



DOI <https://doi.org/10.32447/20786662.47.2025.04>

Д. П. Войтович, Р. Ю. Сукач

*Львівський державний університет безпеки життєдіяльності,
м. Львів, Україна*

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2280-5585> – Д. П. Войтович

<https://orcid.org/0000-0003-4174-9213> – Р. Ю. Сукач

✉ science_ukr@ukr.net

МОЖЛИВІСТЬ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПРОЦЕСІВ УПРАВЛІННЯ ПОЖЕЖНО-РЯТУВАЛЬНИМИ ПІДРОЗДІЛАМИ ПІД ЧАС ГАСІННЯ ПОЖЕЖ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ БПЛА

Мета. Статтю присвячено аналізу можливостей упровадження штучного інтелекту для оптимізації управління пожежно-рятувальними підрозділами під час ліквідації пожеж із використанням дронів та інтелектуальних систем. Мета дослідження полягає в обґрунтуванні застосування штучного інтелекту та математичних моделей підкріплювального навчання для автоматизації управлінських процесів у сфері пожежогасіння. Під час наукового дослідження використовувалися загальнонаукові методи пізнання, зокрема аналіз і синтез, системний підхід, моделювання, узагальнення та порівняння.

Результати дослідження показують, що можливість використання штучного інтелекту в управлінні пожежно-рятувальними підрозділами знаходить підтвердження в сучасній практиці, де поєднання дронів, супутникових систем і наземних сенсорів забезпечує створення комплексних інтелектуальних рішень. Досліджено, що ключовим інструментом формалізації процесу навчання дронів є використання марковських процесів прийняття рішень, що ґрунтуються на п'яти основних компонентах: просторі станів, просторі дій, функції переходів, функції винагороди та коефіцієнті дисконтування. Показано, що ця модель відображає складну динаміку розвитку пожежі та дає змогу враховувати взаємодію безпілотних літальних апаратів із навколишнім середовищем. Особливий акцент зроблено на функції винагороди, яка поєднує в собі параметри ефективності пригашення, економії ресурсів і показники безпеки, створюючи збалансовану систему прийняття рішень. Обґрунтовано, що використання марковських моделей забезпечує формування ієрархічних алгоритмів підкріплювального навчання, що стає науковим підґрунтям для практичної реалізації застосування штучного інтелекту у сфері пожежогасіння. Практичне значення дослідження полягає у можливості створення науково обґрунтованих і технічно реалізованих систем управління пожежно-рятувальними підрозділами з використанням ШІ та дронів, що сприятиме підвищенню безпеки й ефективності ліквідації пожеж.

Ключові слова: штучний інтелект, пожежогасіння, дрони, моделювання, управління.

D. P. Voytovych, R. Yu. Sukach

Lviv State University of Life Safety, Lviv, Ukraine

THE POSSIBILITY OF APPLYING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO THE MANAGEMENT OF FIRE AND RESCUE UNITS DURING FIREFIGHTING USING UAVs (DRONES)

Introduction. The article focuses on analyzing the potential of implementing artificial intelligence to optimize the management of fire and rescue units in extinguishing fires through the use of drones and intelligent systems. The purpose of the study is to substantiate the application of artificial intelligence and reinforcement learning mathematical models for automating management processes in the field of firefighting. The research

employed general scientific methods of cognition, including analysis and synthesis, a system-based approach, modeling, generalization, and comparison.

The results demonstrate that the use of artificial intelligence in managing fire and rescue units is confirmed by modern practice, where the integration of drones, satellite systems, and ground sensors enables the development of comprehensive intelligent solutions. It was established that the key tool for formalizing the drone training process is the use of Markov decision processes, which rely on five main components: state space, action space, transition function, reward function, and discount factor. The study shows that this model reflects the complex dynamics of fire development and makes it possible to consider the interaction of unmanned aerial vehicles with the environment. Special attention is given to the reward function, which combines suppression efficiency, resource saving, and safety indicators, thus forming a balanced decision-making system. It is substantiated that the use of Markov models ensures the creation of hierarchical reinforcement learning algorithms, which provide the scientific foundation for the practical application of artificial intelligence in firefighting. The practical value of the study lies in the possibility of creating scientifically grounded and technically feasible management systems for fire and rescue units using AI and drones, which will enhance both safety and efficiency in fire suppression.

Key words: artificial intelligence, firefighting, drones, modeling, management.

Постановка проблеми. Автоматизовані безпілотні літальні апарати останніми десятиліттями стали надзвичайно поширеним інструментом у різних сферах – від сільського господарства та моніторингу інфраструктури до екології, картографування та рятувальних операцій. Їхня популярність зумовлена здатністю виконувати складні завдання у важкодоступних або небезпечних середовищах, де залучення людини пов'язане з високим ризиком. Водночас із 2022 року у зв'язку з воєнними подіями саме для України дрони набули особливої актуальності у військовій площині, ставши елементом національної безпеки та важливим чинником у забезпеченні обороноздатності.

Разом із тим досвід застосування дронів у гасінні пожеж уже давно впроваджується у світовій практиці. Особливої актуальності ця тема набуває для регіонів, де пожежі виникають часто та несуть значну загрозу для людей і довкілля. Використання безпілотників дає змогу зменшити ризик для життя і здоров'я працівників пожежно-рятувальних служб, забезпечуючи можливість оперативного аналізу ситуації та ефективного локального гасіння. Успішність упровадження таких систем значною мірою залежить від того, наскільки правильно дрони будуть запрограмовані для виконання своїх функцій. Це, зі свого боку, визначає внесок у розвиток національної безпеки та підвищення рівня захищеності населення від надзвичайних ситуацій.

Аналіз останніх наукових досліджень і публікацій. Питання можливості застосування штучного інтелекту для процесів управління пожежно-рятувальними підрозділами під час гасіння пожеж є достатньо висвітленим у зарубіжній науковій літературі, водночас у вітчизняних дослідженнях воно лише починає отримувати увагу. Це пояснюється тим, що більшість наукових публікацій присвячена розвитку методів і моделей штучного

інтелекту, зокрема ієрархічного навчання з підкріпленням, які можуть бути адаптовані до завдань управління в екстремальних умовах.

Значний внесок у формування теоретичної основи зробив Р. Bellman [2], який заклав принципи динамічного програмування, що стали фундаментом для сучасних методів оптимізації у складних середовищах. П. Dayan та Г. Е. Hinton [4] уперше розглянули концепцію феодального підходу до навчання з підкріпленням, що дало змогу структурувати завдання різного рівня складності. Розвитком цієї ідеї став підхід Т. Г. Dietterich [5], який запропонував декомпозицію функції цінності (MAXQ), що забезпечує ефективніше управління багаторівневими процесами. Зі свого боку, Р. С. Sutton, Д. Precup та С. Singh [8] сформулювали концепцію напів-МПП (semi-MDPs), яка дала можливість працювати із часовими абстракціями. Сучасні розробки, зокрема А. С. Vezhnevets та співавторів [9], адаптують ці підходи у вигляді нейронних мереж для ієрархічного навчання.

У прикладному аспекті варто відзначити дослідження М. N. Alpdemir [1], спрямоване на планування траєкторій тактичних БпЛА в умовах радіолокаційної загрози із застосуванням ієрархічного навчання з підкріпленням (HRL), що поєднує метаконтролер для призначення цілей і контролер на основі DQN для вибору дій. Доцільно виділити дослідження У. Cheng і співавторів [3], яке присвячене плануванню траєкторій БпЛА у динамічному середовищі з використанням алгоритму SA-MAXQ, який поєднує MAXQ та метод імітації підпалу для підвищення ефективності навчання, а також реалізує кооперативну формацію типу «лідер – ведений» із динамічною мертвою зоною для оптимізації руху кількох БпЛА.

Дослідження К. Kou та колег [6] присвячене автономній навігації безпілотних літальних апаратів (БпЛА) із використанням ієрархічного

навчання з підкріпленням на основі опцій, що поєднує високорівневу модель вибору поведінки та дві низькорівневі моделі – уникнення перешкод і досягнення цілі. Зі свого боку, Т. Ren і співавтори [7] розробили масштабовану дворівневу архітектуру НТЗО для керування у великих мобільних мережах із залученням БпЛА в контексті мобільних обчислень на периферії (МЕС). Натомість Y. Zhang із колегами [10] запропонували багаторівневу систему збору даних за участі кількох БпЛА для бездротових сенсорних мереж із зворотним розсіюванням сигналу, де алгоритми глибокого ієрархічного навчання забезпечують мінімізацію часу польоту, кооперативне навчання та підвищення ефективності збору інформації у надзвичайних ситуаціях.

Серед вітчизняних дослідників варто виділити Ю. О. Даника та Д. О. Кіріченка [11], які проаналізували можливості застосування систем штучного інтелекту у сфері пожежної безпеки. Хоча робота має загальний характер, вона закладає основу для подальшої інтеграції зарубіжних методологічних підходів у практику функціонування пожежно-рятувальних підрозділів.

Методологія та методи. Методологія дослідження ґрунтується на загальнонаукових підходах аналізу, синтезу та системного моделювання, що дає можливість комплексно розглядати процес управління пожежно-рятувальними підрозділами з використанням дронів як складну динамічну систему. У межах методики застосовується математичне моделювання на основі марковських процесів прийняття рішень, яке забезпечує формалізацію взаємодії безпілотних літальних апаратів із середовищем, а також використання підкріплювального навчання та його ієрархічних узагальнень для побудови алгоритмів ефективного розподілу ресурсів, планування траєкторій і мінімізації ризиків у надзвичайних ситуаціях.

Метою статті є обґрунтування можливості застосування штучного інтелекту та математичних моделей підкріплювального навчання для автоматизації управління пожежно-рятувальними підрозділами із використанням дронів у процесі гасіння пожеж. Для досягнення поставленої мети у статті буде досліджено можливість і сучасну практику застосування штучного інтелекту у сфері пожежогасіння, а також показано особливості навчання дронів ефективно виконувати завдання на основі попереднього навчання та програмування, що дає змогу адаптувати їх до складних умов реальних надзвичайних ситуацій.

Виклад основного матеріалу. Сьогодні системи управління пожежно-рятувальними підрозділами дедалі більше набувають ознак

автоматизації. Це зумовлено як зростанням масштабів пожеж, так і потребою у швидкому реагуванні в умовах, де людські ресурси та традиційні методи організації роботи часто виявляються недостатньо ефективними. У світовій практиці активно впроваджуються автономні технології, серед яких важливу роль відіграють безпілотні літальні апарати (БпЛА), оснащені інтелектуальними алгоритмами. Такі апарати здатні самостійно аналізувати теплові карти пожежі, виявляти найбільш критичні зони загоряння та спрямовувати свої дії на локалізацію вогню там, де це забезпечує найбільший ефект. Вони виступають не лише як виконавці команд оператора, але і як активні агенти системи штучного інтелекту, здатні приймати рішення в режимі реального часу [6].

Сучасна практика гасіння пожеж із використанням штучного інтелекту формується на перетині робототехніки, картографування та систем моніторингу. Одним із прикладів є рішення FireAI, яке інтегрує алгоритми машинного навчання з платформою Nova Maps. Це дає можливість дронам і наземним операторам не лише отримувати ортомозаїки та теплові зображення в реальному часі, але й накладати на карту спеціалізовані іконки з Wildfire Icon Pack. Завдяки цьому пожежні-рятувальники отримують точне та зрозуміле відображення гарячих точок, напрямку вітру, небезпечних зон і розташування ресурсів. Автоматизація таких процесів зменшує когнітивне навантаження на операторів, сприяючи швидшому ухваленню рішення й зосередженню на безпосередньому управлінні підрозділами [11].

Додатковим прикладом є проєкт OVERWATCH, який розробляє алгоритми для картографування повеней і пожеж із використанням супутникових даних Sentinel та знімків із дронів. Тут штучний інтелект застосовується для підвищення просторової роздільної здатності зображень до п'яти метрів, що суттєво покращує точність визначення контурів пожежі. На практиці це означає, що пожежні-рятувальники отримують детальні карти в реальному часі, де відображаються території згарища, динаміка поширення полум'я та пріоритетні напрямки введення технічних засобів подачі вогнегасних речовин. Випробування цієї технології на реальних прикладах в Іспанії показали, що алгоритми можуть напівавтоматично виділяти згорілі ділянки з високою точністю, тим самим оптимізуючи розподіл наявних ресурсів та маршрутів дронів і наземної техніки [11].

Ще один приклад дає програма ALERTCalifornia, яка спирається на мережу з понад тисячі високоточних камер, розміщених по всій Каліфорнії. Ці камери здатні працювати

цілодобово, обертаючись на 360 градусів та охоплюючи десятки миль. Алгоритми штучного інтелекту аналізують відеопотоки й автоматично виявляють аномалії, що можуть свідчити про початок займання. Тож пожежні-пожежники отримують сповіщення з географічними координатами та рівнем упевненості системи ще до того, як надходить перший дзвінок до служби порятунку 911. Наведено практичний випадок: у вересні 2023 року штучний інтелект виявив займання більш ніж на пів години раніше, ніж люди повідомили про пожежу. Це дало можливість обмежити площу загоряння менш ніж чвертю акра, що демонструє реальну користь такої системи у зменшенні наслідків стихійних лих [11].

Усі ці приклади показують, що штучний інтелект у сфері пожежогасіння виконує роль не лише допоміжного інструменту, а й критичного елемента сучасних стратегій реагування. Він здатен інтегрувати дані з дронів, супутників і наземних камер, створювати карти з високою деталізацією, а також попереджати про загрози значно швидше, ніж це можуть зробити традиційні методи. У такий спосіб технології забезпечують більш безпечне й ефективне керування операціями в умовах надзвичайних ситуацій.

Однак побудова таких систем потребує розв'язання фундаментальної проблеми навчання. Якщо пожежно-рятувальні підрозділи традиційно діють на основі регламентів та досвіду, то дрони потребують алгоритмів, що дають їм можливість навчатися ефективних стратегій у процесі взаємодії зі складним та динамічним середовищем. У цьому контексті ключовим є застосування математичного апарату підкріплювального навчання (Reinforcement Learning, RL), який формалізує процес прийняття рішень у вигляді послідовності дій і реакцій середовища. Витоки такого підходу сягають теорії динамічного програмування Р. Беллмана [2], яка заклала основу для формування концепції оптимального управління у стохастичних середовищах.

Сучасні дослідження у сфері RL спираються на марковські процеси прийняття рішень (Markov Decision Processes, MDP), що дають змогу описати поведінку агента через формалізацію станів, дій, функції переходів і функції винагород [8]. Саме така структура забезпечує математичний інструментарій для навчання безпілотних апаратів, які виконують завдання в непередбачуваних умовах пожежі.

Водночас класичні методи RL виявляють обмеження у випадках, коли простори станів і дій є надто великими, а винагороди – рідкісними чи відстроченими. Для вирішення цих

проблем було запропоновано ієрархічне підкріплювальне навчання (Hierarchical Reinforcement Learning, HRL). Його розвиток пов'язаний із роботами Діттеріха (MAXQ-декомпозиція функцій цінності) [5], концепцією options framework [8], а також із підходами так званого феодального навчання [4]. У випадку дронів для пожежно-рятувальних підрозділів HRL дає змогу будувати багаторівневі структури управління, де вищий рівень відповідає за стратегічний вибір цілей (наприклад, блокування поширення вогню в певному секторі), а нижчі рівні реалізують конкретні тактичні дії (зміна траєкторії, скид води чи піни).

Застосування HRL для дронів уже продемонстроване у сфері навігації та планування траєкторій у складних середовищах [6], а також у задачах багатодронової координації [3]. Окремим напрямом досліджень є використання HRL для розподілу ресурсів у мобільних обчислювальних середовищах, що підтверджує універсальність цього підходу [7]. Усі ці напрацювання створюють підґрунтя для адаптації методів HRL до специфіки пожежогасіння, де навчання агентів може здійснюватися на симуляційних моделях поширення пожежі, а функція винагороди має враховувати ефективність локалізації вогню, економію ресурсів і безпеку підрозділів.

Таким чином, автоматизація управління пожежно-рятувальними підрозділами із застосуванням дронів на основі штучного інтелекту є неможливою без використання математичного моделювання. Марковські процеси прийняття рішень забезпечують необхідний теоретичний фундамент, тоді як ієрархічні методи RL дають змогу формувати багаторівневі алгоритми, здатні ефективно працювати у складних умовах надзвичайних ситуацій.

Навчання дронів для підтримки пожежно-рятувальних операцій природно формалізується як марковський процес прийняття рішень (S, A, P, R, γ) , де:

S – простір станів, що кодує поточну конфігурацію пожежі та ресурсів (наприклад, поле інтенсивності горіння або індикатор зайнятості осередків на сітці, метеопараметри – вектор вітру, вологість, температура, положення та швидкості дронів, залишок вогнегасної речовини й заряд акумуляторів);

A – простір дій, який охоплює безперервні керуючі впливи типу u_t^i (вектор швидкості / тяги i -го дрона) і d_t^i (інтенсивність скидання вогнегасної речовини), а також дискретні команди, наприклад повернення на базу;

$P(ds_{t+1} | s_t, a_t)$ – стохастичний оператор переходів, що відображає еволюцію стану під діями

дронів та зовнішньої стохастики (модель поширення пожежі, збурення вітру тощо);

$R(s_t, a_t)$ – миттєва винагорода;

$\gamma \in (0, 1)$ – коефіцієнт дисконтування, який визначає вагу майбутніх наслідків відносно поточних.

Оптимізаційна мета полягає у відшуванні політики π максимізації знеціненого сумарного виграшу $\pi [\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(s_t, a_t)]$, що є безпосереднім наслідком динамічного програмування та марковського підходу до керування у стохастичних середовищах [2; 8].

Суть математичної моделі винагороди полягає в узгодженні трьох протилежних чинників: ефективності пригашення, ощадного використання ресурсів і безпеки (ризiku). Зручно використовувати зважену адитивну структуру:

$$R(s_t, a_t) = \alpha S(s_t, a_t) - \beta C(s_t, a_t) - \eta \Xi(s_t, a_t),$$

де S – «корисність» гасіння, що кількісно вимірює запобігання поширенню вогню на короткому прогнозному горизонті;

C – витрати ресурсів (вода / піна, енергія, час простою / перельоту);

Ξ – показник ризику (підльоти до небезпечних зон, перетин заборонених секторів повітряного простору, наближення до пожежних-рятувальників);

$\alpha, \beta, \eta > 0$ – ваги, що задають компроміси між цими критеріями. Така форма сумісна як із табличними / градієнтними методами RL, так і з їх ієрархічними узагальненнями для багаторівневого планування дій дронів [8].

Приклад формулювання для зменшення площі пожежі будується на контрфактичному порівнянні з пасивною динамікою.

Нехай: $A(t) = \int_{\Omega} \chi_{burn}(x, y, t) dx dy$ – площа активного горіння в момент t (де χ_{burn} – індикатор зайнятих вогнем осередків на області Ω).

$A^{0(t+\Delta)}$ – прогноз площі через крок Δ без втручання;

$A^{a(t+\Delta)}$ – прогноз за умови застосування дії a_t з поточного стану s_t (обидва прогнози отримуються тією самою моделлю поширення за однакових зовнішніх умов). Тоді «корисність» пригашення на кроці:

$$S(s_t, a_t) = \frac{A^0(t+\Delta) - A^a(t+\Delta)}{A^0(t+\Delta) - A(t) + \varepsilon},$$

де в знаменнику – нормувальна величина приросту площі за умовно-стабільного або пасивного сценарію на інтервалі $[t, t+\Delta]$,

$\varepsilon > 0$ – малий стабілізатор.

Така нормалізація забезпечує масштабну інваріантність і робить $S \in [0, 1]$ у типових режимах.

Для врахування неоднорідної цінності території можна ввести просторові ваги $w(x, y)$ (критична інфраструктура, населені пункти) і замінити площу на «зважену» інтенсивність:

$$S(s_t, a_t) = \frac{\int \Omega w(x, y) [I^0(x, y, t + \Delta) - I^a(x, y, t + \Delta)] + dx dy}{\int \Omega w(x, y) I^0(x, y, t + \Delta) dx dy + \varepsilon},$$

де s_t – стан системи у момент часу t (опис пожежі, положення дронів, наявні ресурси тощо);
 a_t – дія, яку виконують дрони в момент часу t (скидання порошку, маневр, зміна швидкості тощо);

Ω – область, де моделюється поширення пожежі (наприклад, обмежений квадрат на карті місцевості, розбитий на клітинки);

$w(x, y)$ – просторові ваги, що задають цінність території у точці з координатами (x, y) . Наприклад:

$w(x, y) = 1$ у «звичайному» лісі;

$w(x, y) > 1$ для критичної інфраструктури, населених пунктів, об'єктів з високим ризиком;

$I^0(x, y, t + \Delta)$ – прогнозована щільність тепловиділення (або інший показник сили пожежі) у точці (x, y) у момент часу $t + \Delta$, якщо дрони не втручаються (пасивна динаміка поширення вогню);

$I^a(x, y, t + \Delta)$ – прогнозована щільність тепловиділення в тій самій точці та в той самий момент часу, але з урахуванням дії a_t , яку виконали дрони на кроці $[t, t + \Delta]$;

$[\cdot]$ – оператор позитивної частини. Він гарантує, що враховується лише зменшення інтенсивності пожежі. Якщо дії випадково погіршили ситуацію ($I^a > I^0$), то внесок у чисельник не додається;

$\varepsilon > 0$ – малий стабілізатор, щоб уникнути ділення на нуль (наприклад, якщо в прогнозі без втручання вогонь повністю згасає).

Зміст формули такий: у чисельнику відображається зважене зменшення інтенсивності пожежі, яке вдалося досягти завдяки дії дронів за короткий прогнозований крок Δ . Це фактично «користь» від втручання.

У знаменнику стоїть прогнозована інтенсивність пожежі в пасивному сценарії, зважена тими ж коефіцієнтами. Вона виконує роль нормованої величини, щоб показник S завжди лежав у проміжку $[0, 1]$.

Значення S можна тлумачити як частку відверненої шкоди. Якщо $S \approx 0$ – дія не дала ефекту, якщо $S \approx 1$ – дрон повністю ліквідував приріст пожежі на цьому кроці у всіх значущих зонах.

Така конструкція безпосередньо узгоджується з постановками RL/HRL: верхній рівень може

працювати з вагами w (стратегічні пріоритети), а нижчий – реалізовувати мікродії, що максимізують локальний внесок у чисельник [5].

Приклад деталізації ресурсу передбачає розклад витрат на гідравлічну складову (вода / піна), енергетику польоту та часові витрати логістики. Для M дронів на кроці $[t, t+\Delta]$ формулу можна записати таким чином:

$$C(s_t, a_t) = \sum_{i=1}^M \left(k_w \int_t^{t+\Delta} d_t^i d\tau + k_e \int_t^{t+\Delta} (c_0 + c_1 \|u_\tau^i\|^2) d\tau + k_l \Delta T_{\text{лог}}^i \right),$$

де d_t^i – миттєва витрата вогнегасної рідини i -м дроном;

u_t^i – керуючий вектор (пропорційний повітряній швидкості / тязі);

$c_0, c_1 > 0$ – параметри енергетичної моделі (базове споживання та квадратичний штраф за швидкість);

$\Delta T_{\text{лог}}^i$ – еквівалентний час логістичних операцій (маневри до точки скидання, повернення на базу для перезаправки);

$k_w, k_e, k_l > 0$ – вартісні коефіцієнти.

За потреби до математичної моделі можна включити штраф за пікові витрати $\dot{d}_t$ для запобігання «залпам» і поліпшення змочування: наприклад, додатковий доданок $k_{\text{peak}} \int (d_t^i)^2 dt$.

Безпеку $\Xi(s_t, a_t)$ моделюють як інтеграл перетину траєкторій дронів із полем небезпеки $h(x, y, t)$ (круті схили, вибухонебезпечні зони, коридори польотних обмежень) та/або як штраф за наближення до наземних підрозділів нижче за допустимий радіус, причому великі порушення кодуються бар'єрними штрафами, щоб політика навчалась їх суворо уникати.

Узгодження вищенаведених складових у $R(s_t, a_t)$ забезпечує прозору інтерпретацію компромісів і придатність як до одноагентного, так і до багатоагентного навчання; за ієрархічної організації можна, наприклад, на верхньому рівні максимізувати зважену «стратегічну» корисність S за обмежень на агреговані ресурси, тоді як нижні рівні мінімізують локальні C за фіксованих підцілей. Така марковська постановка та вибір функції винагороди відповідають загальним принципам оптимального керування з підкріпленням і підтверджуються як теоретичними засадами, так і практикою у застосунках до безпілотних платформ.

Висновки. Можливість застосування штучного інтелекту в управлінні пожежно-рятувальними підрозділами підтверджується сучасною практикою, де дрони, супутникові системи та наземні сенсори інтегруються в єдині інтелектуальні комплекси. Такі рішення, як FireAI, OVERWATCH та ALERTCalifornia, демонструють, що ШІ здатний

не лише здійснювати моніторинг розвитку пожежі, але й забезпечувати оперативне картографування, раннє виявлення загроз та підтримку координації ресурсів. На практиці це дає змогу скоротити час реагування, зменшити площу пожежі та знизити ризики для життя людей і довкілля. Автоматизація на основі алгоритмів машинного навчання суттєво підвищує ефективність гасіння, роблячи дрони активними учасниками операцій, які самостійно приймають рішення в реальному часі.

Математичне моделювання процесів навчання дронів у такому контексті природно реалізується через марковські процеси прийняття рішень. Ця модель описується п'ятьма ключовими елементами: простором станів, простором дій, функцією переходів, функцією винагороди та коефіцієнтом дисконтування. Вона дає можливість формалізувати складну динаміку поширення пожежі та взаємодію дронів із середовищем. Особливе значення має функція винагороди, яка поєднує ефективність пригашення, витрати ресурсів і показники безпеки, забезпечуючи баланс між цими суперечливими критеріями. Таким чином, марковська модель є теоретичним фундаментом для побудови ієрархічних алгоритмів підкріплювального навчання, що робить застосування ШІ у сфері пожежогасіння науково обґрунтованим і практично реалізованим.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Alpdemir M. N. A hierarchical reinforcement learning framework for UAV path planning in tactical environments. *Turkish Journal of Science and Technology*. 2023. Vol. 18. P. 243–259. <https://doi.org/10.55525/tjst.1219845>.
2. Bellman R. The theory of dynamic programming. *Bulletin of the American Mathematical Society*. 1954. Vol. 60. P. 503–515. <https://doi.org/10.1090/S0002-9904-1954-09848-8>.
3. Cheng Y., Li D., Wong W. E., et al. Multi-UAV collaborative path planning using hierarchical reinforcement learning and simulated annealing. *International Journal of Performability Engineering*. 2022. Vol. 18. P. 463–474. <https://doi.org/10.23940/ijpe.22.07.p1.463474>.
4. Dayan P., Hinton G. E. Feudal reinforcement learning. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 1992. № 5. P. 272–278. URL: <https://papers.nips.cc/paper/1992/file/d14220ee66aeec73c49038385428ec4c-Paper.pdf>.
5. Dietterich T. G. Hierarchical reinforcement learning with the MAXQ value function decomposition. *Journal of Artificial Intelligence Research*. 2000. Vol. 13. P. 227–303. <https://doi.org/10.1613/jair.639>.
6. Kou K., Yang G., Zhang W., et al. Autonomous navigation of UAV in dynamic unstructured environments via hierarchical reinforcement learning. *International*

Conference on Automation, Robotics and Computer Engineering (ICARCE), Wuhan, 2022, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICARCE55724.2022.10046655>.

7. Ren T., Niu J., Dai B., et al. Enabling efficient scheduling in large-scale UAV-assisted mobile-edge computing via hierarchical reinforcement learning. *IEEE Internet of Things Journal*. 2021. Vol. 9. P. 7095–7109. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3071531>.

8. Sutton R. S., Precup D., Singh S. Between MDPs and semi-MDPs: a framework for temporal abstraction in reinforcement learning. *Artificial Intelligence*. 1999. Vol. 112. P. 181–211. [https://doi.org/10.1016/S0004-3702\(99\)00052-1](https://doi.org/10.1016/S0004-3702(99)00052-1).

9. Vezhnevets A. S., Osindero S., Schaul T., et al. Feudal networks for hierarchical reinforcement learning. International Conference on Machine Learning, Sydney, 2017, 3540–3549. URL: <https://proceedings.mlr.press/v70/vezhnevets17a/vezhnevets17a.pdf>.

10. Zhang Y., Mou Z., Gao F., et al. Hierarchical deep reinforcement learning for backscattering data collection with multiple UAVs. *IEEE Internet of Things Journal*. 2021. Vol. 8 (5). P. 2808–2821. URL: <https://www.scribd.com/document/902432515/Hierarchical-Deep-Reinforcement-Learning-for-Backscattering-Data-Collection-With-Multiple-UAVs>.

11. Даник Ю. О., Кіріченко Д. О. Застосування систем штучного інтелекту для вирішення проблем пожежної безпеки. *Mechanics and mathematical methods*. 2025. № 7/1. P. 152–172. URL: <https://journals.indexcopernicus.com/api/file/viewByFileId/2397290>.

REFERENCES

1. Alpdemir, M. N. (2023). A hierarchical reinforcement learning framework for UAV path planning in tactical environments. *Turkish Journal of Science and Technology*, 18, 243–259. <https://doi.org/10.55525/tjst.1219845> [in English].

2. Bellman, R. (1954). The theory of dynamic programming. *Bulletin of the American Mathematical Society*, 60, 503–515. <https://doi.org/10.1090/S0002-9904-1954-09848-8> [in English].

3. Cheng, Y., Li, D., Wong, W. E., et al. (2022). Multi-UAV collaborative path planning using hierarchical reinforcement learning and simulated annealing. *International Journal of Performability Engineering*, 18, 463–474. <https://doi.org/10.23940/ijpe.22.07.p1.463474> [in English].

4. Dayan, P., & Hinton, G. E. (1992). Feudal reinforcement learning. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 5, 272–278. Retrieved from: papers.nips.cc/paper/1992/file/d14220ee66aee73c49038385428ec4c-Paper.pdf [in English].

5. Dietterich, T. G. (2000). Hierarchical reinforcement learning with the MAXQ value function decomposition. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 13, 227–303. <https://doi.org/10.1613/jair.639> [in English].

6. Kou, K., Yang, G., Zhang, W., et al. (2022). Autonomous navigation of UAV in dynamic unstructured environments via hierarchical reinforcement learning. International Conference on Automation, Robotics and Computer Engineering (ICARCE), 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICARCE55724.2022.10046655> [in English].

7. Ren, T., Niu, J., Dai, B., et al. (2021). Enabling efficient scheduling in large-scale UAV-assisted mobile-edge computing via hierarchical reinforcement learning. *IEEE Internet of Things Journal*, 9, 7095–7109. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3071531> [in English].

8. Sutton, R. S., Precup, D., & Singh, S. (1999). Between MDPs and semi-MDPs: A framework for temporal abstraction in reinforcement learning. *Artificial Intelligence*, 112, 181–211. [https://doi.org/10.1016/S0004-3702\(99\)00052-1](https://doi.org/10.1016/S0004-3702(99)00052-1) [in English].

9. Vezhnevets, A. S., Osindero, S., Schaul, T., et al. (2017). Feudal networks for hierarchical reinforcement learning. International Conference on Machine Learning, 3540–3549. Retrieved from: <https://proceedings.mlr.press/v70/vezhnevets17a/vezhnevets17a.pdf> [in English].

10. Zhang, Y., Mou, Z., Gao, F., et al. (2021). Hierarchical deep reinforcement learning for backscattering data collection with multiple UAVs. *IEEE Internet of Things Journal*, 8 (5), 2808–2821. Retrieved from: <https://www.scribd.com/document/902432515/Hierarchical-Deep-Reinforcement-Learning-for-Backscattering-Data-Collection-With-Multiple-UAVs> [in English].

11. Danyk, Yu. O., & Kirichenko, D. O. (2025). Zastosuvannia system shtuchnoho intelektu dlia vyryshennia problem pozhezhnoi bezpeky [Application of artificial intelligence systems for solving fire safety problems]. *Mechanics and mathematical methods*, 7 (1), 152–172. Retrieved from: <https://journals.indexcopernicus.com/api/file/viewByFileId/2397290> [in Ukrainian].

© Д. П. Войтович, Р. Ю. Сукач

Науково-методична стаття.

Стаття надійшла до редакції 15.09.2025

Стаття прийнята 01.10.2025

Статтю опубліковано 23.12.2025