

С. І. Попов, О. О. Орехов

Національний аерокосмічний університет імені М. Є. Жуковського «ХАІ», Харків, Україна

МЕТОДИ І ПРОГРАМНО-АПАРАТНІ ЗАСОБИ ОБРОБЛЕННЯ ІНФОРМАЦІЇ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМАХ МОНІТОРИНГУ ЛІСОВИХ ПОЖЕЖ НА БАЗІ РОЇВ БПЛА

Анотація. Досліджено методи штучного інтелекту для систем моніторингу лісових пожеж на базі роїв БПЛА. Розглянуто методи, що застосовуються як для окремих БПЛА, так і для різних архітектур, що використовують рій БПЛА. Показано, що інтеграція ШІ розширює можливості БПЛА щодо раннього виявлення пожежі, моніторингу в реальному часі та прийняття рішень. Дослідження показало, що хоча інформація, зібрана окремими БПЛА, є цінною, існують обмеження, які можна виключити, використовуючи рій БПЛА, у якому підсилюються інтелектуальні обчислювальні можливості. Доведено, що різні архітектури – централізована, розподілена та гібридна – надають унікальні переваги в різних сценаріях моніторингу пожеж. Дослідження підкреслило важливість вибору раціональної архітектури виходячи з конкретних завдань моніторингу. Кожна архітектура має певні обмеження, але запропоновані рішення відзначаються покращенням ефективності, надійності та масштабованості. Остаточна конфігурація складатиметься з комбінації БПЛА та засобів ШІ, розроблених для максимального підвищення ефективності моніторингу пожежі. Розвиток потенціалу роєвого інтелекту, прогностичної аналітики та адаптивного розподілу завдань визначено як важливий напрям для майбутніх досліджень. Зазначено, що ці результати важливі для розроблення нових систем управління для моніторингу, запобігання, обмеження та визначення наслідків лісових пожеж на базі роїв БПЛА.

Ключові слова: лісові пожежі, моніторинг, інтелектуальні системи, безпілотні літальні апарати, рій БПЛА, гібридні архітектури, штучний інтелект.

Вступ

Мотивація. Лісові пожежі становлять значну небезпеку для екосистем, життя людей і власності. Тому існує потреба в стратегіях моніторингу та раннього виявлення. Зростання кількості та інтенсивності пожеж внаслідок зміни клімату [1] призвело до того, що традиційні методи моніторингу стали менш ефективними. Дослідження ефективності систем боротьби вказують на те, що інвестиції у них для раннього виявлення пожеж в десятки, а іноді і в сотні разів менші, ніж потенційні збитки [2].

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) надають великі перспективи щодо надання даних у режимі реального часу, їхнього опрацювання та швидкого реагування. Тим не менш, хоча окремі БПЛА покращують виявлення пожежі та моніторинг, будь-який одиничний БПЛА обмежений відносно невеликою зоною покриття в певний момент часу, а обсяг даних, що можуть бути оброблені на борту, обмежений.

Штучний інтелект (ШІ) вирішує такі проблеми, використовуючи вдосконалену аналітику даних і процеси прийняття рішень [3], та більшість літератури базується на окремих БПЛА. Тенденція до використання рою БПЛА відкриває цілий ряд нових можливостей і викликів; зокрема ті, що стосуються ефективної координації та комунікації дронів.

Дослідження і впровадження різних архітектур взаємодії – централізованої, розподіленої чи гібридної – оптимізує системи з роєм БПЛА, оскільки кожна з них є кращою для різного сценарію.

У даній оглядовій статті пропонується дослідити ці архітектури із врахуванням впровадження ШІ, щоб визначити найкращі конфігурації для моніторингу лісових пожеж, мінімізувавши існуючі обмеження.

Мета. Основна мета цієї роботи полягає в дослідженні застосування штучного інтелекту в системах моніторингу лісових пожеж на базі БПЛА, враховуючи

чи рішення як для окремих, так і для рою БПЛА. Рішення для окремих БПЛА будуть детально проаналізовані з окресленням їхніх переваг та недоліків. Також буде оцінено потенціал систем із роєм БПЛА шляхом дослідження різних архітектур взаємодії та можливістю застосування різних методів штучного інтелекту, щоб визначити найбільш перспективні підходи для вдосконалення моніторингу пожеж. Кінцевою метою буде оптимізація існуючої або розробка нової оптимальної архітектури, яка забезпечує виявлення лісових пожеж і реагування на них з найвищим рівнем ефективності та результативності.

Огляд джерел. За результатами огляду ключових джерел їх можна класифікувати у такий спосіб:

- джерела з оглядом актуальності теми дослідження, де висвітлено зростання проблеми зі зміною клімату [1], ефективність інвестицій у даний напрям [2], поширені методи, що застосовуються для подолання проблеми та сучасні перспективні напрями [3];

- статті, що розглядають застосування штучного інтелекту для окремих БПЛА. Це напрями, пов'язані з виявленням та розпізнаванням об'єктів [4, 6], аномалій [7, 8], планування маршруту [9, 10], аналізу термографії [11] та об'єднання даних з різних датчиків [12];

- статті, що присвячені застосуванню штучного інтелекту для рою БПЛА. Такими методами є спільне картографування пожеж [13, 14], децентралізоване прийняття рішень [15, 16], адаптивного розподілу завдань [17], роєвий інтелект [18, 19], прогностична аналітика поширення пожежі [20, 21] та кооперативне спостереження [22];

- статті, що досліджують архітектури взаємодії БПЛА та можливості застосування штучного інтелекту. Такими є централізована різних типів [23, 24], розподілена [25], ієрархічна [26], гібридна [27] та інші з аналізом і виділенням найбільш ефективних серед них [28, 29].

Інтелектуальні методи оброблення інформації в системах моніторингу лісових пожеж для окремих БПЛА

Штучний інтелект, інтегрований у БПЛА, багаторазово збільшив потенціал цих транспортних засобів, особливо в моніторингу лісових пожеж. Штучний інтелект тепер дозволяє БПЛА виконувати завдання, пов'язані з автономним виявленням об'єктів, виявленням аномалій, плануванням шляху, термографією та об'єднанням даних у реальному часі. Нижче наведено огляд різних рішень штучного інтелекту, що стосуються цих проблем, і показано їхні методи, переваги, недоліки та обмеження, пом'якшені розгортанням роїв БПЛА.

Технології ШІ наділяють БПЛА здатністю приймати рішення та обробляти дані в автономному режимі. Поширеними методами є алгоритми машинного навчання, методи глибинного навчання та нейронні мережі, які дозволяють БПЛА розпізнавати, класифікувати та реагувати на різні сигнали в середовищі. Та ефективність таких рішень штучного інтелекту в більшості випадків обмежена обчислювальною потужністю БПЛА, його датчиками та зоною покриття. Нижче буде розглянуто застосування штучного інтелекту, які використовують окремі БПЛА, а також їхні відповідні переваги та обмеження.

Виявлення та розпізнавання об'єктів дуже важливі для виявлення спалахів вогню, диму та інших відповідних об'єктів у лісовому середовищі. Поширеними методами штучного інтелекту, які використовуються, є згорткові нейронні мережі (CNN) [4], як-от алгоритм You Look Only Once (YOLO) [5] і регіональні CNN (R-CNN) [6]. Вони навчаються на великих наборах даних, щоб розпізнавати певні шаблони та об'єкти на аерофотознімках. Метод має високу точність виявлення конкретних об'єктів, таких як дим і вогонь, високу швидкість обробки, особливо в оптимізованій моделі, як YOLOv8 та можливість працювати в режимі реального часу – миттєвий зворотний зв'язок. У той же час його продуктивність може погіршитися в складних середовищах із бар'єрами, наприклад, у густих лісах, задля високої точності метод може вимагати великої кількості обчислювальних ресурсів для обробки в реальному часі, і, звісно, проблемою є складність роботи з дрібними предметами через висоту роботи БПЛА, що може знизити роздільну здатність зображення. Рій БПЛА може розгортатися для покращення виявлення об'єктів за допомогою спільного зондування, коли БПЛА захоплюють різні кути чи області, зменшуючи оклюзію та покращуючи виявлення менших об'єктів.

Метод виявлення аномалій використовується для фіксування незвичайних моделей або дій, які можуть призвести до пожежі. Методи штучного інтелекту включають однорангові SVM [7], автокодувальники та моделі глибинного навчання, такі як мережі довгострокової пам'яті (LSTM) [8], що здатні досліджувати зміну даних для виявлення аномалій. Перевагами даного методу є ефективність у розпізнаванні рідкісних подій, які не відповідають регулярним трендам, можливість навчання на історичних даних, щоб з часом

підвищити точність та здатність працювати самостійно, зменшуючи залежність від втручання людини. Головними недоліками є високий відсоток хибнопозитивних спрацьовувань через високу мінливість навколишнього середовища, наприклад, зміни температури, складність відрізнити справжні аномалії, такі як вогонь, від інших доброякісних змін, таких як відбиття сонячного світла, потреба у великих наборах даних для навчання. Розгорнутий рій БПЛА перехресно перевіряє аномалії, виявлені різними БПЛА, тим самим зменшуючи помилкові спрацьовування та підвищуючи надійність виявлення.

Планування маршруту та навігація важливі для ефективного охоплення великих територій і досягнення певних місць, наприклад, спалахів пожеж. Застосовуваними методами є поєднання класичних A* алгоритму, алгоритму Дійкстри [9] з тими, що використовують штучний інтелект, такими як навчання з підкріпленням (RL) і генетичні алгоритми (GA) [10], які дозволяють БПЛА динамічно коригувати траєкторію. Ефективне покриття великих площ з мінімальними енерговитратами; здатність адаптуватися до мінливого навколишнього середовища, наприклад вітру, у режимі реального часу є головними завданнями методу. Автономна робота забезпечує менший контроль з боку людини. Проблеми виникають у складних середовищах з перешкодами (наприклад, високими деревами), ускладнюючи планування шляху. Метод вимагає значної обчислювальної потужності, особливо для коригування в реальному часі. Обмежується терміном служби батареї БПЛА, що обмежує тривалість і відстань місій. Використання рою БПЛА дозволяє скоординовано планувати маршрут, де БПЛА можуть розділяти зону моніторингу між собою, забезпечуючи більш повне покриття та скорочуючи час, необхідний для реагування на спалах пожежі.

Термографія має вирішальне значення для виявлення теплових сигнатур, які інакше не були б видимі людським оком, що вказує на те, що сталася пожежа. Методи штучного інтелекту, які використовуються в цьому контексті, охоплюють методи обробки зображень у поєднанні з моделями глибокого навчання, такими як CNN і алгоритми виявлення теплових аномалій [11]. Метод дозволяє виявляти пожежу в умовах недостатньої видимості, наприклад у темряві або через дим. Він також може класифікувати вогонь та інші джерела тепла за допомогою отриманих теплових профілів. Це покращує здатність моніторингу пожежі в режимі реального часу з швидким реагуванням. У той же час теплові камери часто дорогі та можуть бути важкими, що обмежує їх використання на менших БПЛА. Фактори навколишнього середовища, наприклад погода чи густе листя, можуть впливати на точність. Термографічні зображення високої роздільної здатності потребують обладнання зі значним об'ємом пам'яті для зберігання та обробки даних. Використання рою БПЛА дозволяє об'єднувати теплові дані з кількох БПЛА, щоб створити дуже детальну й точну теплову карту контрольованої території, таким чином підвищуючи здатність виявляти невеликі або добре приховані пожежі.

Об'єднання даних у режимі реального часу забезпечує повне уявлення про навколишнє середовище шляхом консолідації даних від численних датчиків, наприклад, візуальних, теплових, LiDAR, тощо. Для інтеграції даних у режимі реального часу використовуються традиційні методи, такі як фільтри Калмана і баєсовські мережі, поряд із тими, що використовують штучний інтелект, такими як моделі глибокого навчання з підкріпленням (DRL) [12]. Це підвищує точність виявлення пожежі, оскільки дає змогу використовувати інші доступні джерела даних. Метод забезпечує цілісне уявлення про контрольовану територію, забезпечуючи тим самим краще прийняття рішень. Це зменшує ризик помилкових тривог завдяки перехресним посиланням на кілька джерел

даних. Недоліками є інтенсивні обчислення, що вимагає вдосконалених високопродуктивних процесорів. Водночас, обробка та синхронізація даних з різних датчиків складна, тому можуть бути проблеми із затримкою для операцій у реальному часі через навантаження на обробку. У випадку використання рою БПЛА можна розділити процес об'єднання даних між кількома блоками, значно зменшуючи навантаження на обробку будь-якого окремого БПЛА та роблячи можливою швидшу та надійнішу інтеграцію даних.

Порівняння описаних методів за застосуванням, використовуваними методами, основними функціями, поточними обмеженнями, і тими з них, які можуть бути вирішені за рахунок використання рою БПЛА наведено у табл. 1.

Таблиця 1 – Методи, що використовуються в інтелектуальних системах для обробки даних з окремих БПЛА

№	Рішення	Застосування	Метод	Переваги	Недоліки	Покращення з використанням рою БПЛА
1	Виявлення та розпізнавання об'єктів	Виявлення вогню, диму	CNN, YOLO, R-CNN	Висока точність, швидкість обробки в реальному часі	Погіршення продуктивності у складних середовищах, високі обчислювальні вимоги, проблеми з дрібними предметами	Покращене виявлення за допомогою спільного зондування, зменшена оклюзія
2	Виявлення аномалій	Виявлення незвичайних подій і дій	Однорангові SVM, автокодуювальники, мережі LSTM	Ефективний у розпізнаванні рідкісних подій, можливість покращення роботи навчання на історичних даних	Велика кількість хибних спрацьовувань, складність відрізнити справжні аномалії, потреба у великих наборах даних	Перехресна перевірка різними БПЛА зі зменшенням помилкових спрацьовувань та підвищенням надійності
3	Планування маршруту та навігація	Ефективне охоплення великих територій, досягнення осередків пожежі	A* алгоритми, Дійкстри, RL, GA	Ефективне покриття з мінімальними витратами, адаптація в режимі реального часу, автономність	Зростаюча складність роботи в складних середовищах	Скоординоване планування маршруту для кращого покриття території
4	Термографія з аналізом	Виявлення теплових сигналів	CNN, алгоритми виявлення теплових аномалій	Робота під час недостатньої видимості, наприклад, вночі чи через дим	Дороге обладнання, високі вимоги до нього	Покращене виявлення невеликих і прихованих пожеж завдяки створенню детальної теплової карти
5	Об'єднання даних у режимі реального часу	Більш повне уявлення про середовище	Фільтри Калмана, баєсовські мережі, глибоке навчання з підкріпленням DRL	Підвищена точність виявлення, цілісне уявлення про територію, зменшено ризик помилкових тривог	Зростання складності обробки даних, синхронізація даних датчиків, потенційна затримка	Об'єднання розподілених між підгрупами даних, швидша та надійніша інтеграція

Технології штучного інтелекту значно розширюють можливості окремих БПЛА у моніторингу лісових пожеж за рахунок автономного та ефективного виявлення, навігації та обробки даних. Однак такі системи також страждають від нестачі обчислювальної потужності, обмежень датчиків і зони покриття. Такі проблеми можна частково пом'якшити за допомогою розгорнутого рою БПЛА, які забезпечують більш надійне та масштабоване рішення для моніторингу лісових пожеж. Використання таких сильних сторін, як спільне зондування, скоординоване плану-

вання траєкторії та розподілене об'єднання даних з різних БПЛА, значно підвищить ефективність і надійність виявлення пожежі та реагування.

Інтелектуальні методи оброблення інформації в системах моніторингу лісових пожеж для рою БПЛА

Моніторинг лісових пожеж роєм БПЛА створює абсолютно нові аспекти ефективності та надійності. У той час як штучний інтелект наділяє окремі БПЛА розширеними можливостями, співпраця між

кількома БПЛА відкриває ширші перспективи та масштабніші операції. У цьому розділі розглядаються різні рішення штучного інтелекту, розроблені для рою БПЛА, в аспектах спільного картографування пожежі, децентралізованого прийняття рішень, адаптивного розподілу завдань, ройового інтелекту для стримування пожежі, прогнозованої аналітики поширення пожежі та спільного спостереження. Буде розглянуто переваги, недоліки та обмеження цих рішень і підкреслено, як можна використовувати рій БПЛА для вирішення певних проблем.

Штучний інтелект у ролі БПЛА дозволяє дронам самоорганізуватися, щоб спільно виконувати такі завдання, як виявлення вогнища, локалізація та моніторинг. Методи штучного інтелекту, що застосовуються до цих систем, включають алгоритми машинного навчання, нейронні мережі, навчання з підкріпленням, методи ройового інтелекту тощо. Ці методи дозволяють БПЛА обмінюватися інформацією та приймати децентралізовані рішення, динамічно розподіляючи завдання щодо поширення пожежі. Однак такі системи також додають складності, що створює нові проблеми з точки зору зв'язку, синхронізації та прийняття рішень у реальному часі.

Спільне картографування пожеж включає в себе БПЛА, які співпрацюють для створення повної карти зони пожежі. Для цього використовуються такі методи штучного інтелекту, як CNN з розподіленими нейронними мережами [14], а також графові згорткові нейронні мережі (GCN) [13]. Такі методи дозволяють БПЛА вільно та незалежно досліджувати великі території, обмінюючись даними один з одним у процедурах картографування. Це створює повну та детальну карту великих територій у режимі реального часу, покращує точність виявлення пожежі шляхом перехресного порівняння даних з кількох БПЛА та збільшує покриття шляхом зменшення сліпих зон завдяки спільному спостереженню. Головними недоліками методу є зв'язок і синхронізація даних між БПЛА. Інтенсивність обчислень також зростає, оскільки кожен БПЛА повинен обробляти дані та ділитися ними з іншими. Під час об'єднання даних можуть виникати затримки або помилки, тому остаточна карта може мати неточності.

Децентралізоване прийняття рішень дозволяє рою БПЛА працювати автономно без центрального блоку управління. Методи штучного інтелекту, які використовуються для того, щоб дозволити БПЛА приймати рішення на основі локальних даних і дій дронів, що знаходяться поблизу, включають багато-агентні системи навчання з підкріпленням (MARL) [15], федеративне навчання [16] та ройовий інтелект. Перевагами методу є менша залежність від центрального блоку управління, що підвищує стабільність системи; більш швидке прийняття рішень, оскільки БПЛА можуть реагувати на локальні зміни в режимі реального часу; покращення масштабованості, оскільки нові БПЛА можна додавати до системи без перевантаження центрального блоку. В той же час існує ризик того, що БПЛА можуть приймати непослідовні рішення, якщо вони не отримають достатньо інформації або неправильно інтерпрету-

ють дані локально. Стає все важче забезпечити роботу всіх БПЛА для єдиної задачі. Також можуть виникнути вузькі місця в комунікації, особливо у випадку великих роїв.

При методі адаптивного розподілу завдання розподіляються динамічно з урахуванням поточної ситуації та можливостей кожного дрона. Методи штучного інтелекту – глибинні Q-мережі (DQN) [17] при використанні з розподіленими нейронними мережами – застосовуються для оптимізації розподілу завдань у реальному часі. Цей підхід пропонує ряд переваг, оскільки підвищує ефективність роботи БПЛА завдяки виконанню завдань, покладених на найпотужніші безпілотники. Завдяки гнучкому розподілу завдань можна легко адаптувати мінливе середовище навіть для рою БПЛА. За умови зменшення індивідуального навантаження жоден БПЛА не використовується надмірно, і, отже, зношення зменшується. Недоліками методу є те, що навколишнє середовище постійно оцінюється та контролюється, що може бути досить вимогливим до обчислень, особливо у великих роях із складними вимогами до завдань. Якщо ж модель не навчена належним чином або середовище змінюється дуже швидко, це може призвести до неоптимального розподілу завдань.

Ройовий інтелект оптимізує поведінку БПЛА у рою під час моніторингу пожеж. Це досягається за допомогою методів штучного інтелекту, які оптимізують методи рою часток (PSO) [18] і мурашині алгоритми (ACO) [19], які полегшують спільну поведінку кількох БПЛА під час виконання завдань. Цей метод є універсальним, що дозволяє використовувати велику кількість БПЛА. У той же час він є гнучким: рій здатний адаптуватися до змін навколишнього середовища або втрати окремих його частин. Ефективність пожежогасіння також можна підвищити, оскільки можливі дії в кількох місцях одночасно. Складність реалізації полягає у складних алгоритмах взаємодії, високим вимоги до зв'язку та зв'язності, особливо у великих роях, що може призвести до затримок або помилок. Не виключається ризик непередбачуваної поведінки рою за відсутності належного централізованого управління або різких змін умов середовища.

Прогнозна аналітика використовує ШІ, щоб передбачити, як поширюватиметься пожежа, враховуючи поточні дані та умови навколишнього середовища. Методи глибинного навчання, рекурентних нейронних мереж (RNN) [20] і аналізу часових рядів засобами машинного навчання [21] застосовуються для прогнозування траєкторій пожежі, на основі яких можуть прийматися рішення. Отримана корисна інформація дає змогу прогнозувати ймовірний розвиток пожежі, що дозволяє використовувати стратегії активного реагування. Метод може включати різні джерела даних, включаючи прогнози погоди, карти рослинності та дані датчиків у реальному часі. Ефективність боротьби з пожежами підвищується шляхом прогнозування зон високого ризику та потенційних шляхів евакуації. Але процесу обчислення потрібен великий обсяг даних і обчи-

словальної потужності, особливо якщо це стосується складних чи швидкозмінних середовищ. Неправильні прогнози можуть виникнути, якщо модель не навчена належним чином або відбуваються великі зміни в умовах середовища. Крім того, результати передбачення можуть бути відкладені, якщо дані в реальному часі недоступні.

Кооперативне спостереження – це система безперервного спостереження великої території роєм БПЛА. Методи штучного інтелекту, такі як MARL, розподілені сенсорні мережі та федеративне навчання, використовуються разом, щоб забезпечити повне покриття [22]. Це дозволяє постійно контролювати великі території, отже, збільшується можливість

виявлення пожежі на ранніх стадіях. Метод підвищує точність спостереження, об'єднуючи дані з різних БПЛА, що зменшує ймовірність втрати цінних даних через прогалини в охопленні або збій датчиків. До зв'язку та координації пред'являються високі вимоги, особливо у великих роїв БПЛА. Для ефективного охоплення потрібні складні алгоритми, щоб відрізнити дублікати даних. Можливі затримки або помилки в обробці даних, особливо якщо БПЛА експлуатуються в складних умовах.

Порівняння описаних методів для застосування, використовуваними методами, основними перевагами та недоліками і тими з них, які не стосуються окремих БПЛА, наведено у табл. 2.

Таблиця 2 – Методи, що використовуються в інтелектуальних системах для обробки даних у рої БПЛА

№	Рішення	Застосування	Метод	Переваги	Недоліки	Основні обмеження, які не стосуються окремих БПЛА
1	Спільне картографування пожеж	Картографування великих територій, охоплених вогнем	Графові згортовані нейронні мережі (GCN), розподілені нейронні мережі	Комплексне відображення загальної картини пожежі в реальному часі, підвищена точність, покращене покриття	Високі вимоги до зв'язку та синхронізації даних між БПЛА, висока обчислювальна інтенсивність	Проблеми масштабованості у великомасштабних операціях.
2	Децентралізоване прийняття рішень	Автономна робота без центрального управління	Багатоагентне навчання з підкріпленням (MARL), федеративне навчання, ройовий інтелект	Підвищена стійкість через меншу залежність від центру, швидке прийняття рішень, покращена масштабованість	Ризик непослідовних рішень, підвищеної складності, вузьких місць у спілкуванні	Комплексна координація та синхронізація даних між кількома БПЛА.
3	Адаптивний розподіл завдань	Динамічне призначення завдань на основі ситуації	Глибинні Q-мережі (DQN), розподілені нейронні мережі	Підвищення ефективності, гнучкості в управлінні завданнями, зменшення робочого навантаження	Вимагає неперервних обчислень, ризик неоптимального розподілу	Затримка в прийнятті рішень через поєднання централізованого та децентралізованого контролю.
4	Ройовий інтелект	Злагожене стримування вогню	Методи штучного інтелекту в тісній роботі з PSO, ACO	Універсальність, що дозволяє використовувати велику кількість БПЛА, адаптивна гнучкість до змін і втрат	Складні алгоритми взаємодії, високі вимоги до зв'язку та зв'язності у великих роях, ризик непередбачуваної поведінки всього рою	Проблеми з координацією у великих зграях.
5	Прогнозна аналітика для поширення пожежі	Прогнозування поширення пожежі	Повторювані нейронні мережі (RNN), засоби машинного навчання для аналізу часових рядів	Проактивне реагування на прогнози розвитку пожеж, виявлення потенційних зон високого ризику	Великий обсяг даних для навчання, високі ціни та вимоги до обладнання для коректної роботи моделі, залежність від центрального пункту керування	Не характерно для окремих БПЛА, оскільки їм не вистачає потужності для прогнозування.
6	Кооперативне спостереження	Постійний моніторинг великої території	Багатоагентне навчання з підкріпленням (MARL), розподілені сенсорні мережі, федеративне навчання	Постійний моніторинг, підвищена точність, знижений ризик втрати інформації	Високі вимоги до зв'язку та координації, необхідні складні алгоритми, можливі затримки або помилки в обробці даних	Забезпечення узгоджених даних для БПЛА.

Штучний інтелект, інтегрований у рій БПЛА, відкриває двері до нових можливостей у моніторингу та управлінні лісовими пожежами. Хоча кожне рішення штучного інтелекту має низку переваг, воно також створює нові проблеми, пов'язані з ко-

ординацією, комунікацією та вимогами до обчислень. Таким чином, інтеграція штучного інтелекту в рій БПЛА реалізує трансформаційний підхід у моніторингу лісових пожеж, що стане можливим у більшому масштабі завдяки об'єднанню зусиль. Інстру-

менти штучного інтелекту наразі були використані в цих системах у формі спільного картографування пожеж, децентралізованого прийняття рішень, адаптивного розподілу завдань, ройового інтелекту, прогнозу аналітики та кооперативного спостереження, щоб оптимізувати їх. Кожне рішення має переваги та, водночас, виклики з точки зору зв'язку, координації та обчислювальних потреб. Завдяки об'єднанню можливостям багато з цих проблем можна згодом подолати.

Архітектури взаємодії рою БПЛА

Вибрана архітектура систем моніторингу лісових пожеж на базі рою БПЛА визначає ефективність, надійність і масштабованість операцій. Різні архітектури по-різному використовують програми штучного інтелекту, кожен з яких відповідає певним оперативним потребам. Далі буде розглянуто різні варіанти архітектури щодо їхньої придатності для застосування ШІ, підкреслюючи, чому певні методи ШІ є особливо ефективними в кожній архітектурі.

У централізованій архітектурі, де БПЛА діють переважно як збирачі даних, майже вся обробка виконується в центральному блоці керування. Як правило, це наземні станції управління [23] або висотні платформи, як більш потужні БПЛА іншого типу [24], які грають роль центрального блоку управління. Через різні можливості їх буде розглянуто окремо.

В першому випадку, коли БПЛА діють лише як пристрій для збору даних для наземної станції, усі або переважна більшість функцій обробки виконуються на ній [23]. Ця архітектура найбільш прийнятна для методів ШІ, що вимагають високоінтенсивних обчислень. Однак вагомою проблемою такої централізованої обробки є ймовірність затримки відповіді та вразливість системи до слабого зв'язку. Відповідь системи, таким чином, не відповідає вимогам системи реального часу, що є обов'язковою у високодинамічному сценарії пожежі.

Таку централізовану архітектуру можна вдосконалити за допомогою літаючої хмари, де більш важкий БПЛА, оснащений значними обчислювальними ресурсами, виконуватиме роль мобільного центру обробки даних [24]. Це архітектура, яка здатна значною мірою використовувати засоби штучного інтелекту, які вимагають обробки в реальному часі поблизу джерела даних. Незважаючи на те, що ця архітектура зменшує затримку та збільшує можливості обробки, це відбувається за рахунок збільшення вартості та складності: літаючі хмарні БПЛА мають бути достатньо надійними, щоб нести потужні процесори. Ефективність також залежатиме від того, наскільки ефективна координація між літаючою хмарою та меншими БПЛА, а для цього потрібні складні алгоритми штучного інтелекту.

У розподіленій архітектурі, де БПЛА оснащені граничними обчислювальними можливостями, кожен БПЛА виконує часткову обробку даних, які він збирає [25]. Така архітектура найбільше підходить для додатків ШІ, де негайне локальне рішення є обов'язковим, в той час як традиційна інфраструктура недоступна або може бути обмеженою. Однак

така розподілена архітектура дозволяє розгортати лише прості моделі ШІ через низьку обчислювальну потужність, яку може внести один БПЛА. Це призводить до менш точного та менш повного аналізу порівняно з центральною обробкою.

Ієрархічна архітектура успадковує переваги централізованих і розподілених систем, дозволяючи граничну бортову обробку на БПЛА, і в той же час координуючись з центральним блоком, будь то на землі або в літаючій хмарі [26]. Ця архітектура буде особливо придатною для програм штучного інтелекту, які вимагають відповіді у реальному часі та складного аналізу. Має ієрархічну структуру, отже, збалансовує час відгуку та обчислювальну потужність. Натомість вимагає ефективної координації та зв'язку між БПЛА та центральним блоком. Це підвищує складність системи в поєднанні з пов'язаними з цим помилками в разі збою зв'язку.

Гібридна архітектура включає в себе комбінації попередніх архітектур, які використовуються разом з метою об'єднання переваг та зменшення обмежень. Прикладом такої архітектури є розподілена з граничними обчисленнями з ройовим інтелектом [27]. БПЛА самостійно оброблюють дані на борту, при цьому працюючи як рій для досягнення спільних цілей. Це дуже схоже на звичайну розподілену архітектуру, але відмінність полягає в тому, що дрони працюють в рою, а не тільки поодиночки, що дозволяє отримувати більше інформації кожному дрону. Ще одним прикладом такої архітектури є поєднання централізованого та розподіленого управління з можливістю динамічного перемикавання ролей. ШІ може дозволити центральному блоку брати під контроль ситуацію у критичних ситуаціях, наприклад, під час пожежі, яка швидко поширюється, але залишати БПЛА автономними за нормальних умов чи відсутності зв'язку. Приклад такої взаємодії – коли штучний інтелект у центральному блоці може надавати директиви високого рівня під час пожежі, яка швидко поширюється, а БПЛА точно налаштовувати свої дії на основі уникнення перешкод або коригування висоти через щільність диму за допомогою бортового штучного інтелекту.

Після огляду різних архітектур для моніторингу лісових пожеж на основі БПЛА дві з них видаються найбільш перспективними через правильний баланс у масштабованості, ефективності обробки даних та адаптивності у різних сценаріях моніторингу пожеж: граничні обчислення за гібридної архітектури керування та архітектури літаючої хмари із поєднанням централізованої та розподіленої архітектур.

Архітектура граничної обробки поєднується з гібридною моделлю керування [28], де кожен БПЛА підтримує бортову обробку, яка має можливості аналізу даних у реальному часі. Це може включати такі методи як виявлення та розпізнавання об'єктів, аномалій, планування шляху, об'єднання даних з різних датчиків у реальному часі. Можуть бути використані наступні методи штучного інтелекту: глибинні нейронні мережі CNN, YOLO, R-CNN, SVM, LSTM, методи машинного навчання RL, DRL

тощо. До цього також додається метод ройового інтелекту, за якого дрони можуть обмінюватися інформацією для підвищення точності та кращого покриття. Але при цьому існує певний наземний центральний пункт керування, який може надавати БПЛА інформацію про глобальну стратегію та не давати їм відхилятися від запланованого курсу для мінімізації непередбачуваності у ройовій поведінці. При цьому, якщо зв'язок із пунктом втрачається, БПЛА можуть продовжувати групову задачу далі, спираючись на власні ресурси.

У літаючій хмарі з централізованими та розподіленими елементами рій універсальних БПЛА доповнюється важчим і потужнішим дроном, який виконує роль літаючої хмари [29]. Цей дрон є своєрідним мобільним обчислювальним центром, який виконує більш складні обчислення та стає центральним вузлом у розподіленій мережі, тоді як інші БПЛА здійснюють попередній збір та обробку да-

них. Ця архітектура успадковує переваги граничних обчислень, з обчислювальною потужністю центрального блоку, що знаходиться ближче до зони дії, ніж наземні станції. Тому тут можна використовувати моделі, які використовуються для роїв БПЛА, як от спільне картографування пожежі, прогнозна аналітика поширення пожежі, кооперативне спостереження. В основі цієї архітектури лежить штучний інтелект, який дає можливість літаючій хмарі обробляти та робити прогнози на основі величезних обсягів даних, координувати поведінку рою та приймати відповідні рішення. Сучасні моделі штучного інтелекту, такі як глибинні нейронні мережі RNN, GNN, Q-мережі, багатоагентне навчання з підкріпленням MARL, розподіленні нейронні мережі, а також алгоритми оптимізації гарантують, що система може адаптуватися до мінливих умов і ефективно контролювати та стримувати лісові пожежі. Результати аналізу архітектур наведено у табл. 3.

Таблиця 3 – Архітектури взаємодії БПЛА

№	Рішення	Переваги	Недоліки
1	Централізована (центральний блок управління - наземна станція)	Простий у впровадженні та управлінні, високий рівень контролю та злагодженості.	Єдина точка відмови, обмежена масштабованість, висока залежність від лінії зв'язку, обмежена автономність БПЛА.
2	Централізована (центральний блок управління - потужний БПЛА)	Зменшення залежності від наземних станцій і зв'язку, гнучкість використання, швидке розгортання в динамічних середовищах.	Єдина точка відмови, центральний БПЛА вимагає значних ресурсів, високе обчислювальне навантаження на центральний БПЛА.
3	Розподілена	Висока відмовостійкість, можливість масштабування до великих розмірів рою, автономне прийняття рішень, зменшена затримка зв'язку між БПЛА.	Вищі обчислювальні вимоги до кожного БПЛА, можливість прийняття суперечливих рішень, потрібні розширені алгоритми поведінки рою, що додає складність реалізації та координації.
4	Ієрархічна	Поєднує в собі сильні сторони централізованої та розподіленої архітектур, гнучкість роботи з балансом автономності та контролю, ефективний розподіл ресурсів, багаторівневий контроль якості.	Складність проектування та управління, можливі затримки зв'язку між різними рівнями ієрархії, потрібні складні алгоритми координації, вища вартість через кілька рівнів блоків керування.
5	Гібридна архітектура (розподілена з ройовим інтелектом)	Зменшення залежності від центральних блоків через використання граничних обчислень, висока стійкість, покращено ройовий інтелект і адаптивність, ефективна обробка великих наборів даних у режимі реального часу.	Підвищені вимоги до апаратного забезпечення БПЛА, збільшене енергоспоживання через інтенсивні обчислення, висока складність у впровадженні та обслуговуванні, можливість появи вузьких місць у комунікації.
6	Граничні обчислення за гібридної архітектури керування (в критичних ситуаціях центр бере на себе керування)	Висока автономність із підвищеною безпекою та надійністю у критичних ситуаціях, оптимізоване обчислювальне навантаження під час регулярних операцій, зменшення загальної складності.	Можливі затримки перемикавання керування під час критичних ситуацій, складність визначення моменту перемикавання керування, може призвести до неефективного використання обчислювальних ресурсів у некритичних ситуаціях.
7	Розподілена з літаючою хмарою	Поєднання в собі сильних сторін централізованої і розподіленої архітектур, динамічна та адаптивна структура керування, ефективне використання обчислювальних ресурсів шляхом розподілення обчислень, висока масштабованість і гнучкість.	Потрібна надійна і високошвидкісна комунікація, висока складність координації та управління даними.

Дискусія. Обґрунтування напрямку і задач досліджень

В даній статті ставилася задача детального аналізу можливостей використання засобів штучного

інтелекту в мобільних системах моніторингу лісових пожеж на базі одиничних БПЛА, а також їхніх керування роїв. На підставі аналізу визначено переваги і обмеження існуючих рішень, а також можливі варіанти архітектур. Порівняння архітектур за якісними

показниками надало змогу сформувавши рекомендації щодо їхнього використання і вибору раціональних варіантів. Отже, ці результати надають змогу визначити мету і завдання подальших досліджень. Метою досліджень має бути підвищення ефективності мобільних інтелектуальних систем моніторингу і запобігання лісових пожеж на базі роїв БПЛА шляхом розроблення і впровадження нових моделей, методів і архітектур, що базуються на розподілених засобах штучного інтелекту. Під ефективністю таких систем розуміємо відносно збільшення показників точності, достовірності та оперативності ідентифікації пожеж на одиницю витрат.

Основні завдання:

- розроблення і експериментальне дослідження розподілених моделей штучного інтелекту мобільних систем для моніторингу, запобігання, ліквідації та оцінки наслідків лісових пожеж за горизонтальною (ройовою, на рівні взаємодії окремих БПЛА) і вертикальною (інфраструктурною, що об'єднує наземні, бортові, граничні і хмарні ресурси) складовими;

- розроблення та порівняльний аналіз відповідних множин архітектур, окреслених в даній статті, за обґрунтованими кількісними показниками. Визначення на цій підставі можливості побудови гібридних інтелектуальних систем на базі роїв БПЛА з адаптивною архітектурою, яка змінюється залежно від зміни параметрів середовища, виникнення та динаміки розповсюдження пожежі;

- розроблення системи (архітектури, програмних засобів і інтерфейсів) підтримки прийняття рішень щодо обґрунтування складу роїв БПЛА для інтелектуальних систем моніторингу і запобігання пожеж, їхнього розгортання та надійного і безпечного використання в умовах реальних обмежень.

Висновки

Дане дослідження визначає ключові засоби і методи штучного інтелекту як для окремих, так і для рою БПЛА, підкреслюючи їхній потенціал у моніторингу лісових пожеж.

Після детального аналізу різних архітектур можна забезпечити суттєве зростання роїв БПЛА та їхньої ефективності завдяки інтеграції ШІ. Це демонструє, що поєднання різних гібридних архітектур зі спеціальними рішеннями штучного інтелекту, виявляється дуже перспективним для ефективного моніторингу, картографування, стримування та визначення наслідків пожежі.

Визначено напрями майбутніх досліджень, які планується спрямувати: у теоретичному сенсі – на розроблення моделей і методів ройового інтелекту мобільних систем екологічного моніторингу, зокрема лісових пожеж, у практичному – на розроблення та впровадження відповідних програмно-апаратних рішень для ІТ-інфраструктури роїв БПЛА, яка об'єднує бортові, граничні та хмарні ресурси та забезпечує виконання основних вимог.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Cunningham Calum X., Williamson Grant J., Bowman David M.J.S. (2024). Increasing frequency and intensity of the most extreme wildfires on Earth. *Nat Ecol Evol.* 8. PP. 1420–1425. 10.1038/s41559-024-02452-2.
2. Sadowska Beata, Zimon Grzegorz, Stepnicka Nina. (2021). Forest Fires and Losses Caused by Fires – An Economic Approach. *WSEAS TRANSACTIONS ON ENVIRONMENT AND DEVELOPMENT.* 17. PP. 181-191. 10.37394/232015.2021.17.18.
3. Francesco Carta, Zidda Chiara, Putzu Martina, Loru Daniele, Anedda Matteo, Giusto Daniele. (2023). Advancements in Forest Fire Prevention: A Comprehensive Survey. *Sensors.* 23. 6635. 10.3390/s23146635.
4. Omar Madiyah Binti, Ibrahim Rosdiazli, Bingi Kishore, Haikal Wan Mohd Nadzri Wan Muhammad, Faqih Mochammad. (2023). Real-Time UAV System Integration for Fire Detection and Classification. *IEEE International Conference on Computing.* PP. 237-241. 10.1109/ICOC059262.2023.10397888.
5. Jia Xuanbo, Wang Yike, Chen Taiming. (2023). Forest Fire Detection and Recognition Using YOLOv8 Algorithms from UAVs Images. *IEEE 5th International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems.* PP. 646-651. 10.1109/ICPICS58376.2023.10235675.
6. Xie Feifei, Huang Zhiqing. (2023). Aerial Forest Fire Detection based on Transfer Learning and Improved Faster RCNN. *IEEE 3rd International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence.* PP. 1132-1136. 10.1109/ICIBA56860.2023.10165603.
7. Avola Danilo, Cinque Luigi, Di Mambro Angelo, Diko Anxhelo, Fagioli Alessio, Foresti Gian Luca, Marini Marco Raoul, Mecca Alessio, Pannone Daniele. (2022). Low-Altitude Aerial Video Surveillance via One-Class SVM Anomaly Detection from Textural Features in UAV Images. *Information.* 13. 2. 10.3390/info13010002.
8. Yang Lei, Zhang Yizong, Li Shaobo, Zhang Ansi, Liao Zihao, Li Chuanjiang. (2023). UAV Flight Data Anomaly Detection Based on Parameter Selection and Multiple Regression. *Global Reliability and Prognostics and Health Management Conference.* PP. 1-6. 10.1109/PHM-Hangzhou58797.2023.10482575.
9. Umunnakwe Amarachi, Davis Katherine. (2023). An Optimization of UAV-Based Remote Monitoring for Improving Wildfire Response in Power Systems. *IEEE Open Access Journal of Power and Energy.* 10. PP. 678-688. 10.1109/OAJPE.2023.3337760.
10. Habiba Ummey, Jahan Roshan. (2023). Path Planning for UAV “Drones” Using SARSA: Enhancing Efficiency and Performance. *International Conference on Integration of Computational Intelligent System.* PP. 1-6. 10.1109/ICICIS56802.2023.10430246.
11. Hu Qiao, Zhang Ligang, Drahotka Jeff, Woldt Wayne, Varner Dana, Bishop Andy, LaGrange Ted, Neale Christopher M. U., Tang Zhenghong. (2024). Combining Multi-View UAV Photogrammetry, Thermal Imaging, and Computer Vision Can Derive Cost-Effective Ecological Indicators for Habitat Assessment. *Remote Sensing.* 16. 1081. 10.3390/rs16061081.
12. Wang Shaofan, Li Ke, Chen Jiaao, Zhang Tao. (2023). Unmanned Aerial Vehicle Autonomous Visual Landing through Visual Attention-Based Deep Reinforcement Learning. *42nd Chinese Control Conference.* PP. 4143-4148. 10.23919/CCC58697.2023.10240825.

13. Mu Yunjie, Ou Liyuan, Chen Wenjing, Liu Tao, Gao Demin. (2024). Superpixel-Based Graph Convolutional Network for UAV Forest Fire Image Segmentation. *Drones*. 8. 142. 10.3390/drones8040142.
14. Shrestha Kripash, La Hung Manh, Yoon Hyung-Jin. (2022). A Distributed Deep Learning Approach for A Team of Unmanned Aerial Vehicles for Wildfire Tracking and Coverage. *Sixth IEEE International Conference on Robotic Computing*. PP. 312-319. 10.1109/IRC55401.2022.00061.
15. Yang Luyinru, Zheng Jun, Zhang Baoxian. (2023). An MARL-based Task Scheduling Algorithm for Cooperative Computation in Multi-UAV-Assisted MEC Systems. *International Conference on Future Communications and Networks*. PP. 1-6. 10.1109/FCN60432.2023.10544292.
16. Akbari Mohammad, Syed Aisha, Kennedy W. Sean, Erol-Kantarci Melike. (2024). AoI-Aware Energy-Efficient SFC in UAV-Aided Smart Agriculture Using Asynchronous Federated Learning. *IEEE Open Journal of the Communications Society*. 5. PP. 1222-1242. 10.1109/OJCOMS.2024.3363132.
17. Yin Yongfeng, Guo Yang, Su Qingran, Wang Zhetao. (2022). Task Allocation of Multiple Unmanned Aerial Vehicles Based on Deep Transfer Reinforcement Learning. *Drones*. 6. 215. 10.3390/drones6080215.
18. Alsammak Ihab L. Hussein, Mahmoud Moamin A., Gunasekaran Saraswathy Shamini, Ahmed Ali Najah, AlKilabi Muhanad. (2023). Nature-Inspired Drone Swarming for Wildfires Suppression Considering Distributed Fire Spots and Energy Consumption. *IEEE Access*. 11. PP. 50962-50983. 10.1109/ACCESS.2023.3279416.
19. Chen Shihan, Ma Jialu. (2022). *IEEE Conference on Telecommunications, Optics and Computer Science*. PP. 1006-1011. 10.1109/TOCS56154.2022.10015980.
20. Liang Hao, Zhang Meng, Wang Hailan. (2019). A Neural Network Model for Wildfire Scale Prediction Using Meteorological Factors. *IEEE Access*. 7. PP. 176746-176755. 10.1109/ACCESS.2019.2957837.
21. Chhabra Rishi, Bhagat Aditya, Mishra Gaurav, Tiwari Ashish, Dhabu M.. (2024). Machine Learning and Deep Learning-Based Prediction and Monitoring of Forest Fires Using Unmanned Aerial Vehicle. *Applications of Machine Learning in UAV Networks*. PP. 160-193. 10.4018/979-8-3693-0578-2.ch007.
22. Mariam Ayesha, Mushtaq Memoona, Iqbal Muhammad Munwar. (2022). Real-Time Detection, Recognition, and Surveillance using Drones. *International Conference on Emerging Trends in Electrical, Control, and Telecommunication Engineering*. PP. 1-5. 10.1109/ETEECTE55893.2022.10007285.
23. Kristanto Andri, Indriyanto Toto. (2024). Development of Communication System for UAV Ground Control Station with ATC Based on Controller Pilot Data Link Communication. *Warta Penelitian Perhubungan*. 35. PP. 112-125. 10.25104/warlit.v35i2.2308.
24. Andreadis Alessandro, Giambene Giovanni, Zambon Riccardo. (2023). Role of UAVs and HAPS for IoT-based Monitoring in Emergency Scenarios. *International Conference on Information and Communication Technologies for Disaster Management*. PP. 1-8. 10.1109/ICT-DM58371.2023.10286916.
25. Fesenko Herman, Illiashenko Oleg, Kharchenko Vyacheslav, Kliushnikov Ihor, Morozova Olga, Sachenko Anatoliy, Skorobohatko Stanislav. (2023). Flying Sensor and Edge Network-Based Advanced Air Mobility Systems: Reliability Analysis and Applications for Urban Monitoring. *Drones*. 7. 409. 10.3390/drones7070409.
26. Masood Arooj, Nguyen The-Vi, Truong Thanh Phung, Cho Sungrae. (2021). Content Caching in HAP-Assisted Multi-UAV Networks Using Hierarchical Federated Learning. *International Conference on Information and Communication Technology Convergence*. PP. 1160-1162. 10.1109/ICTC52510.2021.9621115.
27. Chen Wu, Zhu Jiayi, Liu Jiajia, Guo Hongzhi. (2024). A fast coordination approach for large-scale drone swarm. *Journal of Network and Computer Applications*. 221. 10.1016/j.jnca.2023.103769.
28. Ma Li, Lin Bin, Zhang Wen, Tao Jingjing, Zhu Xiaomin, Chen Hao. (2022). A Survey of Research on the Distributed Cooperation Method of the UAV Swarm based on Swarm Intelligence. *IEEE 13th International Conference on Software Engineering and Service Science*. PP. 305-309. 10.1109/ICSESS54813.2022.9930182.
29. Zaitseva Elena, Levashenko Vitaly, Mysko Vladimir, Czapp Stanislaw, Zhaxybayev, Darkhan. (2024). Availability of UAV Fleet Evaluation Based on Multi-State System. *IEEE Access*. 12. PP. 15290-15307. 10.1109/ACCESS.2024.3358198.

Received (Надійшла) 22.08.2024

Accepted for publication (Прийнята до друку) 16.10.2024

Methods and hardware and software for information processing in intelligent forest fire monitoring systems based on UAV swarms

Stanislav Popov, Oleksandr Oriekhov

Abstract. Artificial intelligence methods for forest fire monitoring systems based on UAV swarms were investigated. The methods used both for individual UAVs and for different architectures using a UAV swarm are considered. AI integration has been shown to enhance UAV capabilities for early fire detection, real-time monitoring and decision-making. The study found that while the information collected by individual UAVs is valuable, there are limitations that can be overcome by using a UAV swarm that augments intelligent computing capabilities. Different architectures – centralized, distributed and hybrid – have been proven to provide unique advantages in different fire monitoring scenarios. The study emphasized the importance of choosing a rational architecture based on specific monitoring tasks. Each architecture has certain limitations, but the proposed solutions are marked by improvements in efficiency, reliability and scalability. The final configuration consists of a combination of UAVs and AI tools designed to maximize the effectiveness of fire monitoring. The development of the potential of swarm intelligence, predictive analytics and adaptive task allocation is identified as an important direction for future research. It is noted that these results are important for the development of new management systems for monitoring, preventing, limiting and determining the consequences of forest fires based on UAV swarms.

Keywords: forest fires, monitoring, intelligent systems, unmanned aerial vehicles, UAV swarms, hybrid architectures, artificial intelligence.