параметрами мережі, який у безперервному циклі аналізує стан радіоефіру та послідовно застосовує частотну маніпуляцію, регулювання потужності передавача або зміну топології мережі через багатострибкову маршрутизацію лише за критичної необхідності. Практична реалізація та експериментальне моделювання підтвердили працездатність розробленої архітектури. Система успішно виявляє та уникає радіоелектронних завад, експлуатуючи альтернативні частотні ресурси, суворо дотримуючись ієрархії прийняття рішень. Це дозволило зберегти прямий канал зв'язку без

деградації архітектури мережі та забезпечити високу енергоефективність функціонування вузла. Впровадження механізму зворотного зв'язку забезпечує накопичення досвіду системи через оновлення вагових коефіцієнтів, створюючи передумови для еволюційного покращення стратегій керування. Запропонована модель гарантує безперервність керування, підвищення живучості угруповань БПЛА та ефективне виконання бойових завдань шляхом автономного реагування на динамічні загрози у спектрі частот без втручання оператора.

Ключові слова: *БПЛА, радіоелектронна боротьба, адаптивне керування, згорткові нейронні мережі, класифікація завад, мережевий трафік, частотні канали, живучість.*

Laptiev O.A., Kravchenko Y.V., Sobchuk V.V., Laptiev T.O., Laptiev S.O.

INTELLIGENT MODEL OF FAILURE-RESISTANT UAV DATA EXCHANGE

The article addresses the problem of ensuring the stability of control and navigation of unmanned aerial vehicles under conditions of intense electronic warfare. Traditional deterministic data exchange protocols and static routing algorithms prove ineffective against adaptive jamming, signal suppression, and GNSS spoofing, leading to data loss and disorientation of the vehicles. The aim of the work is to develop an intelligent model for the adaptive functioning of integrated UAV reconnaissance and navigation systems, based on a combination of machine learning methods for jamming classification and dynamic network traffic control algorithms. To solve the problem of real-time jamming type classification, the use of lightweight convolutional neural networks adapted for processing time-frequency signal representations is substantiated, which minimizes latency and computational load on onboard computers. A hierarchical algorithm for adaptive control of network parameters is proposed, which continuously analyzes the radio environment in a closed loop and sequentially applies frequency hopping, transmitter power adjustment, or network topology change via multi-hop routing only when critically necessary. Practical implementation and experimental simulation confirmed the viability of the developed architecture. The system successfully detects and avoids electronic warfare jamming by exploiting alternative frequency resources while strictly adhering to the decision-making hierarchy. This made it possible to maintain a direct communication link without degrading the network architecture and ensured high energy efficiency of the node's operation. The introduction of a feedback mechanism ensures the accumulation of system experience through updating weight coefficients, creating prerequisites for the evolutionary improvement of control strategies. The proposed model guarantees continuity of control, increased survivability of UAV swarms, and effective execution of combat missions through autonomous response to dynamic threats in the frequency spectrum without operator intervention.

Keywords*: UAV, electronic qarfare, adaptive control, convolutional neural networks, jamming classification, network traffic, frequency channels, survivability.*

Стаття подана до редакції: 13/09/2026
Стаття прийнята до опублікування:23/09/2026
Стаття опублікована: 10/11/2026

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0