

**Сайко В.Г.**

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

**Наритник Т.М.**

Інститут електроніки та зв'язку Української академії наук

**Криволапов Я.В.**

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

**Криволапов Г.Я.**

Київський університет імені Бориса Грінченка

## СПОСІБ РОЗВАНТАЖЕННЯ ТРАФІКУ ДЛЯ ІНТЕГРОВАНОЇ АРХІТЕКТУРИ МЕРЕЖІ НА БАЗІ НИЗЬКООРБІТАЛЬНОЇ СУПУТНИКОВОЇ СИСТЕМИ ЗВ'ЯЗКУ ТА БПЛА

*Концепція Інтернету речей та тактильного Інтернету відіграли ключову роль у формуванні нового вигляду комунікаційних мереж та послуг, що надаються мережею. Перша сприяла появі мереж високої та надвисокої щільності, а друга – мережевої комунікації з ультра малими затримками. Все це разом вимагало інтегрованого використання ресурсів усіх видів мереж та перетворили мережу зв'язку з однорідних на неоднорідні. У зв'язку з цим на етапі формування мереж шостого покоління 6G з'явилася нова концепція розвитку комунікаційних мереж, яка базується на розумінні необхідності інтеграції не лише різних технологій в рамках певних мереж, але й інтеграції комунікаційних мереж в одну мережу. Ця концепція називається інтегрованими мережами Космос – Повітря – Земля – Море SAGSIN (Space-Air-Ground-Sea) [1].*

*Метою даної роботи є дослідження проблем створення мереж на основі спільного використання технологій БПЛА, систем низькоорбітального супутникового зв'язку на основі розподіленого супутника та граничних обчислень для забезпечення вимог до якості обслуговування в мережах зв'язку п'ятого покоління. Для вирішення такої задачі в роботі запропоновано спосіб вивантаження трафіку з наземної мережі на БПЛА, який відрізняється від відомих тим, що вивантаження може бути здійснено як безпосередньо на БПЛА, так і на БПЛА, обладнаний ретранслятором передачі інформації на граничний сервер системи низькоорбітального супутникового зв'язку на основі розподіленого супутника. Застосовано алгоритм вивантаження трафіку для запропонованого способу, заснований на алгоритмі динамічного програмування. Розроблено та реалізовано нейромережевий спосіб проектування затримки при розвантаженні обчислень, на основі використання нейронних мереж, при вивантаженні трафіку з наземної мережі на БПЛА, що має МЕС, і на БПЛА, обладнаний ретранслятором для передачі інформації на граничний сервер системи низькоорбітального супутникового зв'язку на основі розподіленого супутника. В результаті комп'ютерного моделювання показано, що при використанні авторегресійної нейронної мережі з екзогенними входами NARX точність прогнозування мережі складає 88% та 86% відповідно.*

**Ключові слова:** інтегровані мережі БПЛА, системи низькоорбітального супутникового зв'язку з архітектурою розподіленого супутника, мережі зв'язку п'ятого покоління.

**Постановка проблеми.** Розвиток мереж зв'язку нині відбувається у напрямі створення гетерогенних мереж. Починаючи з мереж зв'язку четвертого покоління, стало ясно, що тільки при використанні різноманітних ресурсів різноманітних мережевих технологій можна надати необхідні послуги користувачам мережі з необхідними характеристиками якості обслуговування. У мережах зв'язку п'ятого покоління гетерогенність мережі вже стала однією з основних харак-

теристик, а при подальшому впровадженні мереж зв'язку шостого покоління вже сьогодні з'явилася концепція інтегрованих мереж зв'язку SAGSIN (Space – Air – Ground – Sea Integrated Networks). Поява мереж зв'язку Космос – Повітря – Земля – Море є логічним продовженням розвитку мереж зв'язку всіх останніх поколінь [1].

В останні роки, для втілення даної концепції, безпілотні літальні апарати (БПЛА) стали предметом зростаючого інтересу [2], [3]. Очікується,

що при масовому запуску мереж 5G, БПЛА знайдуть широке застосування. Застосування БПЛА різноманітні, від простого моніторингу довкілля до складних військових систем з високим рівнем безпеки. Розробка мереж та додатків для БПЛА стикається з численними проблемами, основні з яких [4]: планування маршруту або шляху, уникнення зіткнень та керування рухом, фінансові витрати та безпека, передача даних та використання енергії, затримки та сумісність з існуючими системами та мережами зв'язку. Деякі з цих проблем пов'язані з обмеженими можливостями БПЛА, особливо мікро дронів, які потребуються для багатьох завдань.

Програми, які вимагають інтенсивних обчислень, таких як обробка зображень або відео, потребують значних ресурсів обробки та енергії, що може впливати на роботу системи БПЛА в реальному часі та тривалість її роботи, навіть призводити до блокування завдань. Щоб подовжити тривалість служби БПЛА та подолати обмеження батареї, потрібно розумно використовувати енергетичні ресурси. Один із способів підвищення ефективності додатків та зменшення споживання енергії – це перенесення обчислень на інші пристрої у мережі БПЛА, які мають вільні ресурси. Ці пристрої можуть розташовуватися як у повітряному сегменті, так і на землі. Для передачі даних БПЛА є два можливі методи: передача даних з повітря або з землі. БПЛА може передавати свої обчислення найближчим БПЛА з вільними ресурсами для обчислень [5], або передавати обчислення на наземні станції, які підключені до хмарних серверів [6].

Останні технології, які будуть використовуватися в 5G, можуть допомогти в розгортанні мереж БПЛА [7]. Ці технології базуються на мобільних граничних обчисленнях (MEC), програмованій мережевій конфігурації (SDN) та віртуалізації мережеских функцій (NFV). MEC надає можливість проведення хмарних обчислень на межі мережі радіодоступу (RAN) на відстані одного кроку від кінцевого користувача та, таким чином, зменшує затримку обчислень. Розгортання MEC дозволяє БПЛА ефективно передавати свої обчислення на граничні сервери хмар. Сервери MEC обробляють передані обчислення та повертають результати на відповідний БПЛА через відповідне з'єднання. Крім того, через те, що сервери MEC розташовані недалеко від БПЛА, забезпечується більша ефективність у плані затримок для переданих завдань.

Однак до цього часу мало було проведено досліджень спільного використання вказаних

вище технологій для вирішення проблем обслуговування гетерогенного трафіку мереж зв'язку п'ятого покоління. Складність цієї проблеми визначається суттєвою новизною архітектурних та системних рішень при побудові інтегрованих мереж зв'язку, в яких для забезпечення якості обслуговування використовуються різні нові технології, що функціонують ще й у різних середовищах простору. Усе це загалом і визначило мету та завдання даної роботи.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Вдослідженні [8] представлена архітектура мережі для безпілотних літальних апаратів (БПЛА), яка спеціалізується на додатках, пов'язаних з природними катастрофами. Ця платформа передає отримані дані, наприклад, відеоматеріали, на віддалений хмарний модуль. У системі використовується принцип клієнт-сервер, де клієнтська частина розташована на БПЛА, а серверна частина розміщується в віддаленому хмарі. Клієнт відповідає за отримання відеоданих, планування даних за допомогою контекстно-залежного планувальника відео та передачу даних. Сервер отримує передані дані і забезпечує обчислювальні ресурси, необхідні для обробки отриманих даних. Основним обмеженням цієї платформи є затримка, оскільки дані передаються у віддалену хмару, а не в ближчу до БПЛА граничну хмару.

В [9] автори презентували чотири різновиди використання БПЛА, які підтримуються хмарними та граничними обчисленнями. Основна увага в дослідженні приділяється способам взаємодії БПЛА з заземленими пристроями, зокрема з різноманітними обчислювальними пристроями. Автори провели дослідження щодо використання БПЛА зі структурою MEC, спрямованого на зменшення обсягу трафіку. Головним аспектом роботи є використання БПЛА для підтримки великих мереж сенсорів та густонаселених мереж Інтернету речей (IoT). Крім цього, дослідження в [9] зосереджується на структурі для конкретного застосування.

В роботі [10] був розроблений алгоритм, який використовує програмовану мережеву конфігурацію (SDN) для підтримки обчислювальних ресурсів БПЛА, які перебувають над певною географічною областю та підключені до однієї базової станції. Контролер SDN використовує алгоритм, який визначає оптимальний хмарний сервер з наявними ресурсами для обробки завдань, що передаються. У системі присутні різні типи хмарних серверів: граничні, розподілені та віддалені сервери.

**Метою** даної роботи є дослідження проблем створення мереж на основі спільного використання технологій БПЛА, систем низькоорбітального супутникового зв'язку на основі розподіленого супутника та граничних обчислень для забезпечення вимог до якості обслуговування в мережах зв'язку п'ятого покоління. Зазначена мета досягається шляхом вирішення у роботі наступного завдання: розробка способу вивантаження трафіку з наземної мережі на БПЛА за умови, що вивантаження може бути здійснено як безпосередньо на БПЛА, так і на БПЛА, обладнаний ретранслятором для передачі інформації на граничний сервер системи низькоорбітального супутникового зв'язку на основі розподіленого супутника [11–14].

**Виклад основного матеріалу дослідження.**

**Системна модель розвантаження обчислень**

Запропонована системна модель включає набір вузлів IoT (наземні сенсори), які розподілені для прикладу на розумній фермі і генерують дані, необхідні для обробки. Крім того, системна модель включає дві групи БПЛА, одна з яких обладнана сервером граничних обчислень, а інша ретранслятором. Крім того, віддалений кореневий супутник системи низькоорбітального супутникового зв'язку на основі розподіленого супутника (НОССРС) також має граничний сервер, як показано на рис. 1.

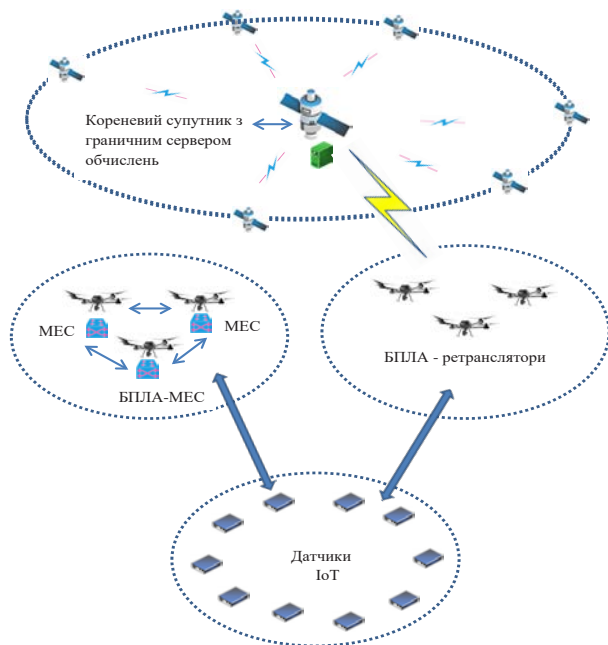


Рис. 1. Системна модель інтегрованої мережі

Дані будуть оброблятися за допомогою граничного обчислювального сервера UAV-MEC, що літає, або віддалено – на центральному граничному сервері кореневого супутника НОССРС.

Перший сценарій – це літаюча мобільна гранична обчислювальна система, як МЕС при цьому використовується БПЛА, куди дані будуть вивантажуватися від вузлів IoT (на найближчий БПЛА-МЕС), який оснащений обчислювальними ресурсами. При цьому він має можливість зберігання, обробки та аналізу даних.

Другий сценарій являє собою віддалену обчислювальну систему, де БПЛА як ретранслятор використовується для передачі даних від вузлів IoT на центральний граничний сервер кореневого супутника безпроводовим каналом, як це показано на рис. 1.

Вузли IoT у цьому випадку генерують  $N$  незалежних завдань обчислень, які необхідно обробити. Для виконання цих завдань дані будуть вивантажені та оброблені або на БПЛА-МЕС, коли рішення про розвантаження двійкових обчислень  $\beta_i$  дорівнює «1», або віддалено на центральний граничний сервер кореневого супутника шляхом передачі завдань через БПЛА-ретранслятор, коли рішення про розвантаження бінарних обчислень  $\beta_i$  дорівнює «0»:

$$\beta_i = \begin{cases} 1 & \text{на UAV - МЕС} \\ 0 & \text{на граничному сервері НОССРС} \end{cases} \quad (1)$$

**Математична модель**

Модель розвантаження обчислень має наступні особливості. Вузли IoT (наземні датчики) мають  $N$  незалежних обчислювальних завдань, що вимагають виконання. Кортж  $\{Q_i, W_i, R_i\}$  представляє завдання, необхідне кожній обчислювальній задачі  $i$ , де  $Q_i$  – розмір даних, які необхідні для передачі,  $W_i$  – загальна кількість циклів ЦП,  $R_i$  – крайній термін, необхідний для вирішення завдання  $i$ , який потрібно виконати.

**Обчислення на БПЛА.** У разі обчислень на БПЛА, коли обчислювальна задача  $i$  вивантажується та обробляється в UAV-MEC, вузли IoT (наземні датчики) шукають БПЛА-МЕС, щоб перевірити наявність ресурсів для виконання завдання чи ні. Затримка передачі обчислювальної задачі  $i$  від вузла IoT (наземні датчики) до БПЛА-МЕС може бути виражена як:

$$T_1 = \frac{Q_i}{V_{i1}}, \quad (2)$$

де  $V_{i1}$  – максимальна швидкість висхідної лінії, а тривалість обробки обчислень для задачі  $i$  на UAV-MEC може бути знайдена з наступного виразу:

$$T_2 = \frac{W_i}{Y_i}, \quad (3)$$

де  $Y_i$  – обчислювальні можливості UAV-MEC. Загальна тривалість обробки на UAV-MEC визначається як:

$$T_z = T_1 + T_2. \quad (4)$$

Граничні хмарні обчислення на віддаленому сервері НОССРС. У разі граничних обчислень на віддаленому сервері НОССРС, коли обчислювальна задача  $i$  вузлів IoT буде передаватися на граничний сервер кореневого супутника НОССРС через БПЛА-ретранслятор та буде оброблятися, затримку передачі від БПЛА-ретранслятора на граничний сервер НОССРС обчислювального завдання  $i$  вузла IoT можна виразити як:

$$T_3 = \frac{Q_i}{V_{i2}}, \quad (5)$$

де  $V_{i2}$  – максимальна швидкість висхідної лінії від БПЛА до граничного сервера кореневого супутника НОССРС.

Затримка передачі обчислювальної задачі від вузла IoT до граничного сервера НОССРС може бути виражена як:

$$T_4 = \frac{W_i}{Y_o}, \quad (6)$$

де  $Y_o$  – обчислювальні можливості граничного хмарного сервера НОССРС. Нарешті, загальна тривалість передачі інформації для граничного сервера НОССРС та тривалості обробки складе на основі підсумовування (2), (5) та (6):

$$T_{z1} = T_1 + T_3 + T_4, \quad (7)$$

Загальну тривалість з урахуванням використання літаючого сегмента можна визначити так:

$$T_{z2} = \beta_i T_2 + (1 - \beta_i) T_{z1} \quad (8)$$

Проблема розвантаження обчислень формулюється у вигляді наступного завдання оптимізації з обмеженнями:

$$\min \sum_{i=1}^N T_{z2} \quad (9)$$

$$T_{z2} \leq T_{const} \quad O_1$$

$$\beta_i \in \{0,1\} \quad O_2$$

Метою цього дослідження є мінімізація виваженої суми затримок шляхом оптимального розподілу вивантаження завдань. Обмеження  $O_1$  є верхні межі за витратами часу. Обмеження  $O_2$  є гарантією того, що ухвалені рішення про розвантаження є бінарними значеннями.

#### Алгоритм розвантаження

Алгоритм вивантаження для літаючих обчислень у цій роботі заснований на основі алгоритму динамічного програмування, що використовує відстань Хеммінга, як критерій для завершення своєї роботи [15]. Алгоритм забезпечує інклюзивний процес пошуку рішень оптимального розвантаження для літального обчислювального

комплексу. Моделювання було зроблено з використанням пакету програм Matlab. Вихідні дані для моделювання наведені у таблиці 1.

Таблиця 1

#### Параметри моделювання

Параметри	Значення
Число задач $N$	20
Об'єм даних $Q_i$	10-40 MB
СРУ цикли $W_i$	2000 Cycle/s
Тривалість $T_{const}$	0,004 s
Швидкість передачі даних $V_{i1}, V_{i2}$	2-10 Mbps
Частота процесора UAV-МЕС $V_i$	400 MHz
Частота процесора сервера граничних обчислень ( $V_0$ )	5 GHz

#### Прогнозування затримки при розвантаженні обчислень із використанням нейронної мережі

Моделювання затримки при розвантаженні обчислень проводилося з використанням пакету моделювання Matlab R2020a із застосуванням нейронної мережі NARX. Точність прогнозування оцінювалася з використанням трьох алгоритмів навчання нейронної мережі: Levenberg Marquardt, Bayesian Regularization, Scaled Conjugate Gradient, з точки зору використання, а корінь із середньоквадратичної помилки (RMSE) та середня абсолютна помилка у відсотках (MAPE) як міра точності прогнозування. Набори даних були згенеровані моделями при проведенні досліджень за допомогою пакету програм Matlab. Після збору та підготовки набору даних вони були поділений на 70% для навчання, 15% для тестування та 15% для валідації відповідно. Як показали результати моделювання алгоритм навчання нейронної мережі Левенберга-Марквардта із зворотним розповсюдженням має кращу точність прогнозування і з RMSE, і з MAPE як при прогнозуванні.

Для вирішення задачі дослідження була використана нелінійна авторегресійна нейронна мережа з екзогенними входами, де прогноз робиться виходячи з попередніх значень прогнозованої змінної та екзогенних вхідних сигналів. Побудована мережа має один прихований шар із  $N$  нейронами та один вихідний шар із одним нейроном. Прогнозується затримка при розвантаженні обчислень на один крок вперед із використанням попередніх даних значень розміру даних, необхідні передачі, час обробки блоку даних, необхідні передачі, інтенсивність формування затримок при розвантаженні обчислень. Як алгоритм навчання використовується сучасний метод нелінійної оптимізації: алгоритм Левенберга-Маркара.



Варіант 1: при вивантаженні трафіку з наземної мережі на БПЛА, що має МЕС. Входи мережі: X0 – затримка при розвантаженні обчислень; X1 – розмір даних, необхідні передачі; X2 – швидкість передачі даних; X3 – обчислювальні можливості; Вихід мережі: Y – прогнозована затримка при розвантаженні обчислень. Збудована мережа зображена на рис. 2.

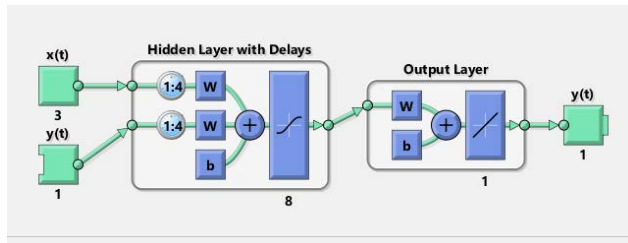


Рис. 2. Нелінійна авторегресійна нейронна мережа з екзогенними входами NARX: Hidden – прихований шар; Output – вихідний шар; 8 – кількість нейронів у шарі

Гістограма помилок виходу мережі показано на рис. 3.

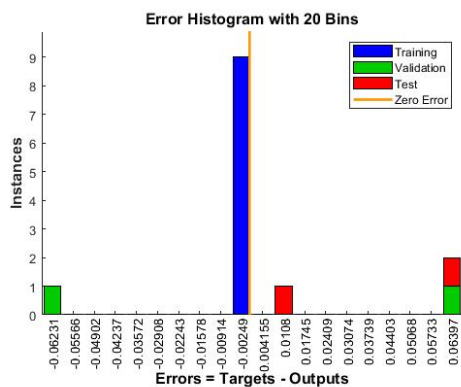


Рис. 3. Гістограма помилок виходу нелінійної авторегресійної мережі з екзогенними входами NARX

Графік результату прогнозу показано на рис. 4.

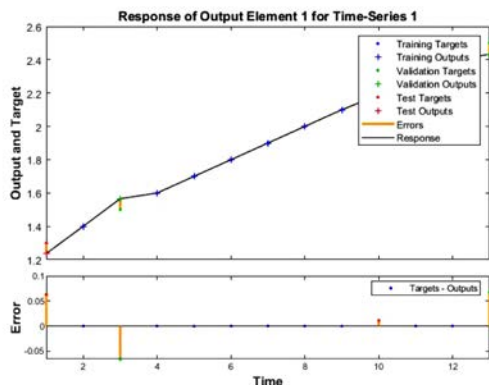


Рис. 4. Графік результату прогнозу нелінійної авторегресійної мережі з екзогенними входами NARX Точність прогнозування мережі становить приблизно 88 %

Варіант 2: при вивантаженні трафіку з наземної мережі на БПЛА, обладнаний ретранслятором для передачі інформації на граничний сервер системи низькоорбітального супутникового зв'язку на основі розподіленого супутника. Входи мережі: X0 – затримка при розвантаженні обчислень; X1 – розмір даних, необхідні передачі; X2 – швидкість передачі даних; Вихід мережі: Y – прогнозована затримка при розвантаженні обчислень. Збудована мережа зображена на рис. 5.

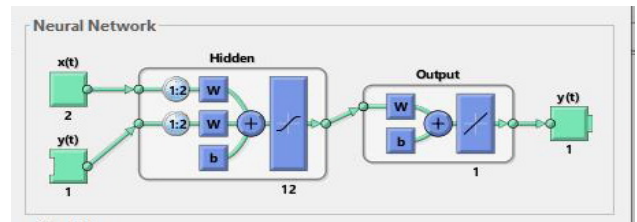


Рис. 5. Нелінійна авторегресійна нейронна мережа з екзогенними входами NARX: Hidden – прихований шар; Output – вихідний шар; 12 – кількість нейронів у шарі

Гістограма помилок виходу мережі показано на рис. 6.

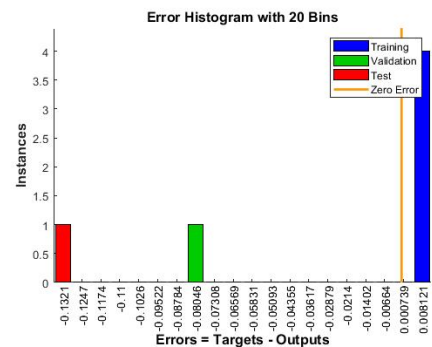


Рис. 6. Гістограма помилок виходу нелінійної авторегресійної мережі з екзогенними входами NARX

Графік результату прогнозу показано на рис. 7.

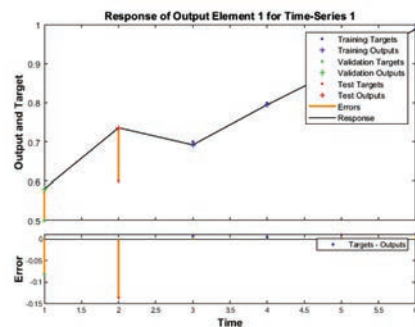


Рис. 7. Графік результату прогнозу нелінійної авторегресійної мережі з екзогенними входами NARX Точність прогнозування мережі становить приблизно 86 %

**Висновки:**

1. Запропоновано спосіб вивантаження трафіку з наземної мережі на БПЛА, який відрізняється від відомих тим, що вивантаження може бути здійснено як безпосередньо на БПЛА, так і на БПЛА, обладнаний ретранслятором передачі інформації на граничний сервер системи низькоорбітального супутникового зв'язку на основі розподіленого супутника. Застосовано алгоритм вивантаження трафіку для запропонованого способу, заснований на алгоритмі динамічного про-

грамування, що використовує відстань Хеммінга як критерій для завершення своєї роботи.

2. Розроблено та реалізовано нейромережевий спосіб проектування затримки при розвантаженні обчислень, на основі використання нейронних мереж, при вивантаженні трафіку з наземної мережі на БПЛА, що має МЕС, і на БПЛА, обладнаний ретранслятором для передачі інформації на граничний сервер системи низькоорбітального супутникового зв'язку на основі розподіленого супутника.

**Список літератури:**

1. Cui. Y. and all. Space-Air-Ground-Integrated Network (SAGIN) for 6G Requirements, Architectures and Challenges. *China Telecommunications*. 2022. v.19. issue 2. pp.90-108.
2. Сайко В.Г., Одарченко Р.С., Абакумова А.О., Наритник Т.М., Наконечний В.С., Домрачев В.М., Толопа С.В., Заблоцький В.Ю., Баховський П.Ф. Мережі мобільного зв'язку нового покоління 4G/5G/6G: монографія. Київ: ТОВ «Про формат», 2021. 200 с.
3. Sliwa, M. Patchou, C. Wietfeld. Lightweight simulation of hybrid aerial- and ground-based vehicular communication networks. *IEEE 90th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Fall)*. 2019. pp.1 – 7.
4. H. Shakhatreh et al. Unmanned aerial vehicles: A survey on civil applications and key research challenges. 2018. URL: [arxiv.org/abs/1805.00881](https://arxiv.org/abs/1805.00881) (Дата звернення 26.06.2023).
5. E. Ahmed et al. Bringing computation closer toward the user network: Is edge computing the solution?. *IEEE Commun. Mag.* 2017. Nov. vol. 55. № 11. P. 138 – 144.
6. W. Khawaja, I. Guvenc, D. Matolak, U.C. Fiebig, N. Schneckenberger. A survey of air-to-ground propagation channel modeling for unmanned aerial vehicles. 2018. URL: <https://arxiv.org/abs/1801.01656> (Дата звернення 26.06.2023).
7. R. Valentino, W.S. Jung, Y.B. Ko. Opportunistic computational offloading system for clusters of drones. *Proc. 20th Int. Conf. Adv. Commun. Technol.* 2018. Feb. P. 303 – 306.
8. C. Luo, J. Nightingale, E. Asemota, C. Grecos. A UAV-cloud system for disaster sensing applications. *Proc. IEEE 81st Veh. Technol. Conf. (VTC Spring)*. 2015. May. P. 1 – 5.
9. Z. Zhou, J. Feng, L. Tan, Y. He, and J. Gong. An air-ground integration approach for mobile edge computing in IoT. *IEEE Commun. Mag.* 2018. Aug. vol. 56. № 8. P. 40 – 47.
10. R.M. Shukla, S. Sengupta, A. N. Patra. Software-defined network based resource allocation in distributed servers for unmanned aerial vehicles. *Proc. IEEE 8th Annu. Comput. Commun. Workshop Conf. (CCWC)*. 2018. Jan. P. 796 – 802.
11. Патент України на корисну модель 142478 Україна. Система низькоорбітального супутникового зв'язку із міжсупутниковими каналами зв'язку терагерцового діапазону. МПК 2019.01 Н 04 В 7/185. № u201911325; заявл. 21.11.2019; опубл. 10.06.2020, Бюл. № 11.
12. Saiko, V., Nakonechnyi, V., Narytnyk, T., Brailovskyi, M., Lukova-Chuiko, N. Terahertz Range Interconnecting Line for LEO-System. *Proceedings – 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering, TCSET 2020*. Lviv, 2020. pp. 425–429.
13. Сайко В.Г., Наритник Т.М. Модель забезпечення функціонування інтегрованої інфраструктури на базі літаючої мережі БПЛА. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І. Вернадського. серія: технічні науки*. 2023. том 34 (73). № 4. С.5-11.
14. Saiko, V., Nakonechnyi, V., Narytnyk, T., Brailovskyi, M., Toliupa, S. Increasing Noise Immunity between LEO Satellite Radio Channels -- *Proceedings – 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering, TCSET 2020*. Lviv, 2020, pp.. 442–446
15. Shahzad H., Szymanski T.H. A dynamic programming offloading algorithm for mobile cloud computing. *Proceedings of the Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, CCECE*. Vancouver, Canada. 2016. 15–18 May IEEE. DOI:10.1109/CCECE.2016.7726790

**Saiko V.G., Narytnyk T.M., Kryvolapov Ya.V., Kryvolapov H.Ya. TRAFFIC OFFLOADING METHOD FOR INTEGRATED NETWORK ARCHITECTURE BASED ON LOW-ORBIT SATELLITE COMMUNICATION SYSTEM AND UAV**

*The concept of the Internet of Things (IoT) and the Tactile Internet have played a key role in shaping the new landscape of communication networks and services provided by these networks. The former contributed to the emergence of high and ultra-high-density networks, while the latter focused on network communication with ultra-low latency. Together, these developments required the integrated use of resources from various network types and transformed the communication network from homogeneous to heterogeneous.*

Consequently, during the development of 6G networks, a new concept for communication network evolution emerged, based on the understanding of the need for integration not only of different technologies within specific networks but also the integration of communication networks into a unified network. This concept is known as Space-Air-Ground-Earth Integrated Networks (SAGSIN) [1]. The goal of this work is to investigate the challenges of creating networks based on shared technologies of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs), low-orbit satellite communication systems using distributed satellites, and edge computing to meet the quality of service requirements in fifth-generation communication networks. To address this challenge, this paper proposes a traffic offloading method from the terrestrial network to UAVs. What sets this method apart from known approaches is that the offloading can be done either directly to the UAVs or to UAVs equipped with a relay for transmitting information to the edge server of the low-orbit satellite communication system based on distributed satellites. An offloading traffic algorithm for the proposed method is employed, based on dynamic programming. Furthermore, a neural network-based approach is designed and implemented to project delay when offloading computations from the terrestrial network to UAVs with Mobile Edge Servers (MES) and UAVs equipped with a relay for transmitting information to the edge server of the low-orbit satellite communication system based on distributed satellites. Through computer simulations, it is demonstrated that the use of the Nonlinear AutoRegressive with eXogenous inputs (NARX) neural network results in a prediction accuracy of 88% and 86%, respectively.

**Key words:** Integrated UAV networks, low-orbit satellite communication systems with distributed satellite architecture, fifth-generation communication networks.