

УДК 621.396:004.89

канд. техн. наук Беляков Р. О. ORCID: 0000-0001-9882-3088 (ВІТІ ім. Героїв Крут)
д-р філософії Фесенко О. Д. ORCID: 0000-0002-2114-5327 (ВІТІ ім. Героїв Крут)

ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДОЛОГІЧНИХ ПІДХОДІВ ІЄРАРХІЧНОГО ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛІННЯ НАЗЕМНО-ПОВІТРЯНОЮ КОМУНІКАЦІЙНОЮ АД-НОС МЕРЕЖЕЮ

У статті показано особливості процесів інтелектуального управління нового типу наземно-повітряних комунікаційних мереж, що стрімко впроваджуються. Динамічна природа умов функціонування та поведінки комунікаційних вузлів, як наземних, так і повітряних, обумовлює стрімке збільшення обсягів службової інформації, необхідної для забезпечення безперервного й адаптивного управління в режимі реального часу. Одним зі шляхів вирішення цієї проблеми є перерозподіл завдань управління на різних етапах циклу управління, який класично розподілений на етап планування, розгортання та оперативного управління. З одного боку збільшення ентропії на етапі планування ускладнює цей процес, однак такий підхід дозволить збільшити ймовірність прийняття «правильних» управлінських рішень з позиції управління якістю (мережевими метриками).

У роботі досліджується нова архітектура ієрархічної інтелектуальної системи управління наземно-повітряною комунікаційною мережею на основі безмодельного алгоритму Reinforcement learning, у якості мережевого агента Q-навчання та алгоритмів онлайн-послідовного екстремального машинного навчання FA-OSELM – агентів вузлового рівня. Представлено модель інтелектуальної системи управління, перевірено її адекватність, показано процес її навчання на етапі планування на різних моделях мобільності. Важливою особливістю процесу навчання інтелектуальної системи управління є застосування розробленої моделі мобільності, розкритої в статті, що на більш глибокому рівні описує процеси взаємодії комунікаційних вузлів. В роботі проведено дослідження репрезентативності навчальної вибірки, отриманої із використанням розробленої моделі мобільності щодо наявних, та визначено, що незважаючи на менший обсяг популяції вихідних даних вдалося забезпечити кращу якість управління ресурсами.

Ключові слова: наземно-повітряна комунікаційна мережа, MANET, FANET, FA-OSELM, Q-навчання, інтелектуальна система управління, управління ресурсами, БпЛА, прогнозування, алгоритм машинного навчання, нейромережа.

R. Bieliakov, O. Fesenko *Evaluation of the effectiveness of methodological approaches to hierarchical intelligent control of ground-air Ad-Hoc communication network.*

The article shows the features of intelligent management processes of a new type of ground-air communication networks that are rapidly being implemented. The dynamic nature of the conditions of operation and behavior of communication nodes, both ground and air, causes a rapid increase in the volume of service information necessary to ensure continuous and adaptive management in real time. One of the ways to solve this problem is the redistribution of management tasks at different stages of the management cycle, which is classically divided into the stages of planning, deployment and operational management. On the one hand, the increase in entropy at the planning stage complicates this process, but this approach will increase the probability of making "correct" management decisions from the standpoint of quality management (network metrics).

The work investigates a new architecture of a hierarchical intelligent ground-air communication network control system based on the model-free Reinforcement learning algorithm as a Q-learning network agent and FA-OSELM online sequential extreme machine learning algorithms as node-level agents.

The ICS model is presented, its adequacy is checked, and the process of its learning at the planning stage on various mobility models is shown. An important feature of the ICS training process is the application of the developed mobility model, disclosed in the article, which describes the interaction processes of communication nodes at a deeper level. The work conducted a study of the representativeness of the training sample, obtained using the developed mobility model, that was carried out relative to the existing ones, and it was determined that despite the smaller volume of the population of the initial data, it was possible to ensure a better quality of resource management.

Keywords: ground-air communication network, MANET, FANET, FA-OSELM, Q-learning, intelligent control system, resource management, UAV, forecasting, machine learning algorithm, neural network.

Вступ. Мобільні мережі наземного рівня (MANET) та літаючі мережі верхнього рівня (FANET) є особливими типами мереж, які не потребують фіксованої топології та здатні до самоорганізації, адаптації до змін відносно умов середовища. Мережі MANET та FANET

мають широкий спектр застосувань, такі як військові операції, рятувальні місії, сенсорні мережі, інтернет речей, автономні транспортні системи тощо. До ключових факторів, що впливають на продуктивність та надійність цих мереж, відноситься мобільність вузлів, яка визначає динамічність топології мережі, характеристики каналу зв'язку, доступність ресурсів та якість обслуговування. Тому важливо враховувати сучасні вимоги рівня представлення моделі мобільності, які відображають реальну поведінку комунікаційних вузлів у мережах, для аналізу та оцінки різних аспектів мережевої діяльності, таких як маршрутизація, безпека, енергоефективність тощо.

На сьогодні існує значна кількість наукових статей, присвячених розробці наукових методів та методик, моделей управління мережами, зокрема моделюванню процесів мобільності вузлів у мережах MANET та FANET [1–5]. Однак у більшості з цих робіт застосовується апроксимація на високому рівні, тобто сценарії руху мобільних користувачів (комунікаційних вузлів) описуються наближеною моделлю – як точка в довільній площині. Крім того, більшість існуючих моделей мобільності не враховують вплив рельєфу місцевості на опис руху повітряних вузлів (комунікаційних аероплатформ на БПЛА відносно мобільних користувачів наземної підмережі), що є важливим фактором для відображення реальних сценаріїв функціонування та інтеграції FANET до наземної підмережі, та управління наземно-повітряною мережею (НПМ) для забезпечення інформаційного обміну із заданим рівнем якості.

В наукових працях [6–15] окреслено принципи, методи, моделі та підходи інтелектуального управління наземно-повітряними комунікаційними мережами з використанням нейронних мереж та машинного навчання із підкріпленням та визначено, що для підвищення ефективності цього процесу необхідно збільшити глибину опису функціональної взаємодії мобільних комунікаційних вузлів наземної і повітряної підмережі шляхом моделювання на етапі планування мережі, тим самим підвищуючи умовну ймовірність прийняття «правильних» рішень на етапах розгортання та оперативного управління.

Таким чином, існує потреба в розробці та впровадженні нових методологічних підходів ієрархічного інтелектуального управління вузловими та мережевими ресурсами з урахуванням особливостей середовища функціонування на різних етапах циклу управління.

Аналіз літератури. Моделі мобільності можна класифікувати за різними критеріями, такими як рівень абстракції, тип мережі, тип вузла, тип руху, тип середовища тощо.

Так, найбільш популярною моделлю мобільності для дослідження мереж MANET [16] є Random Waypoint Model (RWP). Суть RWP складається з наступних допущень: вузол вибирає випадкову точку у заданій області, рухається до неї з випадковою швидкістю та зупиняється на довільний час, потім повторює процес. Модель RWP дозволяє моделювати різні сценарії мобільності, але має деякі недоліки, такі як нерівномірний розподіл вузлів, нереалістичність різних змін напрямку та швидкості руху [16].

Модель групового руху (Group Mobility Model, GMM). В основу GMM покладено умови, що вузли рухаються у групах, які мають спільну ціль, лідера, швидкість та напрямок руху. Кожна група може мати свою власну модель мобільності, яка визначає рух вузлів у межах групи. Модель GMM дозволяє моделювати більш реалістичні сценарії мобільності. Однак ця модель має недоліки, такі як складність визначення параметрів груп, відсутність взаємодії між групами, низька гнучкість та адаптивність до змін середовища [17].

Модель City Section Mobility Model (CSM) [18]. Модель CSM визначає, що вузли рухаються за міськими дорогами, які задаються сіткою прямокутників. Вузли можуть змінювати напрямок руху на перехрестях, але не можуть виходити за межі сітки. Ця модель дозволяє моделювати реалістичні сценарії мобільності для міських мереж MANET, але має такі недоліки, як відсутність врахування рельєфу місцевості, обмеженість сітки, низька

гнучкість та адаптивність до змін середовища, та недоцільність застосування для моделювання дій підрозділів в умовах реальних бойових зіткнень.

Модель Roadway Mobility Model (RMM) [19]. Логіка моделі будується на тому, що вузли рухаються по трасах, які задаються картою доріг. Вузли можуть змінювати напрямок руху на розвилках, але не можуть виходити за межі карти. Модель RMM дозволяє моделювати реалістичні сценарії мобільності для міжміських мереж MANET, але має такі недоліки, як відсутність врахування рельєфу місцевості, обмеженість карти, низька гнучкість та адаптивність до змін середовища.

Модель Trajectory Mobility Model (TMM) [20]. Ця модель припускає, що вузли рухаються за заданими траєкторіями, які визначаються набором точок у просторі, які вузол повинен досягти. Вузли можуть змінювати напрямок руху на кожній точці, але не можуть відхилитися від траєкторії. Ця модель дозволяє моделювати реалістичні сценарії мобільності для мереж FANET, але має такі недоліки, як складність визначення траєкторій, відсутність взаємодії між вузлами, низька гнучкість та адаптивність до змін середовища.

Модель мобільності на основі карт (Map-based Mobility Model, MBM) враховує місцевість, представлену у вигляді цифрової карти. Вузли переміщуються за дорогами, стежками або іншими шляхами, визначеними на карті. MBM забезпечує більш реалістичне моделювання сценаріїв мобільності для мереж MANET та FANET, але має недоліки, такі як необхідність наявності детальних карт, обмеженість руху вузлів картою та низька адаптивність до динамічних змін середовища [21].

Модель мобільності на основі перешкод (Obstacle Mobility Model, OMM) враховує вплив перешкод, таких як будівлі, дерева або пагорби, на рух вузлів. Вузли обходять перешкоди, змінюючи напрямок або швидкість руху. OMM дозволяє моделювати реалістичні сценарії мобільності для мереж MANET та FANET в умовах складного рельєфу місцевості, але має недоліки, такі як складність визначення параметрів перешкод, відсутність взаємодії між вузлами та низька гнучкість [22].

Модель мобільності на основі потенціальних полів (Potential Field Mobility Model, PFMM) використовує концепцію потенціальних полів для моделювання руху вузлів. Кожен вузол має свій потенціал, який визначає його параметр тяжіння або відштовхування від інших вузлів або точок інтересу. PFMM дозволяє моделювати реалістичні сценарії мобільності для мереж MANET та FANET з урахуванням взаємодії між вузлами, але має недоліки, такі як складність визначення параметрів потенціальних полів та низька масштабованість [23].

Модель мобільності на основі машинного навчання (Machine Learning-based Mobility Model, MLMM) використовує алгоритми машинного навчання для прогнозування руху вузлів на основі історичних даних про їх переміщення. MLMM дозволяє моделювати реалістичні сценарії мобільності для мереж MANET та FANET з урахуванням індивідуальних особливостей поведінки вузлів, але має недоліки, такі як необхідність великого обсягу навчальних даних, складність налаштування параметрів алгоритмів та низька інтерпретованість результатів [24].

Для збору статистичних даних мобільності вузлів у мережах MANET та FANET в статті було вибрано три моделі: Random Waypoint (RWP), Reference Point Group Mobility (RPGM) та Random Direction (RD). Ці моделі вважаються найбільш поширеними для дослідження характеристик мобільності в різних сценаріях. Комбінація вище зазначених моделей дозволяє охопити широкий спектр сценаріїв мобільності та отримати статистичні дані про різні аспекти руху вузлів, такі як швидкість, напрямок, розподіл вузлів у просторі, час зупинки тощо. Вибір моделей RWP, RPGM та RD для збору статистичних даних про мобільність вузлів є обґрунтованим та доцільним для дослідження характеристик мереж MANET та FANET.

Таким чином, аналіз літератури показує, що існує дуже широкий спектр моделей мобільності для дослідження мереж MANET та FANET, кожна з яких має свої переваги та

недоліки. Вибір відповідної моделі залежить від конкретних вимог та умов застосування мережі. Однак більшість існуючих моделей не враховують вплив рельєфу місцевості на рух вузлів, що є важливим фактором для реалістичного моделювання сценаріїв FANET з використанням БПЛА. Тому розробка нової адаптованої моделі мобільності до функціонування в наближено реальних умовах, які б поєднували переваги існуючих підходів, для збору даних і навчання нейромережових агентів вузлового та мережевого рівня на етапі планування є актуальним напрямком досліджень.

Метою статті є аналіз статистичних даних розробленої моделі мобільності мереж FANET-MANET на етапі планування, визначення репрезентативності навчальної вибірки порівняно з існуючими підходами, оцінка ефективності інтелектуального управління наземно-повітряною комунікаційною мережею з використанням алгоритму Reinforcement Learning – FA-OSELM.

Основні завдання дослідження полягають у наступному:

формалізація математичної моделі мобільності мережі FANET-MANET з урахуванням параметрів руху вузлів, таких як: швидкість, напрямок, висота рельєфу місцевості та зависання комунікаційних аероплатформ, потужність передачі, метод модуляції тощо;

опис імітаційної моделі мобільності мереж FANET-MANET, основна суть якої полягає в процесі генерації різних сценаріїв руху вузлів з урахуванням рельєфу місцевості, використовуючи тривимірні карти рельєфу;

математичний опис взаємодії агентів вузлового та мережевого рівнів;

збір та аналіз статистичних даних імітаційної моделі функціонування наземно-повітряної комунікаційної мережі Ad-Hoc (FANET-MANET), таких як: середня швидкість, середня відстань, середній час обміну повідомленнями, час переривання зв'язку, середня кількість змін напрямку, кількість сусідів, кількість стрибків, кількість переходів групи тощо;

здійснення оцінки продуктивності управляючих рішень агента мережевого рівня Reinforcement learning – FA-OSELM інтелектуальної системи управління (ІСУ) НПМ порівняно з існуючими моделями мобільності, такими як Random Waypoint, Random Direction, Reference Point Group Mobility, використовуючи метрики інформаційно-комунікаційного обміну пропускнуною спроможності, затримки та втрати пакетів.

Виклад основного матеріалу.

Модель мережі. Розглядається мережа MANET-FANET, яка складається з трьох рівнів: мобільних користувачів, мобільних базових станцій, елементів повітряної мережі комунікаційних аероплатформ на БПЛА.

Кількість вузлів наземно-повітряної мережі $N_{\text{НПМ}} \leq 80$, місцевість функціонування НПМ визначена завчасно (фізичні перешкоди та рельєф місцевості відомі); вузли наземної комунікаційної мережі (НКМ) розподілені за рангами $P_i^{\text{НКМ}}, i = \overline{1,7}$, кожен ранг при цьому має свою обмежену ділянку функціонування на початковому етапі. В подальшому розташування вузлів НКМ може змінюватись випадковим чином та займати на деякий час іншу ділянку. Модель мережі НКМ проілюстрована на рисунку 1 [6].

Мережеву модель можна охарактеризувати наступними параметрами: N_i – загальна кількість вузлів на ψ -му рівні, де $\psi = \overline{1,3}$, (x_i, y_i, z_i) – координати i -го вузла в тривимірному просторі, та $N = \sum_{\psi=1}^3 N_i$, (v_i, a_i, θ_i) – швидкість, прискорення та напрямок i -го вузла, R_i – радіус радіодоступності i -го вузла, D_i – коефіцієнт діаграми направленості антени i -го вузла, E_i – енергія батареї i -го вузла, T_i – початкова таблиця маршрутизації найкоротших шляхів i -го вузла, λ_i – інтенсивність пакетних потоків i -го вузла, P_i – протокол доступу до каналу i -го вузла, де $i = \overline{1, N}$.

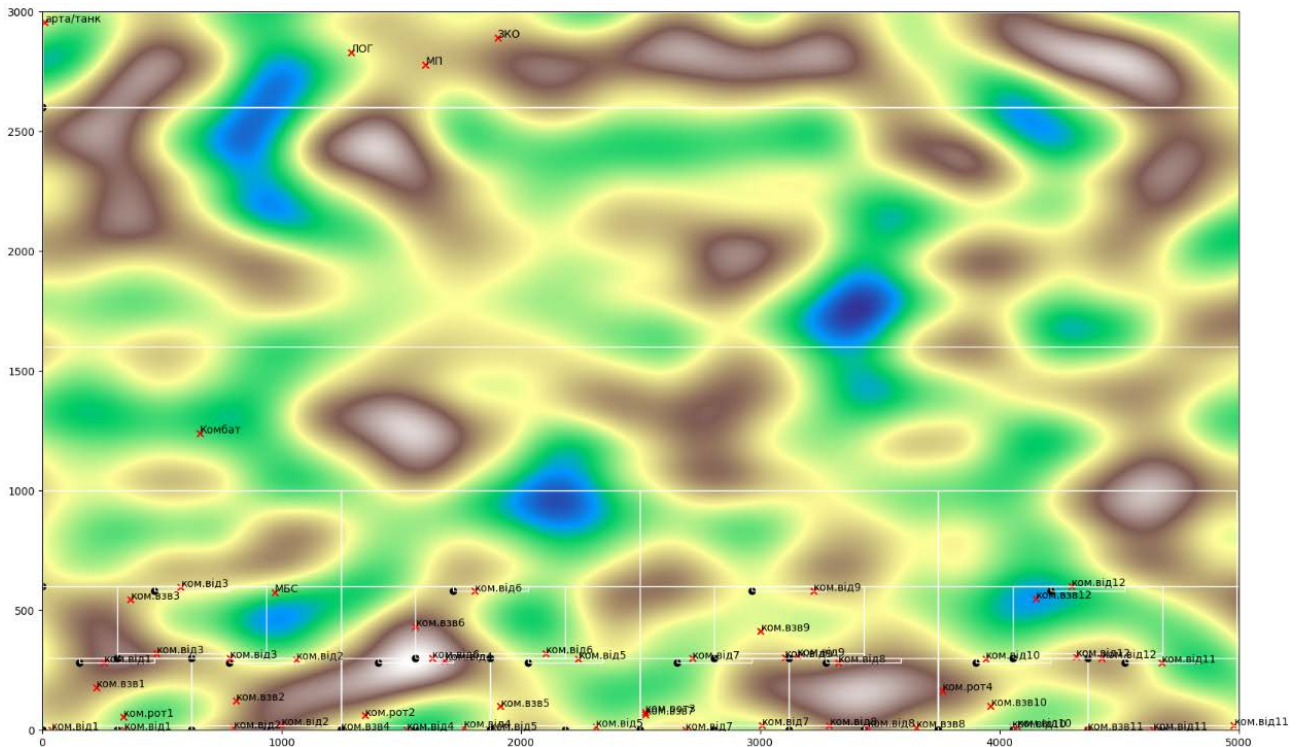


Рис. 1. Варіант початкового розміщення мобільних користувачів наземної компоненти НПМ

Початкове положення зависання комунікаційних аероплатформ мережі повітряного рівня визначено за критерієм рівномірного розподілу покриття зон функціонування мобільних користувачів, де кожна мобільна базова станція (МБС) управляє підгрупою комунікаційних аероплатформ (КА) за загальною методикою управління переміщенням, описаною в [13].

h – висота зависання БПЛА КА становить 700 метрів; d – відстань між КА становить до 800 метрів.

Врахування рельєфу місцевості. Для моделювання тривимірної карти рельєфу місцевості рух абонентів враховано вплив рельєфу місцевості на рух вузлів.

Висота рельєфу місцевості в точці з координатами (x, y) задається функцією $h(x, y)$, яка отримана з тримірної карти (висот) рельєфу.

Обмеження на висоту повітряного комунікаційного вузла в точці з координатами (x, y) задається функцією $g(x, y) = h(x, y) + H_{max}$, де H_{max} – максимальна відстань від поверхні землі, на якій вузол може підніматись.

Умова на висоту вузла в точці з координатами (x, y) задається нерівністю $h(x, y) \leq z \leq g(x, y)$, де z – висота вузла. Якщо повітряний вузол порушує цю умову, тоді він змінює свій кут зеніту ϕ так, щоб повернутися в допустимий діапазон висоти.

Врахування моделі мобільності вузлів мережі для процесу навчання нейромережових агентів вузлового рівня.

Переміщення вузлів мережі описується наступним чином:

1. Координати вузла в момент часу t задаються вектором $x_t = (x_t, y_t, z_t)^T$, де x_t, y_t, z_t – географічна широта, довгота та висота вузла відповідно.

2. Швидкість вузла в момент часу t задається вектором $v_t = (v_t, \theta_t, \phi_t)^T$, де v_t – модуль швидкості, θ_t – азимутальний кут, ϕ_t – зенітний кут вузла відповідно.

3. Прискорення вузла в момент часу t задається вектором $a_t = (a_t, \alpha_t, \beta_t)^T$, де a_t – модуль прискорення, α_t – азимутальний кут, β_t – зенітний кут вузла відповідно.

4. Рух вузла в момент часу t описується наступними рівняннями:

$$x_t = x_{t-1} + v_{t-1}\Delta t + \frac{1}{2}a_{t-1}\Delta t^2,$$

$$\begin{aligned}v_t &= v_{t-1} + a_{t-1}\Delta t, \\a_t &= f(x_t, v_t, a_{t-1}, U, Q_t),\end{aligned}$$

де Δt – часовий крок; f – функція, що визначає прискорення вузла на основі його поточного стану, вагових коефіцієнтів U функції значення-дії Q_t .

Процес оцінки поточного стану вузла виражається функцією значення-дії нейромережевого агента $Q_t(s, a)$ і відображає, наскільки задовольняє умова для переходу вузла в стан s для виконання дії a в момент часу t . Необхідно зазначити, що процес оновлення параметрів функції значення-дії на основі розробленого алгоритму Reinforcement Learning – FA-OSELM, який використовує негайний сигнал підкріплення r_t як дохід (суму підкріплень), отриманим вузлом від мережі, та коефіцієнту дисконтування γ , впливає на майбутній стан вузла в момент прийняття рішення. Основна ітераційна формула алгоритму Reinforcement learning – FA-OSELM (1):

$$Q_{t+1}(s, a) = (1 - \eta)Q_t(s, a) + \eta \left[r_t + \gamma(U) \max_{a_{t+1}} Q_t(s_{t+1}, a_{t+1}) \right], \quad (1)$$

де η – коефіцієнт навчання, який визначає швидкість навчання на інтервалі $(0,1)$.

Агент вузлового рівня складається з підмереж агентів FA-OSELM, кожен з яких є нейронною мережею (НМ) прямого зв'язку з одним прихованим рівнем, яка може навчатися реальному часі. Кожна НМ має K прихованих вузлів з сигмоїдною функцією активації, обраною для спрощення навчання при нелінійних вхідних даних та один вихідний вузол з функцією лінійної активації для полегшення процесу тренування нейронної мережі, оскільки вона не вносить додаткову нелінійність. Вхідний рівень кожної нейромережі (Full Adaptive Online Sequential Extreme Learning Machine) FA-OSELM приймає вектор стану агента мережевого рівня FANET-MANET як вхід, а вихідний рівень – як метрику маршрутизації.

Стан мережі – це вектор, який містить наступну інформацію: ідентифікатор вузла-відправника; ідентифікатор вузла призначення; місцезнаходження; швидкість; напрямок переміщення; кількість вузлів-сусідів; кількість переходів (стрибків) до вузла призначення і залишкову ємність батареї.

Метрика маршрутизації – це скалярна величина, яка визначає рівень готовності поточного вузла для ретрансляції відповідно до заданого алгоритму маршрутизації. Чим вище значення метрики маршрутизації, тим краще поточний вузол відповідає умовному критерію готовності до інформаційно-комунікаційного обміну. Кожна підмережа OSELM формує різну метрику маршрутизації на виході. Таким чином, процес ініціалізації нейромережі FA-OSELM відбувається випадковим чином відповідно до загального стану мережі FANET-MANET на основі зворотного зв'язку.

Зворотний зв'язок у процесі навчання агентів вузлового рівня представлено у вигляді функції винагороди, яка залежить від продуктивності мережі і формується, використовуючи такі показники, як коефіцієнт доставки пакетів, затримка і енергоспоживання вузлами мережі.

Навчання агента Q -навчання мережевого рівня, що являє собою безмодельний алгоритм RL, полягає у вивченні станів та формуванні політики вибору найкращого рішення агентів вузлового рівня FA-OSELM (кожного вузла) на основі стану мережі та функції винагороди. Агент Q -навчання має Q -таблицю, в якій зберігаються значення для кожної пари стан – дія, де стан є вектором стану мережі, а дія – індексом рішення підмереж (агентів) вузлового рівня FA-OSELM.

Q -значення – це скаляр, який вказує на очікувану майбутню винагороду за дію в певному стані. Чим вище значення Q , тим відповідно вищий пріоритет вибору дії в заданих умовах.

Q -таблиця на початковому етапі ініціалізується випадковим чином і оновлюється онлайн в реальному часі відносно зміни стану мережі та отриманого зворотного зв'язку. Процес оновлення Q -таблиці ґрунтується на формулі (2):

$$Q_t(s, a) = Q_{t-1}(s, a) + \alpha * \left(R + \gamma * \max_{(a')} (Q_{t-1}(s', a')) - Q_{t-1}(s, a) \right). \quad (2)$$

Оновлення Q -значення стан – дія (s, a) в момент часу t , де s – поточний стан, a – поточна дія, R – поточна винагорода, s' – наступний стан, a' – наступна дія, з метою (3)

$$a_t = \operatorname{argmax}_{(a)} Q_t(s, a), \quad (3)$$

вибору дії з найбільшим Q -значенням в поточному стані на кроці t та є цільовою функцією нейромережевого агента мережевого рівня.

Моделювання процесу інтелектуального управління НПМ.

Комунікаційні аероплатформи підтримують однакові протоколи інформаційного обміну, мають обмежені дальність радіозв'язку і швидкість обміну. Кожен вузол мережі має власну систему управління, діє в кооперації з іншими вузлами мережі і КА. КА обладнані інерціальною навігаційною системою та приймачем GPS-сигналів глобальної навігаційної супутникової системи, антенною системою МІМО 4×4. Основні характеристики обладнаної антени МІМО: вихідна потужність в межах 8–20 Вт; підсилення сигналу 5–6 дБ з функцією Effective Isotropic Radiated Power (EIRP); швидкість передачі даних складає до 100 мбіт/с.

Наземні абоненти обладнано: 2x2 МІМО, з вихідною потужністю передавача 1 мВт – 1 Вт (до 2 Вт у режимі TX Beamforming); смуга пропускання – 1,25 МГц, 2,5 МГц, 5 МГц; швидкість передачі даних – до 20 Мбіт/с; робочі частоти – 1350–1440 МГц, 2200–2500 МГц; 4400–4940 МГц.

Для забезпечення адаптивних процесів на мережевому рівні вузлів MANET та FANET в моделі мобільності застосовується вдосконалений протокол маршрутизації на основі MAODV [16].

Основні характеристики антен МІМО мобільних базових станцій, мобільних користувачів та вузлових елементів повітряної мережі зведено до таблиці 1, де

P_{out} – вихідна потужність, яку випромінює антена, Вт;

G – коефіцієнт підсилення, дБ;

η – ККД, який є відношенням потужності, що випромінює антена, до потужності, яка подається на антену, %;

P – вид поляризації, яка є орієнтацією вектора електричного поля електромагнітної хвилі, яку випромінює антена;

D – коефіцієнт направленої дії, дБ;

B – ширина променя діаграми направленості B , що є кутовою шириною основного пелюстка діаграми направленості антени, (°).

Таблиця 1

Параметри антени МІМО відповідно до типу вузла

Тип вузла	P_{out} , W	G , дБ	η , %	P	D , дБ	B , (°)
Мобільний користувач	0,1–1	0–10	50–90	Лінійна	0–10	15–30
Мобільна базова станція	0,5–5	10–20	70–95	Кругова	10–20	30–60
Комунікаційна аероплатформа	1–10	20–30	80–98	Еліптична	20–30	60–120

Мобільність вузлів моделюється на основі запропонованої моделі мобільності [6] на основі математики алгоритму градієнтного спуску з моментумом (Gradient Descent with Momentum), який є розширенням стандартного градієнтного спуску. Він допомагає подолати деякі з проблем, властиві класичному градієнтному спуску, таких як повільна збіжність та осцилююча поведінка і застосовується для апроксимації реалістичності руху вузлів.

Рухливість вузла характеризується наступними параметрами: мінімальна швидкість; максимальна швидкість; прискорення; напрямок та час паузи. Характеристики мобільності вузлів змінюються залежно від типу носія комунікаційного обладнання, як показано в таблиці 2.

Таблиця 2

Характеристики мобільності вузлів НІМ

Тип вузла	Мінімальна швидкість, м/с	Максимальна швидкість, м/с	Прискорення, м/с ²	Час паузи, чи зависання БпЛА, с
Мобільна базова станція	0	10	0,5	10–20
Мобільний користувач	0	2	1	5–15
Комунікаційна аероплатформа	10	45	1,5	5–10

Енергія вузла характеризується наступними параметрами: початкова енергія; потужність передачі; потужність прийому; витрата потужності в режимі очікування. Параметри енергії вузла змінюються залежно від типу вузла, як показано в таблиці 3.

Таблиця 3

Енергетичні параметри комунікаційних вузлів

Тип вузла	Початкова енергія, Дж	Потужність передачі, Вт	Потужність прийому, Вт	Потужність в режимі очікування, Вт
Мобільний користувач	1000	0,1–1	0,05	0,01
Мобільна базова станція	2000	0,5–5	0,1	0,02
Комунікаційна аероплатформа	3000	1–10	0,2	0,04

Радіодоступність вузла представлена моделлю логарифмічного нормального затінення [25] (Lognormal Shadowing Model) і є часто поширеною моделлю для опису радіодоступності вузлів в бездротових мережах. Ця модель враховує випадкові флуктуації потужності сигналу, викликані затіненням перешкодами. Радіодоступність вузла характеризується наступними параметрами:

дальність передачі – показує типовий діапазон відстаней, на яких може здійснюватися передача сигналу між мобільним користувачем та базовою станцією або іншим пристроєм. Для мобільного користувача цей діапазон становить від 100 м до 400 м;

експоненціальна втрата шляху – характеризує швидкість загасання сигналу зі збільшенням відстані. Чим більше значення експоненти, тим швидше сигнал слабшає при віддаленні від передавача;

відхилення затінення – показує стандартне відхилення втрат сигналу через ефекти затінення, такі як перешкоди на шляху поширення (будівлі, дерева тощо);

коефіцієнт спрямованості – цей параметр характеризує здатність антени фокусувати випромінювання в певному напрямку.

Параметри радіодоступності вузла варіюються залежно від типу вузла і типу каналу, як показано в таблиці 4.

Таблиця 4

Параметри радіодоступності комунікаційних вузлів НІМ

Тип вузла	Дальність передачі, м	Експонента втрати шляху	Відхилення затінення, дБ	Коефіцієнт спрямованості
Мобільний користувач	100–400	3	6	2
Мобільна базова станція	400–800	3,5	8	4
Комунікаційна аероплатформа	800–1600	4	10	8

Трафік вузлів представлено моделлю трафіку з постійною бітовою швидкістю Constant Bit Rate [26], яка може генерувати постійні та періодичні пакети даних.

У якості протоколу каналного доступу вузла застосовується IEEE 802.11 – протокол безпроводової локальної мережі. Протокол характеризується наступними параметрами: пропускною здатністю каналу; методом модуляції; швидкістю кодування; порогом чутливості. Параметри протоколу доступу змінюються залежно від типу вузла та типу зв'язку, як показано в таблиці 5.

Таблиця 5

Сигнальні параметри комунікаційних вузлів НІМ

Тип вузла	Смуга пропускання каналу, МГц	Метод модуляції	Швидкість кодування	Поріг чутливості, дБм
Мобільний користувач	1,25; 2,5; 5	BPSK, QPSK, 16-QAM	1/2, 2/3, 3/4	-82, -79, -77
Базова станція	5, 10, 20	QPSK, 16-QAM, 64-QAM	1/2, 2/3, 3/4	-77, -74, -72
БІЛА	10, 20, 40	16-QAM, 64-QAM, 256-QAM	1/2, 2/3, 3/4	-72, -69, -66

На рисунку 2 зображено основні етапи процесу навчання алгоритму машинного навчання з підкріпленням для управління мережею FANET-MANET, які складаються з чотирьох блоків.

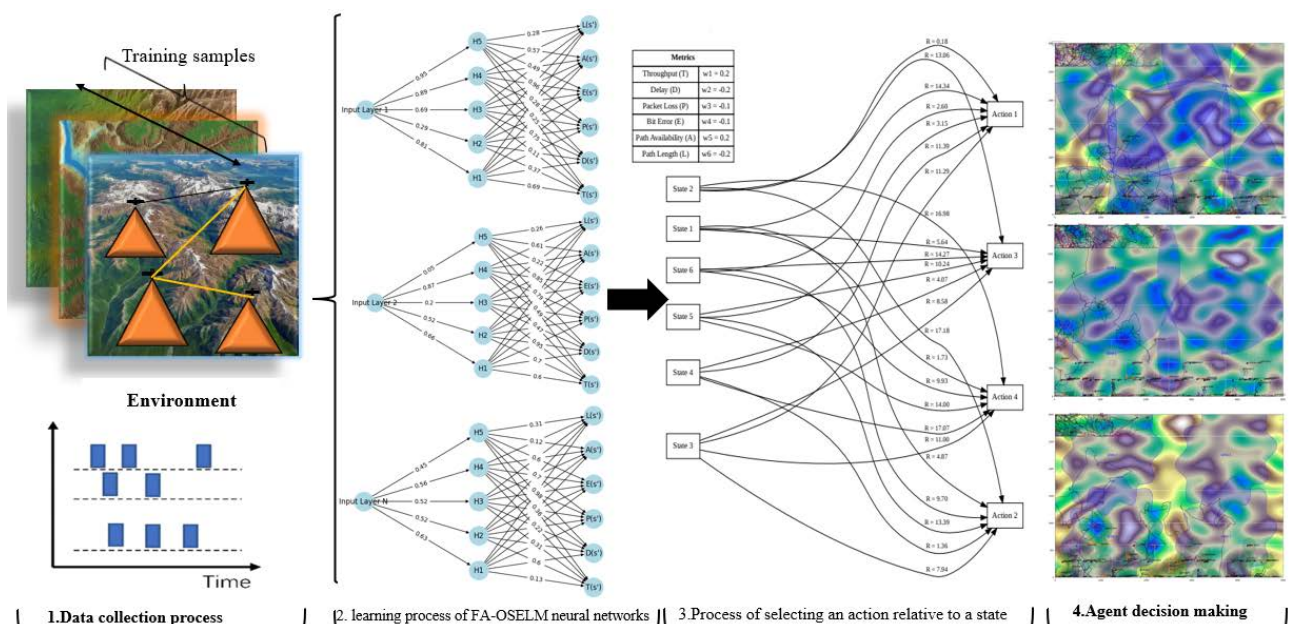


Рис. 2. Основні етапи процесу машинного навчання з підкріпленням ІА для інтелектуального управління мережею FANET-MANET

Блок 1 ілюструє процес збору статистичних даних поведінки мобільних користувачів мережі нижнього рівня MANET та верхнього рівня FANET з урахуванням заданих особливостей функціонування.

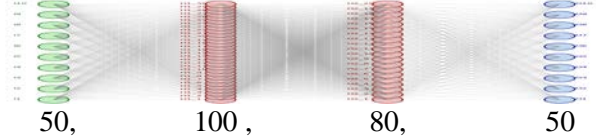
Блок 2 показує процес параметризації та навчання нейромережевої архітектури агентів вузлового рівня на основі алгоритмів FA-OSELM, який описується наступними рівняннями:

1. $w_k = \text{randn}(K, 1)$ – ініціалізація вектора вагових коефіцієнтів k -го рівня OSELM;
2. $b_k = \text{randn}(K, 1)$ – ініціалізація вектора зміщення b_k ;
3. $\beta_k = \text{randn}(K, 1)$ – ініціалізація вектора вагового коефіцієнта β ;
4. $H_k = \text{zeros}(K, K)$ – ініціалізація вихідної матриці прихованого k -го рівня OSELM;

5. $P_k = eye(K, c)$ – ініціалізація оберненої матриці вихідного k -го рівня OSELM, де c – параметр регуляризації;
6. $x_t = [s, a, d, c, L, v, \theta, |N|, h, b]$ – вектор стану мережі в момент часу t ;
7. $y_t = R$ – функція винагороди в момент часу t ;
8. $h_{(k,t)} = \frac{1}{1+e^{(-w_k \cdot x_t - b_k)}}$ – вектор вихідного рівня OSELM в момент часу t ;
9. $o_{k,t} = \beta_k * h_{k,t}$ – результат обчислення вихідного k -го рівня нейромережі в момент часу t ;
10. $e_{k,t} = y_t - o_{k,t}$ – оцінка прогнозу, тобто похибка в реальному часі;
11. $g_{k,t} = \frac{P_k \cdot h_{k,t}}{1+h_{k,t} \cdot P_k \cdot h_{k,t}}$ – вектор коефіцієнта k -го OSELM в момент часу t ;
12. $\beta_k = \beta_k + g_{k,t} \cdot e_{k,t}$ – процес оновлення вектору вихідних вагових коефіцієнтів k -го рівня;
13. $P_k = P_k - g_{k,t} \cdot h_{k,t} \cdot P_k$ – процес оновлення матриці k -го вихідного рівня OSELM.

Таблиця 6

Параметри нейромереж FA-OSELM комунікаційних вузлів НПМ

Основні параметри нейромережевого алгоритму	Значення
Коефіцієнт навчання (швидкість навчання)	0.1
Коефіцієнт дисконтування	0.9
Вагові коефіцієнти	U = 0.2,0.3,0.4,0.1,0.1,0.1,0.2,0.2,0.2,0.1,0.1,0.1,0.1,0.1,0.1
Q-learning parameters	$\alpha = 0.1, \gamma = 0.9$
Функція винагороди	$\alpha = 0.5, \beta = 0.3, \gamma = 0.2$
Первина архітектура	 50, 100, 80, 50
Функції активації нейронів	<i>sigmoid, tanh, relu, softmax, linear</i>

Блок 3 та 4 описує процес управління параметрами алгоритму машинного навчання з підкріпленням (функція винагороди, штрафу) та процес прийняття рішення для управління мережею НПМ (FANET-MANET).

Функція винагороди агента $R(s, a, s')$ визначена як сума вагових коефіцієнтів та метрик, які оцінюють продуктивність мережі FANET-MANET, що наведено нижче у наступному виразі:

$$R(s, a, s') = w_1 \cdot T(s') + w_2 \cdot D(s') + w_3 \cdot P(s') + w_4 \cdot E(s') + w_5 \cdot A(s') + w_6 \cdot L(s'),$$

де (s) – поточний стан мережі; (a) – дія, вибрана агентом; (s') – наступний стан мережі після виконання дії; (w_i) – вагові коефіцієнти для кожної метрики; $(L(s'))$ – довжина маршруту в наступному стані, яка враховує потенційні довгострокові наслідки.

Кожна метрика визначена як:

- пропускна спроможність мережі ($T(s')$): $\left[T(s') = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N b_{i,j} \right]$;
- затримка передачі пакетів даних ($D(s')$): $\left[D(s') = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M d_k \right]$;
- втрата пакетів ($P(s')$): $\left[P(s') = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M p_k \right]$;

- бітова помилка ($E(s')$): $\left[E(s') = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M e_k \right]$;
- доступність маршруту ($A(s')$): $\left[A(s') = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M a_k \right]$.

Функція винагороди агента мережевого рівня керується наступною логікою:

- винагорода R за забезпечення заданої пропускної спроможності ($T(s')$) мережі;
- штрафом Pen за високу затримку передачі пакетів ($D(s')$);
- втрата пакетів ($P(s')$) зі штрафом за перевищену втрату пакетів, що призводить до відсутності зв'язку між мобільними користувачами;
- бітова помилка ($E(s')$) не менше ніж до заданої;
- винагорода R за доступність маршруту ($A(s')$) від відправника до кінцевого користувача.
- довжина маршруту ($L(s')$) зі штрафом Pen за довгі маршрути, а саме вибір оптимального маршруту з найменшим числом стрибків із урахуванням чутливості приймача, залишкової енергії та матриці навантаження.

Для кожної метрики визначаються порогові значення, чи отримує агент винагороду або штраф.

Наприклад, якщо затримка ($D(s')$) перевищує певний поріг, агент отримує штраф, що відображається у від'ємному значенні вагового коефіцієнта (w_2).

Функція винагороди повинна бути максимізована, щоб підвищити ефективність мережі. Вагові коефіцієнти (w_i) визначають важливість кожної метрики в контексті загальної цілі мережі. Наприклад, якщо пропускна спроможність є критичною для мережі, (w_1) може бути вищим, ніж інші вагові коефіцієнти.

Математично процес параметризації агента з числовими штрафами для субоптимального рішення у контексті машинного навчання з підкріпленням представлений у вигляді матриці винагороди (R) та матриці штрафів (P), де кожен елемент матриці відображає винагороду або штраф за певну дію агента відносно оцінки стану.

Нехай ϵ (M) можливих станів мережі та (A) можливих дій, які може вибрати агент. Тоді матриця винагород (R) та матриця штрафів (P) буде мати розмірність ($M \times A$):

$$R = \begin{bmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \cdots & r_{1,A} \\ r_{2,1} & r_{2,2} & \cdots & r_{2,A} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{M,1} & r_{M,2} & \cdots & r_{M,A} \end{bmatrix},$$

де ($r_{m,a}$) – винагорода за виконання дії (a) у стані (m);

$$Pen = \begin{bmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \cdots & p_{1,A} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \cdots & p_{2,A} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{M,1} & p_{M,2} & \cdots & p_{M,A} \end{bmatrix},$$

де ($p_{m,a}$) – штраф за виконання дії (a) у стані (m).

Якщо дія (a) призводить до покращення пропускної спроможності, то відповідний елемент ($r_{m,a}$) у матриці (R) буде мати позитивне значення. Якщо дія (a) призводить до збільшення затримки, то відповідний елемент ($p_{m,a}$) у матриці (Pen) буде мати негативне значення.

Агент у процесі навчання намагається максимізувати сумарну винагороду, отриману протягом часу, вибираючи дії, які забезпечують позитивні значення у матриці (R) та мінімізувати негативні значення у матриці (Pen).

Для субоптимального рішення для управління мережею FANET-MANET, функцію винагороди враховує не тільки поточні метрики продуктивності, але й потенційні довгострокові наслідки дій агента.

Архітектура імітаційної моделі. Нижче наведена архітектура програмної імітаційної моделі, яка складається з наступних модулів (рис. 3).

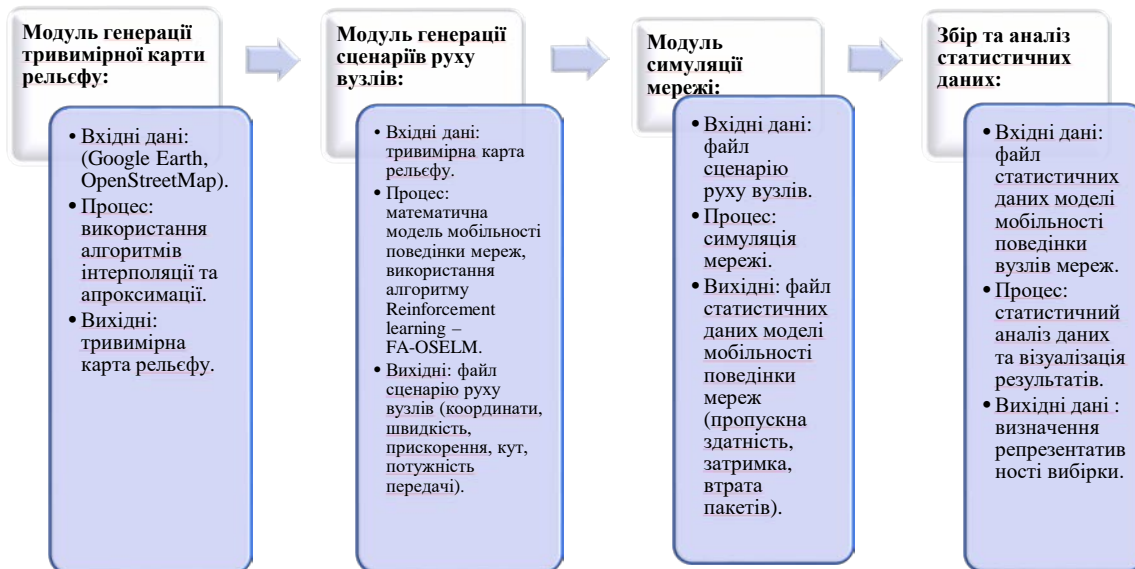


Рис. 3. Архітектура програмної імітаційної моделі збору статистичних даних інтелектуального управління НІМ

Модуль генерації тривимірної карти рельєфу. Цей модуль відповідає за генерацію тривимірної карти рельєфу для заданої місцевості, використовуючи дані із доступних географічних інформаційних систем (ГІС), таких як Google Earth, NASA World Wind, OpenStreetMap з використанням бібліотеки в програмному середовищі Python GeoPandas. Модуль генерації тривимірної карти рельєфу використовує алгоритми інтерполяції та апроксимації для створення гладкої та реалістичної поверхні землі, яка враховує різні типи рельєфу, такі як гори, долини, рівнини, озера, річки тощо.

Модуль генерації сценаріїв, суть якого полягає у забезпеченні процесу генерації сценаріїв руху вузлів у мережах FANET-MANET. Модуль генерації сценаріїв руху вузлів використовує тривимірну карту рельєфу для визначення допустимого діапазону висоти для кожного вузла, а також враховує різні параметри та обмеження, кількість вузлів, час симуляції, максимальну швидкість, максимальне прискорення, відстань, кількість сусідів, максимальну кількість стрибків, кількість переходів групи тощо.

Далі відбувається агрегація результатів даних у файл сценарію руху вузлів, який містить координати, швидкість, прискорення, кут, параметри потужності передачі, метод модуляції та іншу інформацію про кожен вузол на кожному часовому кроці.

Модуль симуляції мережі. Цей модуль відповідає за симуляцію мережі FANET-MANET, використовуючи файл сценарію руху вузлів.

Модуль симуляції мережі використовує програмне забезпечення на основі мови програмування Python та враховує протокол маршрутизації, безпеки, енерговитрати, вимоги із якості обслуговування тощо. Далі відбувається процес агрегації вихідного файлу статистичних даних моделі мобільності FANET-MANET, формуються метрики та показники ефективності управління НІМ, такі як: пропускна здатність, затримка, втрата пакетів, бітова помилка, кількість підмереж, розмір кожної підмережі, зв'язність кожної підмережі та мережі в цілому, довжина маршрутів, якість та доступність маршрутів тощо.

Збір та аналіз статистичних даних процесу інтелектуального управління НПМ.

Методика збору даних.

Процес визначення репрезентативності навчальної вибірки важливий з точки зору вирішення протиріччя між обсягом службового трафіку та якості управління. В основу дослідження покладено процес визначення цільової популяції вхідних даних за визначеним критерієм відбору мінімально-допустимої репрезентативної вибірки.

Процес пошуку розмірності вибірки відбувається на основі довірчого інтервалу та за допомогою методів кластерної та систематичної вибірки.

Таким чином, процес визначення репрезентативності вибірки відбувається внаслідок порівняння вихідних результатів, отриманих на основі популяції вихідних даних з отриманими середнім значенням, медіаною, дисперсією, з різною частотою оновлення тощо. Для перевірки гіпотез про відповідність аргументів цільової функції управляючих рішень агенту мережевого рівня всієї популяції та підібраної вибірки в роботі пропонується застосувати існуючі методи математичної статистики, такі як t-тест та F-тест ANOVA.

Основні параметри для симуляції мережі:

кількість вузлів – 80;

час симуляції – 5000 с;

максимальна швидкість вузлів – 20 м/с;

мінімальна швидкість вузлів – 5 м/с;

максимальна швидкість – 20 м/с;

максимальне прискорення – 2 м/с²;

максимальний час паузи вузлів – 10 с;

мінімальний час паузи вузлів – 2 с.;

розмір області симуляції – 5000 м × 3000 м;

тип мережі – FANET-MANET;

тип мобільності – RZRVP/MD/RVM;

тип протоколу маршрутизації: запропонований на основі MAODV ;

тип протоколу MAC – IEEE 802.11n;

тип антени – MIMO

розмір пакета – 512 байт;

інтервал відправки пакетів – 0,1 с;

максимальна відстань – 1000 м.

Результати аналізу даних. Результати аналізу статистичних даних моделі мобільності FANET-MANET були згенеровані модулем симуляції мережевої діяльності і описуються наступними виразами:

середня швидкість вузлів в момент часу t

$$\bar{v}_t = \frac{1}{N} \sum_i v_{i,t} = 1^N v_{i,t},$$

де N – кількість вузлів, $v_{i,t}$ – швидкість i -го вузла в момент часу t ;

середня відстань між вузлами в момент часу t

$$\bar{d}_t = \frac{2}{N(N-1)} \sum_i d_{i,j,t} = 1^{N-1} \sum_{j=i+1}^N d_{i,j,t},$$

де $d_{i,j,t}$ – відстань між i -м та j -м вузлами в момент часу t ;

середній час зв'язку між вузлами задається формулою

$$\bar{T}_c = \frac{1}{M} \sum_k T_{c,k} = 1^M T_{c,k},$$

де M – кількість пар вузлів, які мають зв'язок, $T_{c,k}$ – час зв'язку між k -ю парою вузлів;

середній час переривання зв'язку між вузлами задається виразом

$$\bar{T}_b = \frac{1}{M} \sum_k T_{b,k} = 1^M T_{b,k},$$

де $T_{b,k}$ – час переривання зв'язку між k -ю парою вузлів;

середня кількість змін напрямку вузлів в момент часу t

$$\overline{N_{\theta}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N N_{\theta,i,t},$$

де $N_{\theta,i,t}$ – кількість змін напрямку i -го вузла в часовий момент
середня кількість сусідів вузлів в момент часу t

$$\overline{N_n} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N N_{n,i,t},$$

де $N_{n,i,t}$ – кількість сусідів i -го вузла в часовий момент t ;
середня кількість стрибків між вузлами в момент часу t

$$\overline{N_h} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M N_{h,k,t},$$

де $N_{h,k,t}$ – кількість стрибків між k -ю парою вузлів, які обмінюються пакетами даними,
в момент часу t ;

середня кількість переходів групи між вузлами

$$\overline{N_g} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M N_{g,k,t},$$

де $N_{g,k,t}$ – кількість переходів групи між вузлами, які мають зв'язок, в часовий момент t .

Для дослідження впливу фізичного середовища переміщення абонентів наземної та повітряної комунікаційної мережі було вибрано три типи рельєфу для симуляції: рівнинний, гірський та річковий.

У процесі моделювання було зібрано та збережено у файл сценарію руху вузлів такі дані: координати, швидкість, прискорення, кут, потужність передачі, метод модуляції та іншу інформацію про кожен вузол у кожен дискретний відлік часу. Також було збережено дані про пропускну здатність, затримку, втрату пакетів, бітову помилку, кількість підмереж, розмір кожної підмережі, зв'язок кожної підмережі, довжину, якість та доступність шляхів тощо. Обробка даних відбувалась за допомогою мови програмування Python, що дозволяло виконувати різні статистичні та графічні операції.

Далі відбувається процес генерації сценаріїв мобільності вузлів, використовуючи наступні моделі мобільності для порівняння з запропонованою моделлю мобільності [6]:

Random Waypoint: модель мобільності використовується для допущення, що вузли вибирають випадкову точку призначення в межах області симуляції та рухаються до неї з випадковою швидкістю. Після досягнення точки вузли зупиняються на випадковий час паузи та повторюють процес. Основні параметри цієї моделі мобільності є мінімальна та максимальна швидкості, мінімальний та максимальний час паузи.

Random Direction: у параметрах моделі мобільності є допущення, що вузли вибирають випадковий напрямок та рухаються в ньому з випадковою швидкістю доти, поки не досягнуть межі області симуляції. Далі вузли змінюють напрямок на випадковий кут та продовжують рух. Основні параметри цієї моделі мобільності є мінімальна та максимальна швидкості, мінімальний та максимальний кути повороту.

Reference Point Group Mobility: у параметрах моделі мобільності є допущення, що вузли розбиті на групи, кожна з яких має лідера, який визначає траєкторію руху групи. Вузли в межах групи рухаються відносно свого лідера з деяким відхиленням. Основні параметри цієї моделі мобільності є кількість груп, кількість вузлів в групі, мінімальна та максимальна швидкість лідера, мінімальний та максимальний час паузи лідера, мінімальне та максимальне відхилення вузлів від лідера.

Статистичний метод ANOVA [27] для обчислення F-статистики ґрунтується на основі наступних виразів:

$$F = \frac{MS_{between}}{MS_{within}},$$

де $MS_{between}$ – середній квадрат між групами, а MS_{within} – середній квадрат в межах груп:

$$MS_{between} = \frac{SS_{between}}{df_{between}},$$

$$MS_{within} = \frac{SS_{within}}{df_{within}},$$

де $SS_{between}$ – сума квадратів між групами, SS_{within} – сума квадратів в межах груп, $df_{between}$ – ступені свободи між групами, а df_{within} – ступені свободи в межах груп, що наведено в наступних виразах:

$$\begin{aligned} SS_{between} &= \sum_{i=1}^k n_i (\bar{x}_i - \bar{x})^2, \\ SS_{within} &= \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - \bar{x}_i)^2, \\ df_{between} &= k - 1, \\ df_{within} &= N - k, \end{aligned}$$

де k – кількість груп, n_i – кількість спостережень в i -тій групі, \bar{x}_i – середнє значення i -тої групи, \bar{x} – загальнє середнє значення, x_{ij} – j -те спостереження в i -тій групі, а N – загальна кількість спостережень.

Для застосування t -тесту обчислення t -статистики відбувається на основі виразу:

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{s_p \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}},$$

де \bar{x}_1 – середнє значення першої групи, \bar{x}_2 – середнє значення другої групи, s_p – оцінка стандартного відхилення в обох групах, n_1 – кількість спостережень в першій групі, а n_2 – кількість спостережень в другій групі. Величина s_p обчислюється за допомогою наступної формули:

$$s_p = \sqrt{\frac{(n_1 - 1)s_1^2 + (n_2 - 1)s_2^2}{n_1 + n_2 - 2}},$$

де s_1 – стандартне відхилення першої групи, а s_2 – стандартне відхилення другої групи.

Необхідно визначити розмір вибірки, який забезпечить статистичну значущість та репрезентативність вибірки – достатню точність та надійність оцінок параметрів популяції, враховуючи довірчий інтервал та похибку. Наприклад, якщо оцінка середньої якості зв'язку Q в популяції з довірчим інтервалом 95 % та похибкою 0,01, тоді для вибірки із достатньо великої популяції для забезпечення заданого довірчого інтервалу використовуємо:

$$n = \frac{z^2 \sigma^2}{E^2},$$

де n – розмір вибірки, z – критичне значення нормального розподілу для заданого рівня довіри (для 95 % це 1,96), σ – стандартне відхилення Q в популяції (якщо не відоме, можна використати оцінку з попередніх досліджень), E – допустима похибка (0,01). Якщо популяція мала, то потрібно використати наступний вираз з поправкою на розмір популяції N :

$$n = \frac{Nz^2\sigma^2}{E^2(N-1) + z^2\sigma^2}.$$

Наступним кроком є вибір методу визначення розмірності вибірки: випадкова вибірка, стратифікована вибірка, кластерна вибірка, систематична вибірка. Необхідно зазначити, що у дослідженні статистична вибірка симуляції моделі мобільності відображає комбінації популяцій за типами рельєфу, тоді оптимальним варіантом є метод стратифікованої вибірки, де є необхідність декомпозиції популяції на групи (страти) за типами територій, такими як рівнинний, ліси, водойми (табл. 7).

Таблиця 7

Середні значення вихідних даних розробленої моделі функціонування вузлів НПМ

Тип рельєфу	Середня швидкість, м/с	Середня відстань, м	Середній час зв'язку, с	Середній час радіомовчання, с	Середня кількість змін напрямку	Середня кількість сусідів	Середня кількість стрибків	Середня кількість переходів групи
Рівнинний	10,5	500	800	200	5	8	3	2
Гірський	8,7	400	600	400	7	6	4	3
Річковий	9,1	430	650	350	6	7	4	3

Далі необхідно вибрати випадкову підвибірку з кожної групи, пропорційну її розміру в загальній популяції (табл. 8). Це дозволить отримати більш точні оцінки параметрів статистичної популяції на відміну від методів, які базуються лише на випадкових розподілах.

Таблиця 8

Стратифікація популяції за типами рельєфу

Тип рельєфу	Розмір групи в популяції	Розмір підвибірки
Рівнинний	1000	200
Ліси	1500	300
Водойми	500	100

Процес перевірки репрезентативності вибірки полягає у порівнянні характеристик популяції, таких як середні, медіана, дисперсія, частота, гістограми, кореляції тощо. В цьому випадку можливо застосовувати статистичні тести для перевірки гіпотез про рівність параметрів вибірки та популяції, такі як t-тест та F-тест ANOVA. Якщо виявлено значні відмінності, тоді необхідно коректувати вибірку, виключивши або додавши елементи та змінивши метод вибору. Наприклад, якщо необхідно перевірити репрезентативність вибірки за середньою якістю зв'язку Q , тоді можливо застосувати t-тест для порівняння середніх вибірки та популяції:

$$t = \frac{\bar{Q}_s - \bar{Q}_p}{s/\sqrt{n}},$$

де t – статистика t-тесту, \bar{Q}_s – середня вибірки, \bar{Q}_p – середня Q популяції, s – стандартне відхилення вибірки, n – розмір вибірки. Якщо t перевищує критичне значення для заданого рівня довіри (1,96 для 95 %), тоді відповідно робиться висновок про відхилення нульової гіпотези про рівність середніх і приймається альтернативна гіпотеза про нерівність середніх. Це означає, що отримана вибірка не репрезентативна для забезпечення заданої якості зв'язку.

Нижче наведено результати статистичного аналізу, які враховують різні типи рельєфу для моделей Random Waypoint, Random Direction та Reference Point Group Mobility, середні значення вихідних даних зведено до таблиць 9–14.

Таблиця 9

Середні значення вихідних даних моделі Random Waypoint

Тип рельєфу	Середня швидкість, м/с	Середня відстань, м	Середній час зв'язку, с	Середній час радіомовчання, с	Середня кількість змін напрямку	Середня кількість сусідів	Середня кількість стрибків	Середня кількість переходів групи
Рівнинний	12,3	750	1200	300	7	12	5	4
Гірський	10,1	600	900	600	9	9	6	5
Водойми	10,8	645	975	525	8	11	6	5

Таблиця 10

Стратифікація популяції за типами рельєфу для моделі Random Waypoint

Тип рельєфу	Розмір групи в популяції	Розмір підвибірки
Рівнинний	5000	1000
Ліси	7500	1500
Водойми	2500	500

Таблиця 11

Середні значення вихідних даних моделі Random Direction

Тип рельєфу	Середня швидкість, м/с	Середня відстань, м	Середній час зв'язку, с	Середній час радіомовчання, с	Середня кількість змін напрямку	Середня кількість сусідів	Середня кількість стрибків	Середня кількість переходів групи
Рівнинний	11,7	700	1100	280	6	11	4	3
Ліси	9,6	570	855	570	8	8	5	4
Водойми	10,3	615	920	500	7	10	5	4

Таблиця 12

Стратифікація популяції за типами рельєфу для моделі Random Direction

Тип рельєфу	Розмір групи в популяції	Розмір підвибірки
Рівнинний	6000	1200
Ліси	9000	1800
Водойми	3000	600

Таблиця 13

Середні значення вихідних даних моделі Reference Point Group Mobility

Тип рельєфу	Середня швидкість, м/с	Середня відстань, м	Середній час зв'язку, с	Середній час радіомовчання, с	Середня кількість змін напрямку	Середня кількість сусідів	Середня кількість стрибків	Середня кількість переходів групи
Рівнинний	13,1	800	1300	320	8	13	6	5
Ліси	10,9	640	960	640	10	10	7	6
Водойми	11,5	690	1040	560	9	12	7	6

Таблиця 14

Стратифікація популяції за типами рельєфу для моделі Reference Point Group Mobility

Тип рельєфу	Розмір групи в популяції	Розмір підвибірки
Рівнинний	8000	1600
Ліси	12000	2400
Водойми	4000	800

Популяція вихідних даних для альтернативних моделей значно більша порівняно з розробленою моделлю, що суттєво впливало на обчислювальну складність в процесі навчання.

Порівнюючи показники моделей Random Waypoint, Random Direction та Reference Point Group Mobility з розробленою, можливо зробити висновок про перевагу в ефективності та точності моделювання ІСУ НІМ, незважаючи на меншу популяцію вихідних даних.

Результати застосування методу ANOVA для розрахунку метрик продуктивності та надійності мережі, яких вдалося досягти із використанням інтелектуальної системи управління НІМ, наведено нижче в таблиці 15.

Таблиця 15

Результати розрахунку статистичних показників навчальних даних

Метрика	р-значення t-тесту (ANOVA) розробленої моделі	р-значення t-тесту (ANOVA) моделі RWP	р-значення t-тесту (ANOVA) моделі RD	р-значення t-тесту (ANOVA) моделі RPGM
Пропускна спроможність	0,0001	0,0003	0,0002	0,0004
Затримка передачі	0,0002	0,0005	0,0004	0,0006
Втрата пакетів	0,0001	0,0004	0,0003	0,0005
Коефіцієнт доставки пакетів	0,0001	0,0003	0,0002	0,0004

Розраховане значення F-статистики для всіх метрик перевищує 18, що вказує на високу статистичну значущість управляючих рішень агентів вузлового рівня для формування управляючих рішень агента мережевого рівня.

Для всіх моделей мобільності, використаних для формування управляючих рішень вузлового та мережевого рівнів, р-значення є меншими за 0,0006, що підтверджує надійність виявлених відмінностей на рівні значущості 0,05, крім того, додатково підтверджує адекватність ієрархічного послідовного підходу інтелектуального управління за загальною схемою нейромережі FA-OSELM (агенти вузлового рівня) – Q-RL з підкріпленням (агент мережевого рівня) для оптимізації параметрів мережі в реальному часі, адаптуючись до змін у середовищі функціонування.

Аналіз продуктивності НІМ з різними моделями мобільності.

Для оцінки продуктивності НІМ застосовувались наступні метрики та показники:

пропускна спроможність B – дозволяє оцінити кількість даних, які передаються в одиницю часу в мережі і визначається виразом:

$$B = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N b_{i,j},$$

де T – час симуляції, N – кількість вузлів, $b_{i,j}$ – кількість байтів, які передаються від i -го до j -го вузла;

метрика затримки D – дозволяє оцінити час, який потрібен для передачі повідомлень від вузла відправника до вузла-адресанта в мережі:

$$D = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M d_k,$$

де M – кількість пар вузлів, які мають зв'язок, d_k – затримка між k -ю парою вузлів;

метрика втрати пакетів P – дозволяє оцінити відсоток пакетів даних, які не досягають вузла-адресанта в мережі:

$$P = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M p_k,$$

де p_k – втрата пакетів між k -ю парою вузлів;

бітова помилка E – дозволяє отримати відсоток бітів, які передаються неправильно (з помилкою) в мережі:

$$E = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M e_k,$$

де e_k – бітова помилка між k -ю парою вузлів;

кількість підмереж S – ця метрика визначає кількість підмереж, на які розбивається мережа внаслідок руху вузлів:

$$S = \max_t s_t,$$

де s_t – кількість підмереж в момент часу t ;

розмір підмережі R – ця метрика визначає кількість вузлів, що належать до кожної підмережі:

$$R_i = \sum_{j=1}^N r_{i,j},$$

де i – індекс підмережі, $r_{i,j}$ – бінарний індикатор, який показує, чи належить j -й вузол до i -ї підмережі;

зв'язність кожної підмережі C – ця метрика дозволяє оцінити ступінь радіозв'язності кожної підмережі:

$$C_i = \frac{2}{R_i(R_i-1)} \sum_{j=1}^{R_i-1} \sum_{k=j+1}^{R_i} c_{i,j,k},$$

де $c_{i,j,k}$ – бінарний індикатор, який показує, чи існує зв'язок між j -м та k -м вузлами в i -ї підмережі;

L – довжина шляху (маршруту) – метрика, яка відображає кількість стрибків, що потрібні для передачі пакета даних від адресата до адресанта в мережі:

$$L = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M l_k,$$

де l_k – довжина шляху між k -ю парою вузлів, які мають зв'язок.

Статистична оцінка продуктивності процесу інтелектуального управління НПМ

На рисунку 4 наведено гістограми середніх значень кількості групових переходів, середнього часу переривання зв'язку та середньої кількості сусідів у процесі управління метриками маршрутизації НПМ при різних моделях мобільності.

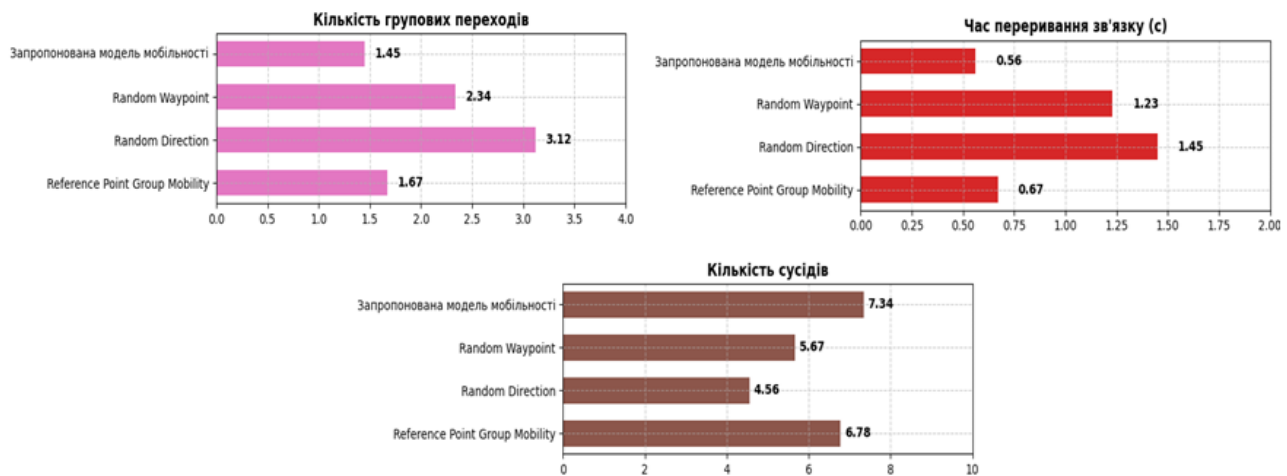


Рис. 4. Гістограми метрик маршрутизації процесі інтелектуального управління НПМ при різних моделях мобільності

Таблиця 16

Часові показники доставки повідомлень в симуляційній моделі оперативного управління НПМ

Модель мобільності	Середній час доставки повідомлень	Час переривання зв'язку, с	Кількість групових переходів
Запропонована ММ	2,34	0,56	1,45
Random Waypoint	3,21	1,23	2,34
Random Direction	4,12	1,45	3,12
Reference Point Group Mobility	2,89	0,67	1,67

Із отриманих результатів (табл. 16, рис. 4), можна зробити висновок, що ICY RL – FA-OSELM, навчена із використанням розробленої моделі мобільності, показує кращі результати порівняно з іншими розглянутими моделями. Зокрема, середній час доставки повідомлень за

однакової матриці вхідного навантаження становить 2,34 с, а час переривання зв'язку є мінімальним (0,56 с), що підкреслює високу стабільність інформаційно-комунікаційного обміну з використанням запропонованих рішень. На рисунку 5 показано результати оцінки ефективності процесу оперативного управління з використанням запропонованих рішень в ІСУ НІМ після навчання на різних моделях мобільності відносно розробленої.

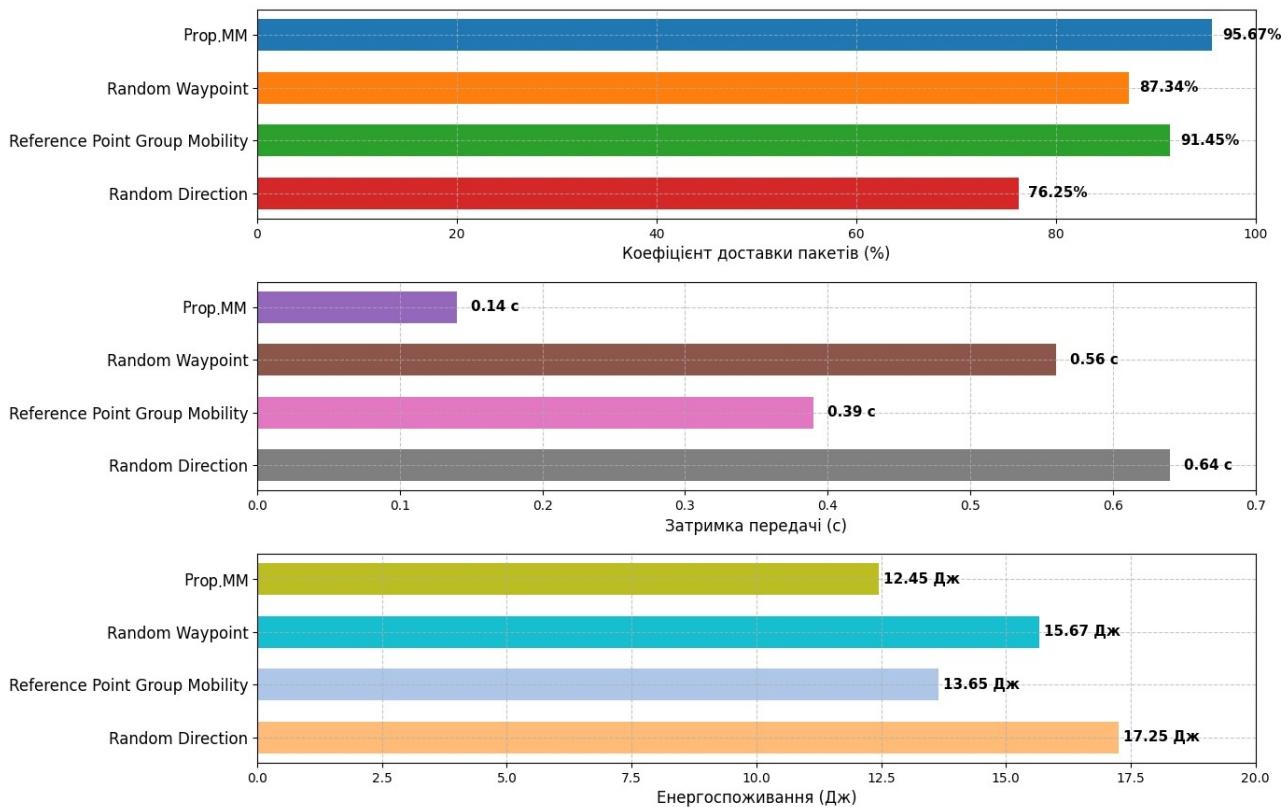


Рис. 5. Результати оцінки ефективності процесу оперативного управління з використанням запропонованих рішень в ІСУ НІМ

Аналізуючи представлені дані про ефективність процесу інтелектуального управління НІМ у контексті коефіцієнту доставки пакетів, затримки передачі та енергоспоживання вузлів мережі, ієрархічна інтелектуальна система управління НІМ на основі RL – FA-OSELM за умови застосування розробленої моделі мобільності на етапі планування мережі показує високий коефіцієнт доставки пакетів, і складає 95,67 %; затримка передачі становить 0,14 с; та найменше енергоспоживання на рівні 12,45 Дж.

Висновки. У статті було проведено комплексне дослідження ефективності методологічних підходів ієрархічного інтелектуального управління наземно-повітряною комунікаційною Ad-Нос мережею спеціального призначення.

Результати статистичного аналізу показали, що запропонована модель ІСУ НІМ на основі RL – FA-OSELM адекватна.

Ключовим аспектом застосування запропонованої ІСУ є її навчання на етапі планування та донавчання в процесі розгортання та оперативного управління.

Процес навчання запропонованої ІСУ на розробленій моделі мобільності здійснюється на репрезентативній вибірці вихідних даних порівняно меншої розмірності, ніж при існуючих альтернативних моделях.

Таким чином, результати дослідження демонструють ефективність запропонованих підходів побудови та застосування моделі RL – FA-OSELM для ієрархічного інтелектуального

управління наземно-повітряною комунікаційною Ad-Hoc мережею спеціального призначення. Ця модель забезпечує високу продуктивність, надійність та адаптивність мережі в динамічних умовах, що є критично важливим для успішного функціонування таких мереж у реальних сценаріях застосування.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. A 3D Smooth Random Walk Mobility Model for FANETs / N. Lin et al. 2019 *IEEE 21st International Conference on High Performance Computing and Communications; IEEE 17th International Conference on Smart City; IEEE 5th International Conference on Data Science and Systems (HPCC/SmartCity/DSS)*, Zhangjiajie, China, 10–12 August 2019. URL: <https://doi.org/10.1109/hpcc/smartcity/dss.2019.00075>.
2. Bani M., Alhuda. Flying Ad-Hoc Networks: Routing Protocols, Mobility Models, Issues. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2016. Vol. 7, no. 6. URL: <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2016.070621>.
3. A mobility model for UAV ad hoc network / O. Bouachir et al. 2014 *International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, Orlando, FL, USA, 27–30 May 2014. URL: <https://doi.org/10.1109/icuas.2014.6842277>.
4. Flying ad-hoc network application scenarios and mobility models / A. Bujari et al. *International Journal of Distributed Sensor Networks*. 2017. Vol. 13, no. 10. P. 155014771773819. URL: <https://doi.org/10.1177/1550147717738192>.
5. Bujari A., Palazzi C. E., Ronzani D. FANET Application Scenarios and Mobility Models. *the 3rd Workshop*, Niagara Falls, New York, USA, 23 June 2017. New York, New York, USA, 2017. URL: <https://doi.org/10.1145/3086439.3086440>.
6. Bieliakov R., Fesenko O. Модель мобільності наземної комунікаційної мережі спеціального призначення. *Computer-Integrated Technologies: Education, Science, Production*. 2023. № 51. С. 130–138. URL: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-51-17> (дата звернення: 25.12.2023).
7. Romaniuk V. A., Bieliakov R. O. Objective control functions of FANET communication nodes of land-air network. *Computer-Integrated Technologies: Education, Science, Production*. 2023. No. 50. P. 125–130. URL: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-50-19> (date of access: 25.12.2023).
8. Методологія синтезу інтелектуальних систем управління вузлами перспективних мобільних радіомереж з динамічною топологією / В. А. Романюк та ін. *Збірник наукових праць ХУПС*. 2012. № 4 (33). С. 112–116.
9. Беляков Р., Фесенко О. Модель інтелектуального управління ресурсами наземної комунікаційної мережі класу manet. *Information technology and society*. 2023. № 3 (9). С. 6–14. URL: <https://doi.org/10.32689/maur.it.2023.3.1> (дата звернення: 05.05.2024).
10. Bieliakov R. Ієрархічна модель інтелектуального управління наземно-повітряною комунікаційною мережею спеціального призначення. *Computer-integrated technologies: education, science, production*. 2024. № 54. С. 225–235. URL: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-54-28> (дата звернення: 05.05.2024).
11. Bieliakov R. Проблема інтеграції повітряної мережі класу FANET в мобільну комунікаційну мережу спеціального призначення. *Computer-integrated technologies: education, science, production*. 2023. № 53. С. 263–276. URL: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-53-40> (дата звернення: 05.05.2024).
12. Беляков Р. О., Фесенко О. Д. Концептуальна модель управління наземно-повітряною мережею manet і fanet класів спеціального призначення. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2024. № 1 (88). С. 203–210. URL: <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2024.1.28> (дата звернення: 05.05.2024).

13. Bieliakov R., Fesenko O. FANET management process simulation at the deployment and operation stage. *Technology audit and production reserves*. 2023. Vol. 5, no. 2(73). P. 40–47. URL: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2023.290033> (date of access: 07.05.2024).
14. Bieliakov R. O., Fesenko O. D. Improved model of intelligent management of node resources of the terrestrial communication network of the MANET class. *Scientific notes of Taurida National V. I. Vernadsky University. Series: Technical Sciences*. 2023. No. 5. P. 93–98. URL: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2023.5/16> (date of access: 05.05.2024).
15. Bieliakov R. O. Development of a routing method for ground-air Ad-Hoc network of special purpose. *Technology audit and production reserves*. 2024. Vol. 2, no. 2(76). P. 44–51. URL: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2024.302394> (date of access: 07.05.2024).
16. Camp T., Boleng J., Davies V. A survey of mobility models for ad hoc network research. *Wireless Communications and Mobile Computing*. 2002. Vol. 2, no. 5. P. 483–502. URL: <https://doi.org/10.1002/wcm.72>.
17. A group mobility model for ad hoc wireless networks / X. Hong et al. *the 2nd ACM international workshop*, Seattle, Washington, United States, 20 August 1999. New York, New York, USA, 1999. URL: <https://doi.org/10.1145/313237.313248>.
18. Yujin Li, Ming Zhao, Wenye Wang. Internode Mobility Correlation for Group Detection and Analysis in VANETs. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2013. Vol. 62, no. 9. P. 4590–4601. URL: <https://doi.org/10.1109/tvt.2013.2264689>.
19. Choffnes D. R., Bustamante F. E. An integrated mobility and traffic model for vehicular wireless networks. *the 2nd ACM international workshop*, Cologne, Germany, 2 September 2005. New York, New York, USA, 2005. URL: <https://doi.org/10.1145/1080754.1080765>.
20. A Smooth-Turn Mobility Model for Airborne Networks / Y. Wan et al. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2013. Vol. 62, no. 7. P. 3359–3370. URL: <https://doi.org/10.1109/tvt.2013.2251686>.
21. Medina A., Matta I., Byers J. On the origin of power laws in Internet topologies. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*. 2000. Vol. 30, no. 2. P. 18–28. URL: <https://doi.org/10.1145/505680.505683>.
22. Towards realistic mobility models for mobile ad hoc networks / A. Jardosh et al. *the 9th annual international conference*, San Diego, CA, USA, 14–19 September 2003. New York, New York, USA, 2003. URL: <https://doi.org/10.1145/938985.939008>.
23. Biao Zhou, Kaixin Xu, Gerla M. Group and swarm mobility models for ad hoc network scenarios using virtual tracks. *IEEE MILCOM 2004. Military Communications Conference*, 2004. Monterey, CA, USA. URL: <https://doi.org/10.1109/milcom.2004.1493283>.
24. Kraaijer J., Killat U. The random waypoint city model. *the 3rd ACM international workshop*, Cologne, Germany, 2 September 2005. New York, New York, USA, 2005. URL: <https://doi.org/10.1145/1080730.1080749>.
25. Stuedi P., Alonso G. Log-normal shadowing meets SINR: A numerical study of Capacity in Wireless Networks. *2007 4th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks*, 18–21 June 2007. 2007. URL: <https://doi.org/10.1109/sahcn.2007.4292867>.
26. Doci A., Xhafa F. WIT: A Wireless Integrated Traffic Model. *Mobile Information Systems*. 2008. Vol. 4, no. 3. P. 219–235. URL: <https://doi.org/10.1155/2008/341498>.
27. Introduction to Probability and Statistics for Engineers and Scientists. Elsevier, 2014. URL: <https://doi.org/10.1016/c2013-0-19397-x>.