

УДК 621.396.9:004.85:623.746-519

DOI: 10.31673/2412-9070.2025.049695

**В. П. ЯКОВЕЦЬ**, аспірант, старший викладач;

ORCID: 0009-0002-3866-8017

**О. Е. КОЛЕСНИКОВ**, аспірант;

ORCID: 0009-0003-3552-9721

**С. В. РУДЕНКО**, аспірант;

ORCID: 0009-0002-9499-3025

**Д. М. ШВЕЦЬ**, аспірант,

ORCID: 0009-0007-9059-7064

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

## МЕТОД МАРШРУТИЗАЦІЇ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ З ВИКОРИСТАННЯМ БПЛА

*У статті досліджуються перспективи застосування методів машинного навчання у процесі маршрутизації в телекомунікаційних системах з інтеграцією БПЛА. Аналізуються існуючі протоколи маршрутизації та їх застосування до динамічного та непередбачуваного середовища, такого як системи FANET, зокрема з урахуванням параметрів мобільності БПЛА-вузлів, нестабільного зв'язку та змінної топології мережі. Розглянуті головні фактори, що впливають на процес маршрутизації у системах з БПЛА-БС та перспективи інтеграції контрольованого навчання, неконтрольованого навчання та навчання з підкріпленням. У статті представлено метод інтеграції навчання з підкріпленням в процес маршрутизації з урахуванням чотирьох основних параметрів при визначенні винагород для агента навчання.*

**Ключові слова:** БПЛА; машинне навчання; штучний інтелект; маршрутизація; метод; топологія; навчання з підкріпленням; параметр; масштабованість; мережа.

### Вступ

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) - це технологія, що стрімко розвивається та зарекомендувала себе у різних сценаріях застосування. Основною метою застосування БПЛА є мінімізація ризику для людини та необхідності їх втручання у роботу систем. Одним із застосувань є використання БПЛА в якості високомобільних базових станцій (БПЛА-БС). У таких системах зв'язку БПЛА-БС виступають в якості ретрансляторів надання послуг безпроводового зв'язку та забезпечують високий рівень масштабованості мережі, а також можливість динамічного реагування на зростання попиту на окремих ділянках покриття шляхом переміщення БПЛА-БС до точки, що забезпечує максимальне покриття для якомога більшої кількості користувачів.

Проте незважаючи на всі переваги, такі як автономне управління, висока мобільність, низька вартість розгортання та експлуатації, у БПЛА є ряд недоліків, які потрібно вирішити для їх ефективного застосування у сфері зв'язку. Серед проблем можна виділити обмежене корисне навантаження та мала тривалість безперервної роботи БПЛА, з яких слідує обмеження на встановлення обладнання та можливості обчислень на борту БПЛА. Висока мобільність може бути як потенційною перевагою, так і недоліком, адже із-за гетерогенних рівнів маневреності, високої швидкості та можливості зміни висоти неможливо використання протоколів управління, зв'язку, планування маршруту та збору даних, створених для систем з використанням наземних апаратів, VANET (Vehicular Ad-Hoc Network).

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Маршрутизація у БПЛА-системах широко освітлена у наукових дослідженнях, пов'язаних з VANET та FANET. У [2] автори пропонують протокол спільної маршрутизації з детермінованим підкріпленням на основі траєкторії. Найкращий шлях для маршрутизації у представленому авторами методі обирається на основі функції обчислення енергетичного показника шляху. Автори [4] пропонують архітектуру де-

централізованого федеративного навчання - безпечного визначення розташування з системою виявлення вторгнень (Secure Location with Intrusion Detection System – DFL-SLIDS), що забезпечує 98% зменшення накладних витрат на маршрутизацію, 93% зменшення затримки в обидві сторони, 92% енергоефективності та 97% пропускної здатності. У [5] представлений метод збільшення швидкості передавання даних федеративного навчання для мереж із застосуванням БПЛА за допомогою адаптивної маршрутизації. У [6] автори представляють метод покращення маршрутизації у БПЛА-мережах за допомогою згорткової нейронної мережі та алгоритму MSBO. У [7] розглядається динамічна маршрутизація БПЛА у контексті периферійних обчислень множинного доступу. Пропонується новий алгоритм оптимізації з меншими витратами на обчислення, ніж при застосуванні машинного навчання. Запропонований у [8] протокол маршрутизації для VANET з інтеграцією БПЛА, VRU включає два протоколи для маршрутизації даних – перший для передавання пакетів між транспортними засобами за допомогою БПЛА під назвою VRU\_vu та другий - для передавання пакетів між БПЛА під назвою UAV\_u. У результаті VRU на 41% зменшує накладні витрати на маршрутизацію та на 15% зменшує затримку в обидві сторони. В [9] представлено застосування Q-навчання для багаторибковий маршрутизації у мережах зв'язку із застосуванням БПЛА. Представлений авторами алгоритм дозволяє значно покращити енергоефективність та пропускну здатність мережі, а також стійкість мережі, віддаючи пріоритет надійному зв'язку та уникненню зіткнень між БПЛА, одночасно з цим інтегруючи інформацію про стан мережі у реальному часі за відсутності попереднього планування траєкторії руху БПЛА. У [10] запропоновано протокол маршрутизації на вимогу для мереж з інтеграцією БПЛА, який перевершує традиційні схеми маршрутизації для FANET з точки зору як двосторонньої затримки, так і швидкості доставки пакетів.

**Постановка проблеми.** Протоколи маршрутизації, розроблені для VANET, не можуть застосовуватись для виконання вимог мереж зв'язку з використанням БПЛА із-за більш високої мобільності вузлів та більш швидкозмінної топології мережі [1]. Рішення на основі штучного інтелекту можуть стати ключовим фактором у вирішенні проблем, пов'язаних з маршрутизацією та експлуатацією системи в цілому. Основним елементом є інтеграція алгоритмів машинного навчання до мережних протоколів та протоколів управління для покращення розпізнавання стану мережі на основі вимірювань БПЛА. Інтеграція штучного інтелекту може дати БПЛА можливість опрацьовувати та розуміти шаблонні події та враховувати майбутній стан мережі при прийнятті рішень. ML (Machine Learning – машинне навчання) має здатність до прийняття рішень та оптимізації даних у реальному часі, що дозволяє створити енергоефективний та стійкий до затримок протокол маршрутизації з прогнозованими параметрами енергоефективності та мобільності вузлів та надійними стратегіями зв'язку у непередбачених умовах. Якщо вузли не беруть участь у жодних завданнях усередині FANET, вони повинні переходити у сплячий режим, щоб скоротити споживання енергії. Без прямого з'єднання між точкою призначення та джерелом інформації пакети даних повинні передаватися через проміжні вузли, що функціонують як ретранслятори, для досягнення передбачуваного пункту призначення. У такому випадку протокол маршрутизації має встановити шлях від джерела до пункту призначення. Крім того, протоколи повинні ефективно обробляти збої з'єднання, визначаючи відповідні альтернативні маршрути. FANET має кілька проблем, які можуть вплинути на процес маршрутизації, серед яких часті зміни у структурі мережі, фрагментація мережі та переміщення вузлів. У процесі пошуку маршруту повинні враховуватись споживання енергії, можливості обробки та затримка. Головними вимогами до такого протоколу є масштабованість та здатність до самовідновлення.

**Мета статті:** дослідити перспективи використання машинного навчання з підкріпленням для застосування в алгоритмах маршрутизації у мережах зв'язку з використанням БПЛА.

### *Основна частина*

Протоколи маршрутизації необхідні для управління процесом передавання даних. Для зв'язку використовують різні протоколи маршрутизації, такі як протоколи маршрутизації на основі енергоефективності, протоколи маршрутизації на основі масштабованості вузлів і протоколи маршрутизації на основі стабільності з'єднання. Всі ці протоколи маршрутизації поді-

ляються на різні класи, такі як гібридні, реактивні, проактивні та географічні. Кожна категорія протоколів маршрутизації має унікальні характеристики, адаптовані до різних експлуатаційних сценаріїв та вимог у системах з інтеграцією БПЛА. Вибір протоколу залежить від розміру мережі, мобільності вузлів, обмежень щодо енергії та конкретних вимог сценарію застосування.

Ієрархічні протоколи маршрутизації у БПЛА-системах організують вузли у кластери або ієрархії для покращення масштабованості та керованості та призначені для спрощення процесу маршрутизації шляхом структурування мережі для зниження складності рішень маршрутизації. У великих мережах, де керування з'єднаннями окремих вузлів може бути непрактичним, використання цих протоколів є найбільш доцільним, оскільки вони передбачають, що кожен головний вузол кластеру може керувати зв'язком усередині кластеру, знижуючи накладні витрати для всієї мережі. Протоколи маршрутизації на основі енергоефективності спрямовані на мінімізацію енергії, необхідної для зв'язку, та збільшення терміну роботи БПЛА, часто обмежених ємністю акумуляторів, обираючи маршрути, які споживають найменшу кількість енергії. Ці протоколи необхідні для сценаріїв, в яких БПЛА повинні працювати протягом тривалих періодів без заряджання або заміни акумуляторів [4]. Протоколи маршрутизації на основі місцезнаходження використовують географічне положення вузлів для прийняття рішень про маршрутизацію. Протоколи маршрутизації на основі колективного інтелекту (Swarm Intelligence), такі як APAR, BeeAdHoc, AntHocNet та POSANT використовують методи, які використовують принципи прийняття рішень, в яких прості агенти колективно вирішують складні проблеми [6]. Ці протоколи маршрутизації використовують колективну поведінку для оптимізації шляхів маршрутизації динамічної мережі та є найбільш ефективними у сценаріях частой зміни топології мережі [10]. Протоколи маршрутизації на основі гетерогенності розроблені для використання переваг різних можливостей БПЛА, враховують гетерогенність можливостей БПЛА, таких як різні рівні енергії та обчислювальні ресурси та гарантують ефективне використання сильних сторін кожного БПЛА у конкретний проміжок часу. Такі протоколи можуть покращити загальну ефективність та продуктивність системи БПЛА завдяки урахуванню гетерогенності мережі та є найбільш ефективними в мережах з інтеграцією різних типів БПЛА.

Протоколи маршрутизації з урахуванням топології приймають рішення на основі топології мережі і поділяються на реактивні, статичні, проактивні і гібридні підходи. Реактивні протоколи знаходять маршрути на вимогу за необхідності, скорочуючи накладні витрати на підтримку повної таблиці маршрутизації. Статичні протоколи використовують заздалегідь передбачені маршрути, які можуть бути корисними у стабільних середовищах, але менш адаптивними до змін. Проактивні протоколи підтримують актуальну інформацію про маршрутизацію для всіх вузлів, забезпечуючи негайну доступність маршруту, але з вищими накладними витратами. Гібридні протоколи поєднують реактивний та - підходи для балансування накладних витрат та реагування.

Для вирішення заданої проблеми машинне навчання будує модель та автоматично аналізує проблему на основі досвіду з даних, що описують проблему. Протоколи маршрутизації на основі ML покращують рішення про маршрутизацію за допомогою методів, керованих даними. Протоколи на основі ML використовують предиктивне моделювання, контекстно-залежні модифікації та оптимізацію для адаптації до динамічних умов FANET. Історичні та реальні дані передбачають поведінку вузлів, оптимізують мережні ресурси та виявляють відхилення. Це створює надійні та ефективні стратегії маршрутизації. Постійно мінливі та складні середовища FANET потребують адаптації для надійного зв'язку [4]. ML можна розділити на три категорії: неконтрольоване навчання (UL – Unsupervised Learning), контрольоване навчання (SL – Supervised Learning) та навчання з підкріпленням (RL – Reinforced Learning). Контрольоване навчання передбачає оптимізацію параметрів класифікатора за допомогою набору зразків з явними атрибутами, щоб класифікатор міг досягти бажаної продуктивності. Контрольоване навчання може вивести функцію із зазначених даних. Іншими словами, SL навчає модель виявляти кореляції між маркованими навчальними даними, щоб надійно передбачати вирішення проблеми з використанням немаркованих даних. Таким чином, модель навчається з використанням початкових даних, щоб надійно передбачати майбутні позначки даних. UL шукає шаб-

лони з вибірки даних. У алгоритмах неконтрольованого навчання дані немарковані. Вони можуть знаходити деякі потенційні групи або моделі на основі навчальних даних [11]. По суті це ймовірно-статистичний метод. Основний принцип полягає у стисканні даних. Оскільки марковані зразки даних отримати непросто, легше використовувати частково марковані зразки даних під час навчання моделі. Навчання з підкріпленням вимагає необробленого набору даних, проте RL все ще може набувати знання про навколишнє середовище без зразків даних. Агент безперервно взаємодіє з середовищем, щоб отримати зворотний зв'язок і отримати оптимальну стратегію поведінки, незважаючи на відсутність маркованих даних. Контрольовані та неконтрольовані методи машинного навчання неспроможні навчатись на основі невдалих з'єднань та маршрутів без набору даних, у той час як навчання з підкріпленням за їх відсутності може обробляти динамічні середовища у реальному часі, що робить цей метод застосовним до FANET. Під час навчання з підкріпленням для пошуку моделі мережного маршруту використовується метод спроб і помилок.

### Маршрутизація на основі машинного навчання з підкріпленням

Навчання з підкріпленням (RL) складається з п'яти частин: стан, агент, середовище, значення винагороди та дія. Основна увага в RL приділяється тому, як змусити агента отримати найбільшу винагороду, виконавши низку дій у складному середовищі. Агент вибирає алгоритм дій з набору дій на основі стану. Дія впливає на середовище, а середовище переходить у такий стан та обчислює значення винагороди за виконання дії. Процес RL повторюється безперервно і агент поступово вивчає найкращу стратегію, щоб його вибір дій у різних станах міг принести найбільшу сукупну винагороду. Алгоритм Q-навчання є центральним методом у RL. Його основна ідея полягає у вивченні функції Q-значення  $Q(s, a)$  шляхом виконання дій та отримання винагороди у стані середовища, щоб агент міг вибрати найбільш цінну дію в майбутньому. Застосування алгоритму Q-навчання до процесу маршрутизації може допомогти збалансувати навантаження та мінімізувати кількість переходів, які здійснить пакет. Такий алгоритм зможе добре адаптуватися до стану мережі, що динамічно змінюється, і швидко відправляти пакети даних за призначенням [3].

БПЛА-вузли у FANET симетричні і кожен вузол відповідає за збирання даних та пересилання пакетів, що також обмежує застосування центральних алгоритмів маршрутизації у FANET. Існуючі механізми маршрутизації мають усі або частину таких проблем: (1) метод прийняття рішень є центральним, а не розподіленим, тому процес прийняття рішень може споживати великі ресурси зв'язку та призводити до великої тимчасової затримки; (2) метод не враховує мобільні характеристики вузлів у FANET, тому метод може бути незастосовним; (3) отримується інформація лише про сусідні вузли з одним переходом, що призводить до того, що метод здатний отримати тільки локальне оптимальне рішення з обмеженою продуктивністю; (4) для запису та оновлення таблиці маршрутизації використовується Q-навчання, але таблиця стає громіздкою та неефективною через динаміку топології FANET.

На рис. 1 зображено сценарій маршрутизації у FANET, де чорним виділено поточний вузол, сірим виділені сусідні вузли з одним переходом, білим – сусідні вузли з двома переходами,  $NS_1$  та  $NS_2$  позначають матрицю інформації про стан сусідніх вузлів з одним переходом та сусідніх вузлів з двома переходами відповідно. Мета маршрутизації у сценарії полягає у виборі сусіднього вузла з одним переходом для поточного БПЛА-вузла, для своєчасного передавання даних до кінцевого пункту призначення. Тоді  $|NS_1|$  та  $|NS_2|$  представляють кількість сусідніх вузлів з одним переходом та сусідніх вузлів з двома переходами. Кожен БПЛА-вузол у FANET оснащується системою позиціонування і, таким чином, може отримувати власне розташування, швидкість руху та напрямок. Ефективна відстань зв'язку кожного вузла представлена як  $D$ . Тим часом поточний і сусідній вузол з одним переходом можуть отримати або оцінити навантаження та якість зв'язку кожного із сусідніх вузлів за допомогою комунікаційної взаємодії, наприклад, шляхом обміну пакетами HELLO. На основі цієї інформації метод маршрутизації на основі навчання з підкріпленням здатний на її обробку, в результаті якої протокол надає рекомендацію вибору серед сусідніх однострибкових вузлів. При цьому поточний вузол не по-

винен вимагати інформації всіх вузлів у двох переходах від нього, а надто суворі вимоги можуть зробити метод нездійсненним через відмову від деяких зв'язків.

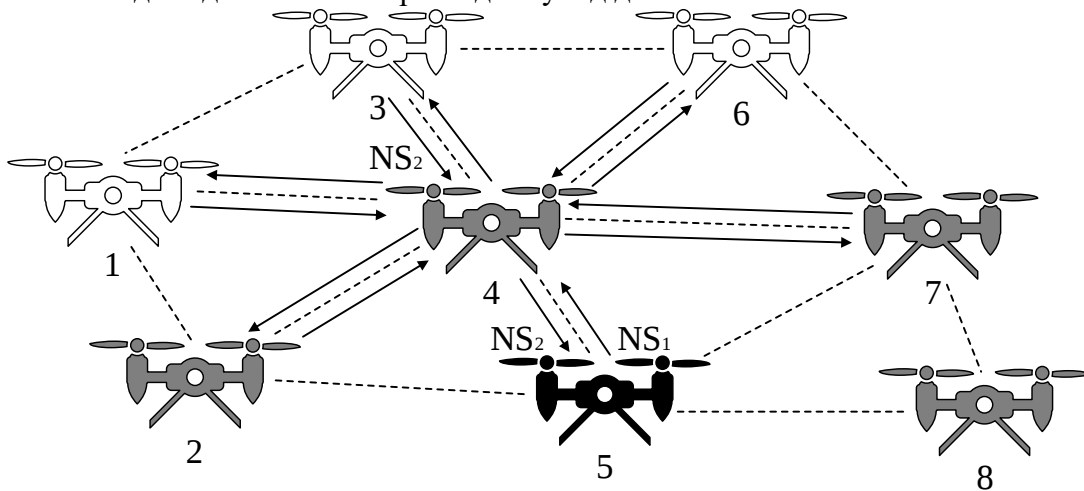


Рис. 1. Схема маршрутизації в FANET

Навчання з підкріпленням відрізняється від інших методів машинного навчання у процесі навчання моделі. Його агент покладається на інтерактивний процес з навколишнім середовищем для оновлення оцінки дій щодо прийняття рішень у різних станах навколишнього середовища. Оптимальна стратегія може бути отримана у процесі безперервної взаємодії, у якому винагорода  $R$  максимізується:

$$R = \sum_{t=0}^{\infty} \alpha^t r_{t+1} \quad , \quad (1)$$

де  $r_t$  – миттєва винагорода,  $\alpha^t$  – значення спаду майбутньої винагороди у момент часу  $t$ . Серед алгоритмів RL зазвичай використовують Q-learning. Хоча метод Q-навчання, заснований на Q-таблиці, має переваги інтуїтивного принципу роботи, простоти та ефективності, метод стає вкрай неефективним, коли простір станів або простір дій величезний, оскільки збільшення кількості збережених записів значно знижує ефективність читання з таблиці та збереження в ній. Глибоке навчання з підкріпленням (Deep Reinforcement Learning – DRL) значною мірою уникає цієї проблеми, оскільки воно ґрунтується на глибокій нейронній мережі (Deep Q Network – DQN), яка сприймає логічний зв'язок між станом навколишнього середовища і дією агента та виключає необхідність перебору всіх варіантів стану-дії, як при Q-навчанні. Коли стан подається до DRL-моделі, він повинен об'єктивно і всебічно відображати середовище агента (тобто поточного БПЛА). Чотири основні параметри для отримання агентом повної інформації про навколишнє середовище це: відношення сигнал/шум (SINR), відстань між вузлами, ступінь навантаженості вузлів та характеристики мобільності вузлів. Відношення сигнал/шум відображає якість каналу зв'язку та для оцінки агентом середовища повинні враховуватись як SINR між сусідніми до поточного БПЛА вузлами, так і SINR до вузлів через один перехід. Відстань грає ключову роль у всіх алгоритмах маршрутизації на основі місцезнаходження та за допомогою бортового обладнання БПЛА розташування вузлів легко визначається у режимі реального часу. Навантаженість вузлів може значним чином впливати на ефективність маршрутизації. Агент повинен знати навантаженість всіх вузлів за два переходи від поточного вузла. Останній ключовий параметр при оцінці маршруту – це мобільність вузлів, яка впливає на ефективність та надійність маршрутизації.

Вибір дій у просторі дій відповідає вибору наступного вузла переходу. Q-навчання оновлює значення  $Q$  кожного сусіднього вузла у режимі реального часу, тоді як DRL-FIR – це режим автономного навчання, в якому розмір простору дій має бути встановлений заздалегідь, щоб бути рівним кількості вузлів з одним переходом у просторі станів. Щоб реалізувати надійність, стабільність і цілісність передавання даних відповідно до мети системи через вибір вузла, агент повинен отримувати максимальну винагороду, якщо наступний перехід є вузлом

призначення. Тому, при налаштуванні винагород необхідно враховувати чотири вищевказані фактори.

### Висновки

Найбільша перешкода для розгортання стратегій маршрутизації на основі машинного навчання у FANET - це динамічний та непередбачуваний характер середовища, пов'язаний з швидким переміщенням та високою мобільністю повітряних вузлів. Алгоритми машинного навчання повинні забезпечувати високу стабільність та масштабованість системи у різних умовах експлуатації, в тому числі при нестабільній якості з'єднання, та приймати рішення про маршрутизацію з малою затримкою. Стабільна та ефективна робота протоколу маршрутизації ускладнюватиметься в першу чергу через часту зміну топології мережі, тому алгоритм повинен бути в змозі постійно адаптуватися до змін та навчатися на величезних обсягах тимчасових даних під час реалізації рішень маршрутизації. У статті розглянуті протоколи маршрутизації для телекомунікаційних систем з інтеграцією БПЛА та досліджені перспективи інтеграції методів машинного навчання до процесу маршрутизації. Визначено, що єдиним застосовним методом машинного навчання для інтеграції до БПЛА-систем є машинне навчання з підкріпленням (Supervised Learning), оскільки це єдиний тип машинного навчання, що здатний до побудови моделі без передбаченого набору даних. Встановлено, що головний принцип інтеграції машинного навчання до маршрутизації у БПЛА-системах - це визначення правильного алгоритму винагороди агента під час пошуку оптимального маршруту для передавання пакету. Для коректного визначення маршруту агент повинен мати повну інформацію про навколишнє середовище, яка визначається чотирма основними параметрами: якість каналу, відстань між вузлами, навантаженість кожного вузла та характеристики мобільності вузлів.

### Список літератури

1. *Flying ad-hoc networks (FANETs): A review of communication architectures, and routing protocols* / M. A. Khan et al. 2017 First International Conference on Latest trends in Electrical Engineering and Computing Technologies (INTELLECT), Karachi, 15–16 November 2017. 2017. URL: <https://doi.org/10.1109/intellect.2017.8277614>.
2. Singh M., Angurala M. 5G Technology based Edge Computing in UAV Networks for Resource Allocation with Routing using Federated Learning Access Network and Trajectory Routing Protocol. *International Journal on Future Revolution in Computer Science & Communication Engineering*. 2022. Vol. 8, no. 2. P. 51–61. URL: <https://doi.org/10.17762/ijfrcsce.v8i2.2101>.
3. Q-Learning Based Routing Protocol for Congestion Avoidance / D. Godfrey et al. *Computers, Materials & Continua*. 2021. Vol. 68, no. 3. P. 3671–3692. URL: <https://doi.org/10.32604/cmc.2021.017475>.
4. Decentralized Machine Learning based Energy Efficient Routing and Intrusion Detection in Unmanned Aerial Network (UAV) / C. Srinivas et al. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*. 2023. Vol. 11, no. 6s. P. 517–527. URL: <https://doi.org/10.17762/ijritcc.v11i6s.6960>.
5. Liu Y., Zhang X., Zeng Z. Accelerating Communication for UAV-Enabled Federated Learning With Adaptive Routing and Robust Aggregation Over Edge Networks. *IEEE Internet of Things Journal*. 2024. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/jiot.2024.3427686>.
6. Enhancing CNN Weights for Improved Routing in UAV Networks for Catastrophe Relief with MSBO Algorithm / S. K. Gupta et al. *Journal of Mobile Multimedia*. 2024. P. 1117–1152. URL: <https://doi.org/10.13052/jmm1550-4646.2056>.
7. Elghitani F. Dynamic UAV routing for multi-access edge computing. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2024. P. 1–11. URL: <https://doi.org/10.1109/tvt.2024.3360253>.
8. Sree A. D., Sharma K. Machine Learning Based Secure Routing Protocol with Uav-Assisted for Autonomous Vehicles. *International Journal of Sensors, Wireless Communications and Control*. 2024. Vol. 14. URL: <https://doi.org/10.2174/0122103279273609231213075003>.

9. Improved Q-Learning Based Multi-hop Routing for UAV-Assisted Communication / N. P. Sharvari et al. *IEEE Transactions on Network and Service Management*. 2024. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/tnsm.2024.3522153>.

10. Bio-Inspired Routing Protocols: The Path to On-Demand UAV Networks / H. Feng et al. *IEEE Network*. 2025. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/mnet.2025.3542509>.

11. Muti S., Ülkü E.E. *A Review on Machine Learning Techniques Used in VANET and FANET Networks*. Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi. 2022. URL: <https://doi.org/10.35193/bseufbd.1102897>

V. Yakovets, O. Kolesnikov, S. Rudenko, D. Shvets

### MACHINE LEARNING-BASED ROUTING IN UAV-ASSISTED TELECOMMUNICATION SYSTEMS

This article explores the prospects for implementing machine learning methods in the routing process in telecommunication systems with UAV integration. The existing routing protocols and their applicability to FANET systems are analyzed, in particular, taking into account the parameters of UAV node mobility, unstable communication and highly dynamic network topology. The main factors influencing the UAV-BS routing process and the prospects for integrating supervised learning, unsupervised learning and reinforcement learning are considered. The greatest obstacle to the deployment of machine learning-based routing strategies in FANET is the dynamic and unpredictable nature of the environment associated with fast movement and high mobility of air nodes. Machine learning algorithms should ensure high stability and scalability of the system in various operating conditions, including unstable connection quality and make a decision on routing with low latency. Stable and efficient operation of the routing protocol will be complicated primarily by frequent changes in the network topology, so the algorithm must be able to constantly adapt to changes and learn from huge amounts of temporary data when implementing routing decisions. The article considers routing protocols for telecommunication systems with UAV integration and explores the prospects for integrating machine learning methods into the routing process. It is determined that the only applicable machine learning method for integration into UAV systems is Supervised Learning, since this is the only type of machine learning capable of building a model without a specified data set. The article presents a method for integrating reinforcement learning into the routing process, taking into account four main characteristics when determining rewards for the learning agent.

**Keywords:** UAV; machine learning; artificial intelligence; routing; method; topology; reinforcement learning; parameter; scalability; network.

---