

УДК 502.51:504.5

Vasyl Trysnyuk, Doctor of Technical Sciences, professor
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-9920-4879> **e-mail:** trysnyuk@ukr.net

Volodymyr Ehorov, postgraduate
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-1738-1375> **e-mail:** volodymyregorov@ukr.net

Institute of Telecommunications and Global Information Space of NAS of Ukraine, Kyiv, Ukraine

MATHEMATICAL MODEL OF THE DISTRIBUTION OF RADIO MONITORING RESOURCES FOR OBSERVATION OF SATELLITE COMMUNICATION CHANNELS USING NEURAL NETWORKS

Abstract. *The work is devoted to solving a scientific and practical problem, which consists in developing a mathematical model for distributing radio monitoring equipment for observing satellite communication channels using neural networks. To increase the efficiency of resource allocation, it is proposed to use advanced artificial intelligence algorithms, in particular deep neural networks (DNN), reinforcement learning (RL) and graph neural networks (GNN). The use of such methods allows to significantly increase the adaptability of the system, increase the accuracy of analysis and ensure optimization of resource allocation. Mathematical models and innovative methods for controlling radio monitoring equipment that take into account variable parameters of satellite channels have been improved, adaptive resource allocation algorithms are used. To determine the time characteristics, most of which are for processing by a convolutional neural network, not only static node parameters, such as signal power or frequency, but also dynamic indicators that change in time are taken into account. To analyze and optimize resource allocation in satellite communication channels and radio monitoring facilities, we use a convolutional neural network (CNN) in combination with graph neural networks (GNN), the following structure of which can be effectively represented in the form of a graph. This allows obtaining spatial-temporal dependencies and increasing the accuracy of modeling. It has been proven that to determine the time characteristics processed by a convolutional neural network (CNN), not only static node parameters, such as signal power or frequency, but also dynamic changes in these parameters over time are taken into account. This allows for adaptive analysis of changing operating conditions of satellite communication channels and radio monitoring facilities, which ensures the accuracy of modeling and forecasting of signals. The use of neural networks improves the analysis of satellite communication channels, increasing the level of informativeness and speed of data processing during radio monitoring.*

Keywords: *information technology, mathematical model, time characteristics, neural networks, modeling accuracy, control system, control algorithms, satellite communication channels.*

В.М. Триснюк, В.О. Єгоров

Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору НАН України,
м. Київ, Україна

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ РОЗПОДІЛУ ЗАСОБІВ РАДІОМОНІТОРИНГУ НА СПОСТЕРЕЖЕННЯ СУПУТНИКОВИХ КАНАЛІВ ЗВ'ЯЗКУ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

***Анотація.** Роботу присвячено розв'язанню науково-практичного завдання, що полягає в розробці математичної моделі розподілу засобів радіомоніторингу на спостереження супутникових каналів зв'язку із використанням нейронних мереж. Для підвищення ефективності розподілу ресурсів пропонується застосування передових алгоритмів штучного інтелекту, зокрема глибоких нейронних мереж (Deep Neural Networks, DNN), навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL) та графічних нейронних мереж (Graph Neural Networks, GNN). Використання таких методів дозволяє суттєво підвищити адаптивність системи, точність аналізу та забезпечити оптимізацію розподілу ресурсів.*

Вдосконалено математичні моделі та інноваційні методи управління засобами радіомоніторингу, що враховують змінні параметри супутникових каналів, застосовують адаптивні алгоритми розподілу ресурсів. Для визначення часових характеристик, більшість для обробки згортковою нейромережею, враховуються не лише статичні параметри вузлів, такі як потужність сигналу чи частоти, але й динамічні показники, що змінюються у часі. Для аналізу та оптимізації розподілу ресурсів у супутникових каналах зв'язку та засобів радіомоніторингу використовуємо згорткову нейронну мережу (CNN) у поєднанні з графовими нейронними мережами (GNN), наступна їх структура може бути ефективно представлена у вигляді графа. Це дозволяє отримати просторово-часові залежності та підвищити точність моделювання, а також адаптивно аналізувати змінні умови роботи супутникових каналів зв'язку та засобів радіомоніторингу, що забезпечує точність моделювання та прогнозування сигналів. Застосування нейронних мереж покращує аналіз супутникових каналів зв'язку, підвищуючи рівень інформативності та швидкість обробки даних під час радіомоніторингу.

***Ключові слова:** інформаційні технології, математична модель, часові характеристики, нейронні мережі, точність моделювання, система керування, алгоритми керування, супутникові канали зв'язку.*

<https://doi.org/10.32347/2411-4049.2025.1.132-138>

Вступ

Удосконалення процесу розподілу засобів радіомоніторингу на спостереження супутникових каналів є актуальним завданням, яке потребує врахування невизначеності та динамічних змін у середовищі. Традиційні методи, такі як динамічне програмування, методи евристичної оптимізації та нечітка логіка, мають обмеження, особливо у випадках, коли параметри каналів змінюються у реальному часі.

Для підвищення ефективності розподілу пропонується використання методів штучного інтелекту, зокрема глибоких нейронних мереж (Deep Neural Networks, DNN), навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL) та графових нейронних мереж (Graph Neural Networks, GNN). Такі методи

дозволяють значно покращити адаптивність системи, підвищити точність аналізу та забезпечити ефективний розподіл ресурсів в умовах змінної радіоелектронної обстановки.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні методи розподілу засобів радіомоніторингу для перехоплення та аналізу супутникових каналів зв'язку мають низку суттєвих недоліків, що знижують ефективність збору та аналізу інформації. З огляду на зростаюче використання адаптивних технологій у супутникових системах зв'язку, а також ускладнення методів маскування та шифрування сигналів, традиційні підходи до радіомоніторингу не забезпечують достатньої оперативності, гнучкості та точності. Тому існує необхідність розробки нових підходів до розподілу засобів радіомоніторингу, які враховуватимуть динамічні характеристики супутникових каналів, використовуватимуть адаптивні алгоритми розподілу ресурсів та інтегруватимуть методи машинного навчання для підвищення ефективності аналізу та розпізнавання сигналів.

В Україні основними науковцями в області космічних досліджень ґрунтів являються: В.І. Лялько – спектральні характеристики рослинного покриву [1, 2]; М.О. Попов – прогнозування врожайності зернових культур за багатоспектральними даними ДЗЗ [3], О.М. Трофимчук, Г.Я. Красовський, Л.Д. Греков – космічний моніторинг забруднення земель [4, 5]; Р.М. Панас – космічний моніторинг деградації ґрунтів [6].

У сфері розробки математичних моделей для розповсюдження засобів радіомоніторингу супутникових каналів зв'язку із застосуванням нейронних мереж в Україні працюють такі науковці: О.В. Мартиненко, В.Г. Бондаренко, С.А. Ігнатенко, Ю.В. Пастернак. Міжнародні науковці: Zoltán Paláncz – угорський вчений, Nicolas Vernier – французький дослідник, Wolfgang Gerhardt – дослідник з Німеччини, Zhang Weilong – китайський експерт у сфері штучного інтелекту та оптимізації розподілу ресурсів, Nicolas Vernier – французький дослідник. У своїх роботах вони досліджували методи керування антенними системами, які можуть бути застосовані в радіомоніторингу супутникових каналів зв'язку.

Метою цієї роботи є вдосконалення математичної моделі розподілу засобів радіомоніторингу на спостереження супутникових каналів зв'язку із використанням нейронних мереж.

Для досягнення цієї мети необхідно виконати таке завдання:

- проаналізувати сучасні канали радіомоніторингу на спостереження супутникового зв'язку із використанням нейронних мереж;
- дослідити математичні моделі для оцінювання показників важливості каналів передачі даних систем супутникового зв'язку.

Об'єктом дослідження є процес інформаційних технологій для оцінювання супутникового зв'язку із використанням нейронних мереж.

Виклад основного матеріалу дослідження

Розглянемо задачу розподілу засобів радіомоніторингу як багатокроковий процес прийняття рішень. Нехай стан системи на кроці t визначається як S_t , а дія, що виконується, – як A_t . Нехай функція важливості або винагороди R_t визначає ефективність вибору конкретного рішення. Тоді задача оптимізації формалізується рівнянням Беллмана:

$$V(S_t) = \max_{A_t} [R(S_t, A_t) + \gamma V(S_{t+1})],$$

де:

- $V(S_t)$ – оптимальна функція важливості;
- γ – коефіцієнт дисконтування, що визначає вагу майбутніх винагород.

Для наближеного розв'язання цього рівняння використовується глибоке навчання з підкріпленням (Deep Q-Learning), що оновлює значення функції Q -цінностей за правилом:

$$Q(S_t, A_t) = R_t + \gamma \max_A Q(S_{t+1}, A).$$

Це дозволяє ефективно адаптувати розподіл засобів до динамічних умов обстановки.

Далі застосуємо згорткову нейронну мережу (CNN) в поєднанні з графовими нейронними мережами (GNN), оскільки структура супутникових каналів і засобів радіомоніторингу може бути представлена у вигляді графа.

Система радіомоніторингу та супутникові канали формують граф $G = (V, E)$, де:

- $V = \{v_i\}$ – множина вузлів (засоби радіомоніторингу, супутникові канали);
- $E = \{e_{ij}\}$ – множина зв'язків між вузлами (можливість спостереження каналу засобом радіомоніторингу);
- $X = \{x_i\}$ – набір вхідних ознак кожного вузла (частота, пропускна здатність, рівень сигналу тощо).

Сформуємо вхідні тензори для нейромережі. У представленні даних для графової нейромережі використовується матриця суміжності A , яка має розмір $|V| \times |V|$, де кожен елемент A_{ij} вказує на зв'язок між вузлом i вузлом j :

- $A_{ij} = 1$, якщо існує з'єднання між i та j .
- $A_{ij} = 0$, якщо зв'язку немає.

Ця матриця допомагає мережі визначати взаємозв'язки між різними засобами радіомоніторингу та супутниковими каналами.

Для покращення аналізу графової структури застосовується спектральна декомпозиція:

$$A = U\Lambda U^T,$$

де:

- U – матриця власних векторів;
- Λ – діагональна матриця власних значень.

Що стосується сигнальних характеристик (вхідний тензор X) кожен вузол у графі має набір характеристик, що описують його стан. Вхідний тензор X має розмірність:

$$X \in R^{|V|*F},$$

де:

- $|V|$ – кількість вузлів;
- F – кількість характеристик кожного вузла (частота передачі даних, потужність сигналу, ширина каналу, співвідношення сигнал/шум, ідентифікатор каналу).

Для формування часових характеристик для обробки згортковою неймережею враховуються не тільки статичні характеристики вузлів (наприклад, потужність сигналу або частота), але й динамічні параметри, що змінюються у часі. Для цього вводиться часовий тензор X_t , що має розмір:

$$X_t \in R^{|V|*C*T},$$

де:

- C – кількість каналів або сенсорних вимірювань (наприклад, рівень сигналу у різних частотних діапазонах);
- T – кількість часових моментів (дані про стан каналу).

Наступним етапом отримані графові та часові характеристики проходять обробку двома незалежними неймережами: Graph Convolutional Network, яка обробляє графові структури та знаходить оптимальні взаємозв'язки між вузлами, та Convolutional Neural Network, що аналізує часові ряди для визначення закономірностей у зміні сигналу (рис. 1).

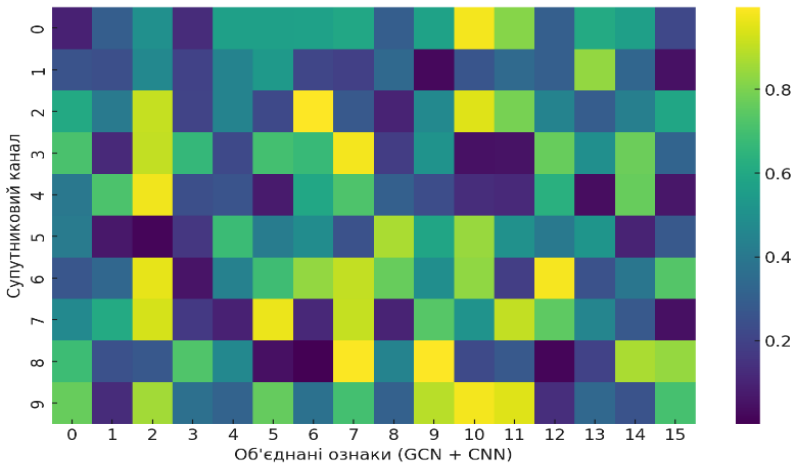


Рис. 1. Результат аналізу перехоплення супутникових каналів зв'язку після обробки неймережами Graph Convolutional Network та Convolutional Neural Network

На графіку вісь “супутниковий канал” відображає індекси супутникових каналів (від 0 до 9), для яких було виконано аналіз. Вісь “об'єднані ознаки” відображає об'єднані ознаки, отримані після обробки даних GCN та CNN (від 0 до 15). Ці ознаки є результатом інтеграції графових і часових характеристик сигналу, причому:

- жовтий колір: відображає високі значення ознак (близькі до 0.8–1.0), що можуть вказувати на сильні взаємозв'язки або важливість певного супутникового каналу для конкретної ознаки;
- фіолетовий колір: відображає низькі значення ознак (близькі до 0.0–0.2), які є менш важливі;
- зелений і синій – це середні значення ознак між максимальними та мінімальними границями.

Таким чином, результати показують, як супутникові канали співвідносяться з певними об'єднаними ознаками, де кольорові зміни дозволяють визначити, які канали мають найвищу активність або важливість у відповідності до конкретної ознаки.

Висновки

Розроблено та обґрунтовано математичну модель розподілу засобів радіомоніторингу для спостереження супутникових каналів зв'язку із використанням сучасних методів штучного інтелекту, таких як Graph Convolutional Network та Convolutional Neural Network. Запропонований підхід передбачає інтеграцію графових та часових характеристик сигналів, що дозволяє ефективно аналізувати складні взаємозв'язки між елементами системи супутникового зв'язку, враховуючи як статичні, так і динамічні параметри сигналів. GCN забезпечує глибокий аналіз графових структур, виявляючи оптимальні зв'язки між вузлами мережі, тоді як CNN використовується для визначення закономірностей у часових рядах. Результати моделі підтверджують її ефективність у реальних умовах, демонструючи високу адаптивність до динамічних змін у характеристиках сигналів, здатність виявляти аномалії та підвищувати точність ідентифікації важливих ознак. Представлений підхід дозволяє автоматизувати процес розподілу ресурсів радіомоніторингу та оптимізувати їх використання, що особливо актуально в умовах змінної радіоелектронної обстановки. Використання нейронних мереж підвищує ефективність аналізу супутникових каналів зв'язку, забезпечуючи підвищення рівня інформативності та оперативності при веденні радіомоніторингу.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Kipf, T.N., & Welling, M. (2017). Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks. International Conference on Learning Representations (ICLR).
2. Wang, X., Yu, H., & Gu, X. (2020). Graph Convolutional Neural Network-Based Signal Classification for Satellite Communication Systems. IEEE Access, 8, 177477-177486.
3. Zhang, X., Li, Z., & Jin, L. (2019). Deep Learning for Satellite Communications: Benefits and Challenges. IEEE Communications Magazine, 57(9), 70-75.
4. Velickovic, P., Cucurull, G., Casanova, A., Romero, A., Lio, P., & Bengio, Y. (2018). Graph Attention Networks. International Conference on Learning Representations (ICLR).
5. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.
6. Chen, Z., Zhang, Z., & Liu, J. (2022). Time-Series Analysis of Satellite Data Using Convolutional Neural Networks. Neural Computing and Applications, 34(7), 5907-5917.
7. Бойчук, О.Є., Сліпченко, В.О., Гнатенко, І.А. (2021). Використання методів штучного інтелекту для аналізу сигналів супутникових систем зв'язку. Науковий вісник НТУУ «КПІ», 3(15), 45–53.
8. Трофимчук О.М., Адаменко О.М., Триснюк В.М. (2021). Геоінформаційні технології захисту довкілля природно-заповідного фонду. Івано-Франківськ: Супрун В.П., 343 с. ISBN 978-617-7468-53-9.
9. Петренко, В.І., Тарасенко, Л.М., Руденко, А.О. (2019). Моделі аналізу та класифікації супутникових каналів зв'язку в умовах завад. Наукові записки НАН України, 5(27), 72–80.
10. Байрачний, О.В., Сидоренко, П.О. (2022). Застосування нейромереж для обробки часових рядів у системах радіомоніторингу. Системи управління, навігації та зв'язку, 3(67), 89–97.

Стаття надійшла до редакції 23.12.2024 і прийнята до друку після рецензування 04.03.2025

REFERENCES

1. Kipf, T.N., & Welling, M. (2017). Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks. International Conference on Learning Representations (ICLR).
2. Wang, X., Yu, H., & Gu, X. (2020). Graph Convolutional Neural Network-Based Signal Classification for Satellite Communication Systems. *IEEE Access*, 8, 177477-177486.
3. Zhang, X., Li, Z., & Jin, L. (2019). Deep Learning for Satellite Communications: Benefits and Challenges. *IEEE Communications Magazine*, 57(9), 70-75.
4. Velickovic, P., Cucurull, G., Casanova, A., Romero, A., Lio, P., & Bengio, Y. (2018). Graph Attention Networks. International Conference on Learning Representations (ICLR).
5. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.
6. Chen, Z., Zhang, Z., & Liu, J. (2022). Time-Series Analysis of Satellite Data Using Convolutional Neural Networks. *Neural Computing and Applications*, 34(7), 5907-5917.
7. Boychuk, O.Ye., Slipchenko, V., & Hnatenko, I.A. (2021). Using artificial intelligence methods to analyze signals of satellite communication systems. *Scientific Bulletin of NTUU "KPI"*, 3(15), 45–53 [in Ukrainian].
8. Trofymchuk, O.M., Adamenko, O.M., & Trysnyuk, V.M. (2021). Geoinformation technologies for environmental protection of the nature reserve fund. Ivano-Frankivsk: Suprun V.P. ISBN 978-617-7468-53-9 [in Ukrainian].
9. Petrenko, V.I., Tarasenko, L.M., & Rudenko, A.O. (2019). Models for analysis and classification of satellite communication channels under interference conditions. *Scientific Notes of the NAS of Ukraine*, 5(27), 72–80 [in Ukrainian].
10. Bayrachny, O.V., & Sydorenko, P.O. (2022). Application of neural networks for time series processing in radio monitoring systems. *Control, navigation and communication systems*, 3(67), 89–97 [in Ukrainian].

The article was received 23.12.2024 and was accepted after revision 04.03.2025

Триснюк Василь Миколайович

доктор технічних наук, професор, завідувач відділу досліджень навколишнього середовища Інституту телекомунікацій і глобального інформаційного простору Національної академії наук України

Адреса робоча: Україна, м. Київ, вул. Чоколівський бульвар, 13

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-9920-4879> **e-mail:** trysnyuk@ukr.net

Сгоров Володимир Олександрович

аспірант Інституту телекомунікацій і глобального інформаційного простору Національної академії наук України

Адреса робоча: Україна, м. Київ, Чоколівський бульвар, 13

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-1738-1375> **e-mail:** volodymyregorov@ukr.net