

**ТЕЗИ СТЕНДОВИХ ДОПОВІДЕЙ ТА ВИСТУПІВ
УЧАСНИКІВ КОНФЕРЕНЦІЇ**

**HIGHLIGHTS OF REPORTS AND PRESENTATIONS OF
PARTICIPANTS TO THE CONFERENCE**

varying length. This decomposition allows for targeted manipulation of correlation peaks while preserving ensemble diversity.

2. Randomized search of configurations, which generates candidate permutations of intervals to cover a broad solution space and prevent stagnation in suboptimal local minima.

3. Local nonlinear optimization, applied in two phases:

3.1 Gradient descent is first employed to reduce major correlation peaks by iteratively adjusting segment boundaries, using the derivative of the correlation error as the guiding function.

3.2 The Levenberg–Marquardt algorithm is then used for fine-tuning. It leverages both gradient and curvature information, enabling rapid convergence near the optimum and stabilizing performance under noisy or ill-conditioned conditions.

4. Adaptive evaluation of ensemble properties is performed by analyzing metrics such as maximum cross-correlation, side-lobe maxima, crest factor, and effective bandwidth. Constraints of orthogonality and ensemble size are applied at each iteration to ensure practical applicability.

5. Sequence-specific adaptation, where the algorithm parameters are tuned according to the inherent properties of sequence families (M-sequences, Kasami, Gold, exponential, Fibonacci). Each type exhibits distinct autocorrelation and spectral characteristics, which are incorporated into the optimization loop to enhance efficiency.

Experimental validation demonstrates that the hybrid integration of gradient descent and Levenberg–Marquardt reduces mutual correlation by up to 32–37% compared to random or single-method optimization, while maintaining or even expanding the volume of usable signal ensembles. In scenarios with high levels of multiple-access interference, the method ensures more stable ensemble properties, which directly translates into increased throughput and resilience of cognitive wireless systems.

Thus, the developed method of forming ensembles of complex signals based on integrated time-frequency optimization provides a comprehensive and adaptive solution to the scientific problem of minimizing multiuser interference while maintaining ensemble scalability. By uniting stochastic search, gradient-based learning, and Levenberg–Marquardt nonlinear approximation, the approach achieves a balance between global robustness and local precision, which cannot be reached by conventional techniques.

References

1. Azami H., Anisheh S.M., Hassanpour H/ (2014) An Adaptive Automatic EEG Signal Segmentation Method Based on Generalized Likelihood

Ratio/ Communications in Computer and Information Science 427? DOI:10.1007/978-3-319-10849-0_18.

2. McNeill S.I. (2016) *Decomposing a signal into short-time narrow-banded modes*. *Journal of Sound and Vibration*, Volume 373, 7 July 2016, P.P. 325-339, <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2016.03.015>.

3. Yang W.-X. (2008) Interpretation of mechanical signals using an improved Hilbert–Huang transform, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volume 22, Issue 5, July 2008, P.P. 1061-1071, <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2007.11.024>

УДК 621.396.967

*Пастушенко В.В., PhD здобувач
Український державний університет
залізничного транспорту, Харків
Трубчанінова К.А., д.т.н., професор
Український державний університет
залізничного транспорту, Харків*

БІОІНСПІРОВАНІЙ МЕТОД ВИБОРУ ГОЛОВНОГО ВУЗЛА В РОЗПОДІЛЕНИХ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

Розподілені телекомунікаційні системи (РТС) у сучасних умовах відіграють основну роль у забезпеченні безперервної роботи критично важливих обчислювальних і комунікаційних процесів. Особливої актуальності питання ефективного керування РТС набувають в умовах високої динаміки навантажень, обмеженості ресурсів та потреби у стійкому управлінні потоками даних у реальному часі. Це зумовлює необхідність розробки вдосконалених методів вибору головного вузла, які здатні адаптивно реагувати на зміни топології, мінімізувати затримки та підвищувати надійність функціонування розподілених систем.

Традиційні методи вибору головного вузла (наприклад, на основі фіксованих ідентифікаторів або жорстких критеріїв продуктивності) мають обмежену ефективність у динамічному середовищі, оскільки не враховують швидкі зміни параметрів мережі та вузлів. У відповідь на ці виклики запропоновано біоінспірований метод вибору головного вузла на основі ймовірнісної рандомізації з ваговими коефіцієнтами, що поєднує багатопараметричну оцінку вузлів і випадковість у процесі відбору.

Концепція методу полягає у формуванні вагового коефіцієнта w_i для кожного вузла, який відображає його придатність для ролі головного вузла (координатора), а саме:

$$w_i = \alpha \cdot \frac{C_i}{\max(C)} + \beta \cdot \frac{R_i}{\max(R)} + \gamma \cdot i + \delta \cdot S_i \quad (1)$$

де C_i – обчислювальна потужність вузла; R_i – залишкові ресурси (пам'ять, енергія); D_i – середня затримка; S_i – коефіцієнт стабільності з'єднання; $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ – нормовані ваги, що задають пріоритетність параметрів.

Ймовірність обрання вузла головним (координатором) визначається за аналітичним виразом:

$$P_i = \frac{w_i}{\sum_{j=1}^N w_j} \quad (2)$$

де i – це номер конкретного вузла, для якого розраховується ймовірність стати головним; j – індекс, який «пробігає» всі вузли в системі (використовується в сумі); N – загальна кількість вузлів у РТС.

До основним етапів алгоритму реалізації запропонованого методу вибору головного вузла належать.

1. Моніторинг параметрів вузлів. Кожен вузол періодично вимірює власні характеристики: обчислювальну потужність, ресурси, затримку, стабільність каналу.

2. Формування вагових коефіцієнтів. Для кожного вузла розраховується інтегральний показник w_i за вищенаведеною формулою. Ваги $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ можуть адаптивно змінюватися залежно від поточних пріоритетів (наприклад, мінімізація затримок чи економія енергії).

3. Ймовірнісний вибір. Виконується процедура «ймовірнісного вибору з ваговими коефіцієнтами»: для кожного вузла формується діапазон на відрізку $[0;1]$ пропорційно його $P(i)$. Генерується випадкове число, яке визначає лідера.

4. Призначення головного вузла. Обраний вузол повідомляє інших про своє лідерство. Решта вузлів переходять у стан підлеглих.

Таблиця 1 – Параметри вузлів у сценарії вибору головного вузла

Вузол	Продуктивність	Енергія	Затримка	Ймовірність вибору
Вузол 1	0,85	0,90	0,10	0,32
Вузол 2	0,70	0,80	0,20	0,26
Вузол 3	0,65	0,60	0,25	0,18
Вузол 4	0,50	0,55	0,30	0,14
Вузол 5	0,40	0,45	0,40	0,10

5. Перевірка та оновлення. У разі збою чи деградації вузла проводиться повторний запуск процедури вибору з оновленими параметрами.

Переваги методу полягають у його високій адаптивності до змінних умов функціонування РТС. Завдяки ймовірнісному вибору з ваговими коефіцієнтами метод забезпечує баланс між продуктивністю та різноманітністю, оскільки потужні вузли мають більші шанси бути обраними, але всі учасники зберігають можливість стати координатором. Це сприяє більш рівномірному розподілу навантаження, запобігає надмірній концентрації управлінських функцій в одному вузлі та підвищує відмовостійкість мережі. Важливою перевагою є і стійкість до атак, оскільки механізм вибору ускладнює передбачення майбутнього головного вузла, що робить систему менш вразливою до цілеспрямованих загроз.

Недоліки методу пов'язані з відсутністю гарантії вибору глобально найкращого вузла, адже випадковість, яка підвищує стійкість, водночас знижує детермінованість результатів. Крім того, необхідність регулярного оновлення вагових коефіцієнтів створює додаткове обчислювальне навантаження на мережу, що може впливати на ефективність у масштабних і ресурсно обмежених середовищах. У деяких сценаріях це може призводити до незначного зростання службового трафіку та додаткових витрат на обмін параметрами між вузлами.

У табл. 1 та на рис. 1 представлено приклад експериментального моделювання вибору головного вузла в РТС. Дослідження проведено для топології з 5 вузлами, які характеризуються різним рівнем обчислювальної продуктивності, залишкової енергії та середніми затримками обробки пакетів. Моделювання виконано в умовах змінного навантаження та обмежених ресурсів, що відображає типову роботу РТС в реальному часі. Ймовірність вибору координатора обчислювалася за розробленим методом зваженого випадкового вибору, що враховує пріоритет вузлів із кращими характеристиками.

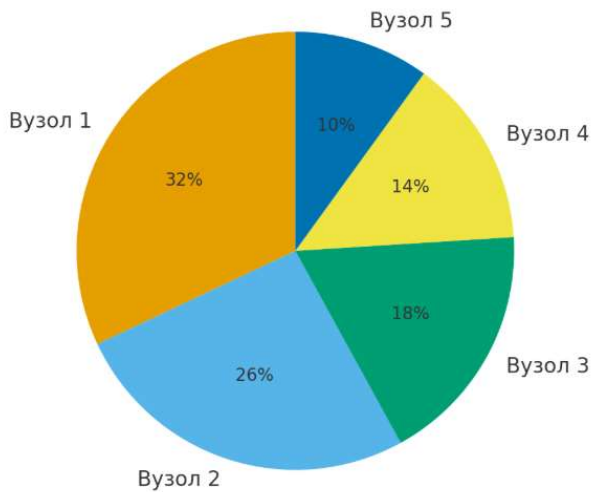


Рис. 1 – Імовірність вибору головного вузла

Як видно з табл. 1 та рис. 1, метод забезпечує пріоритет вибору вузлів із вищими показниками продуктивності та енергії при збереженні випадковості, проте випадковий фактор забезпечує адаптивність і знижує ризик «монополізації» управління одним вузлом.

Запропонований біоінспірований метод вибору головного вузла на основі імовірнісної рандомізації з ваговими коефіцієнтами поєднує багатопараметричну оцінку продуктивності вузлів і механізм випадковості. Це дозволяє підвищити адаптивність, відмовостійкість і стійкість до атак в РТС, що є особливо актуальним у сучасних умовах динамічних навантажень і зростання вимог до безпеки та стабільності РТС.

References

4. Syvolovskiy I.M., Lysechko V.P. (2025) Method for leader node selection and processing pipeline formation in distributed telecommunication systems. – National Aviation University. Science-intensive Technologies. Series: «Electronics, telecommunications and radio engineering», Kyiv, 2025. Vol. 66, № 2, PP. 190-200 <https://doi.org/10.18372/2310-5461.66.20311>.

УДК 621.396.967

Перець К.Г., PhD здобувач
Український державний університет
залізничного транспорту, Харків
Жученко О.С., к.т.н., професор
Український державний університет
залізничного транспорту, Харків

МЕТОД МОДЕЛЮВАННЯ АНСАМБЛІВ СКЛАДНИХ СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ РЯДІВ ВОЛЬТЕРРА ДЛЯ КОГНІТИВНИХ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМ

В умовах когнітивних телекомунікаційних систем (КТС) одним із ключових завдань є формування ансамблів складних сигналів з покращеними взаємкореляційними властивостями. Проблема ускладнюється наявністю завад множинного доступу, нелінійних спотворень та часово-частотної варіативності середовища. Традиційні методи перестановок часових інтервалів чи частотних елементів підвищують обсяг ансамблю, проте не дозволяють достатньо точно описати вплив нелінійних ефектів та складних взаємодій між сигналами.

Для вирішення цієї наукової задачі запропоновано використання рядів Вольтерра як математичного апарату моделювання нелінійних і пам'яттєвих систем. На відміну від лінійних методів, розкладання сигналів у ряди Вольтерра дозволяє врахувати.

1. Вищі порядки взаємодії сигналів.
2. Накопичення енергії у нелінійних середовищах.
3. Вплив міжсимвольних спотворень у часовій області.
4. Нелінійні перетворення у спектральному просторі.

Таким чином, ряди Вольтерра дають можливість якісно описати і контролювати процес формування ансамблів сигналів в умовах завад.

Основні етапи запропонованого методу:

1. Первинне формування ансамблю – використання перестановок часових та частотних елементів для отримання множини сигналів.
2. Вольтерра-моделювання – апроксимація отриманих сигналів за допомогою рядів Вольтерра другого та третього порядку, що дозволяє врахувати нелінійні взаємозв'язки.
3. Оптимізація – вибір параметрів ансамблю на основі мінімізації максимумів бічних пелюсток ФВК, із застосуванням інформаційних критеріїв (AIC, BIC).
4. Адаптація – ітеративне коригування моделі при зміні умов середовища (шум, замирання, інтерференція).

Наукова новизна запропонованого підходу полягає у поєднанні методів перестановок та спектральної фільтрації з нелінійним моделюванням на основі рядів Вольтерра. Це забезпечує не лише збільшення об'єму ансамблю, але й стабільність його