

# ІНФОРМАТИКА, ОБЧИСЛЮВАЛЬНА ТЕХНІКА ТА АВТОМАТИЗАЦІЯ

УДК 621.396:004.89

DOI <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2023.5/16>**Беляков Р.О.**

Військовий інститут телекомунікацій та інформатизації імені Героїв Крут

**Фесенко О.Д.**

Військовий інститут телекомунікацій та інформатизації імені Героїв Крут

## УДОСКОНАЛЕНА МОДЕЛЬ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛІННЯ ВУЗЛОВИМИ РЕСУРСАМИ КОМУНІКАЦІЙНОЇ МЕРЕЖІ КЛАСУ MANET

Стаття присвячена розробці моделі інтелектуального управління вузловими ресурсами комунікаційної мережі класу MANET. Управління мережами MANET є складним завданням через їхню динамічну природу, високу мобільність вузлів, обмежені ресурси: енергію батареї, технічні характеристики комунікаційних засобів, протоколи різних рівнів моделі OSI, та потребу реалізації функцій управління на вузловому і мережевому рівні в умовах відсутності централізованого контролю. Наукова новизна удосконаленої математичної моделі полягає у впровадженні алгоритму екстремального машинного навчання типу AOS-ELM для формування управляючих рішень на мережевому та фізичному рівні моделі OSI на виконання користувальницьких вимог із забезпечення якості інформаційного обміну.

Процес навчання нейромереж включає використання нової моделі оновлення матриці вагових коефіцієнтів із функцією забування, що додатково зменшує обсяг службової інформації і не потребує надмірності бази знань параметрів комунікаційних вузлів та управляючих рішень як при застосуванні нейронечітких алгоритмів. Проведено формалізацію нейромережевого алгоритму AOS-ELM для формування управляючих рішень для інтелектуального управління вузловими ресурсами комунікаційної мережі класу MANET. Досліджено швидкодію та точність інтелектуальної системи управління за допомогою імітаційного моделювання на наборі синтетичних даних. Встановлено, що застосування алгоритму AOS-ELM забезпечує приріст точності прогнозування параметрів вузлів на 40,3% при порівняно меншому періоді навчання – 30 с, проти 180 с при застосуванні нейронечіткого алгоритму застосованого у вихідній моделі при однакових умовах.

Використання такого підходу може забезпечити ефективне управління мережею, адаптуючись до змін у середовищі та враховуючи різні цільові функції в режимі часу близького до реального.

**Ключові слова:** комунікаційна мережа, MANET, система інтелектуального управління, нейромережі, екстремальне машинне навчання, прогнозування, оцінка параметрів, вагові коефіцієнти.

**Постановка проблеми.** Управління мережами класу MANET є складним завданням через їхню динамічну природу, високу мобільність вузлів, обмежені ресурси (наприклад, енергію батареї, технічні характеристики комунікаційних засобів, протоколи різних рівнів моделі OSI, тощо), що в поєднанні із вимогою щодо зменшення рівня централізованого контролю вимагає розробки моделей, методів, методик, алгоритмів для підвищення продуктивності мобільних комунікаційних мереж спеціального призначення.

Для моделювання процесу функціонування мереж такого класу необхідно [1]: по-перше

правильно вибрати модель мобільності серед існуючих або розробити нову що з максимальною реалістичністю описує процес переміщення мобільних вузлів, і відповідатиме умовам функціонування; по-друге визначити сукупність вузлових, каналних, мережевих ресурсів цієї мережі, визначити протоколи маршрутизації задані технічно для вузлових елементів мережі. Проте, результат аналізу публікацій в даній предметній області показав, що на сьогоднішній день залишається актуальним завдання розробки нового або удосконалення існуючого науково-методичного апарату для інтелектуалізації процесу управління

мережами класу MANET, для скорочення обсягів службової інформації, зменшення часу розгортання мереж, забезпечення процесів оперативного управління мережею в реальному часі тощо.

**Наукова новизна.** Удосконалено математичну модель інтелектуального управління вузловим ресурсом наземної комунікаційної мережі за рахунок застосування нейромережевого алгоритму AOS-ELM, описано особливості реалізації функцій управління, та проведено оцінку ефективності по критерію точності та швидкості формування управляючих рішень.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Моделювання Ad-Hoc мереж є предметом досліджень низки науковців, зокрема автори наукових праць [1–11]. У статті [10] обговорюється ієрархічний принцип управління, в якому головний вузол визначає параметри для підлеглих вузлів. Це може допомогти зменшити обсяг службової інформації, але в динамічних середовищах цей принцип може не забезпечувати оптимальну продуктивність мережі. Разом з тим, автори не зосереджуються на описі способів досягнення енергоефективності або акцентуванні динаміці топології, хоча вони згадують енергоефективність як один з можливих параметрів для оптимізації, вони не обговорюють специфічні стратегії або методи інтелектуального управління. У статті [8] показано підхід планування маршруту в телекомунікаційній мережі на основі нейронної мережі Хопфілда. Переваги цього підходу полягають у здатності нейронних мереж до навчання та адаптації, що може бути корисним для планування маршрутів в складних або динамічних мережах, однак, до недоліків можна віднести не відповідність вимогам до обчислювальних ресурсів [2], крім того, нейронна мережа Хопфілда використовується як централізована система управління, приймає вхідні дані від кожного вузла і видає команди для керування, що може вплинути на часові показники функціонування в реальному часі. Разом з тим, було проаналізовано ряд наукових публікацій, присвячених інтелектуалізації систем управління мережами класу MANET шляхом застосування алгоритмів машинного навчання [5, 7, 8, 10–13]. Так, техніки машинного навчання використовуються для управління параметрами вузлів, в тому числі і для маршрутизації даних. Встановлено, що на ряду із перевагами відносно традиційних протоколів маршрутизації, машинне навчання вимагає великих обсягів вихідних даних, що може викликати суттєві ресурсні витрати.

Таким чином, оптимізація процесів інформаційного обміну в мобільних комунікаційних

мережах шляхом удосконалення інтелектуальних систем управління є перспективним напрямком наукових досліджень.

**Метою роботи** є удосконалення математичної моделі інтелектуального управління ресурсами наземної комунікаційної мережі класу MANET.

**Виклад основного матеріалу.** *Вихідні умови функціонування мережі.* Розглядається наземна комунікаційна мобільна радіомережа класу MANET розмірністю до сотні мобільних вузлів, зони переміщення яких попередньо задані відповідно до визначених рангів [1]. Мобільні вузли поділяються на дві основні підгрупи: підгрупа мобільних користувачів (переносні радіозасоби, радіозасоби на транспортних засобах) та підгрупа мобільних базових станцій (наземна комунікаційна роботизована платформа). Наземна комунікаційна мережа не має прив'язки до будь-якої телекомунікаційної інфраструктури загального користування. Кожен мобільний комунікаційний вузол (МКВ) оснащений системою позиціонування, комунікаційним обладнанням, антенними пристроями, системою живлення та відповідною системою управління. Кожен мобільний комунікаційний вузол може бути представлений як об'єкт із системою управління представленою сукупністю агентів навчання із специфічними для кожної підгрупи (МК, МБС) цільовими функціями [3].

Кількість і конкретні задачі оперативного управління визначаються характеристиками і умовами функціонування мережі, а також прийнятими технологічними рішеннями на етапі її проектування [1–3, 5].

*Параметри комунікаційної мережі:* мережа представляється направленим графом  $G^{\psi} = (V^{\psi}, E^{\psi})$ , із множиною вершин  $V^{\psi} = \{v_i\}$  і множиною ребер  $E^{\psi} = \{(v_i, v_j)\}$ ,  $i, j = \overline{1, N_{\psi}}$ ,  $\psi = \overline{1, 3}$  (1 – мережа мобільних вузлів НМ, 2 – мережа мобільних базових станцій, 3 – мережа вузлів повітряного рівня на КА).  $N_{\psi}$  – загальна кількість комунікаційних вузлів  $\psi$  – го рівня.

*Параметри вузла:* кожен вузол обладнаний батареєю, ємність якої в кожен момент часу  $t$  не може бути вищою за деяке максимальне значення  $e_{oi}(t) \leq e_{oimax}$ . Вузли МР мають можливість змінювати потужність передавача в залежності від обстановки  $p_i^{\psi}(t) \leq p_{max}$  – потужність передачі  $i$ -го вузла. Також, приймач кожного мобільного вузла характеризується порогом чутливості  $p_{min}$ , яка визначає мінімальну потужність сигналу  $p_i^{\psi}(t)$ , який може бути прийнятий вузлом. У складі кожного мобільного вузла функціонує інтелектуальна система управління.

*Параметри інформаційного обміну:* кількість адресатів при кожній сесії – один (однокористувальницька передача);  $m_{ab}$  – маршрут між вузлом-відправником та вузлом-адресатом, який складається з  $h$  інтервалів ретрансляції ( $h = \overline{1, N_\psi - 1}$ ).

*Допущення та обмеження:*  $N_\psi \leq 80$ . Кожен вузол володіє інформацією про сусідні з ним вузли, а також децентралізований принцип управління МР та динамічну природу їх функціонування (часті зміни топології спричинені мобільністю усіх вузлів), множина параметрів, які визначають стан комунікаційного вузла та МР,  $X(t) = \{x_\phi(t)\}, \phi = \overline{1, \Phi}$ .

*Необхідно:* здійснити синтез математичної моделі радіозв'язності вузлів комунікаційної мережі, яка, з урахуванням ситуації  $X(t)$ , що склалася в КМ (чи її зоні  $\psi$  – го рівня), дозволить прийняти такі управлінські рішення на фізичному  $W_{\text{фіз}}(t)$ , та мережевому  $W_{\text{мер}}(t)$  рівнях моделі OSI, які відповідатимуть системній цільовій функції

$$W^*(t) = \arg_{W_{\text{фіз}}, W_{\text{мер}}(t) \in \mathbb{C}^V} \text{Ц}^\psi(X^\psi(t), W_{\text{фіз}}(t), W_{\text{мер}}(t)), \forall Z_{i,j} = 1, i, j \in N_\psi, i \neq j, \quad (1)$$

$$\text{де } \text{Ц}^\psi = \{P(t); M(t)\}, \quad (2)$$

$$X^\psi(t) = \{p_{ij}(t), p_{\text{пчи}}, BER_{\xi_{ij}}(t), m_{ab}, e_{\sigma_i}(t), \xi(t), \xi_{ij}\}, \quad (3)$$

і дозволять мінімізувати витрати енергоресурсу мобільних вузлів та забезпечити задану якість обслуговування  $\xi$ -го типу трафіка на маршруті передачі  $m_{ab}$  при виконанні обмежень на ресурси мобільних комунікаційних вузлів

$$\Omega = \{p_{\text{пчи}} \leq p_j(t) \leq p_{\text{max}}, BER_{\xi_{ij}}(t) \leq BER_{\text{доп}\xi}(t), e_{\sigma_{\text{imin}}} \leq e_{\sigma_i}(t) \leq e_{\sigma_{\text{imax}}}\}, \quad (4)$$

де  $W_{\text{фіз}}(t)$  – множина управляючих рішень вузлової СУ на фізичному рівні моделі OSI щодо вибору оптимальних значень потужності передачі  $P(t) = \{p_{ij}(t)\}, i, j \in N_\psi$  в радіоканалі  $ij$ ;  $W_{\text{мер}}(t)$  – множина управляючих рішень на мережевому рівні моделі OSI щодо вибору оптимальних маршрутів передачі  $M(t) = \{m_{ab}(t)\}, a, b \in N_\psi$  між вузлами відправником  $a$  та адресатом  $b$  або проміжними вузлами  $i$  та  $j$  на маршруті  $m_{ab}$ ;  $e_{\sigma_{\text{imin}}}(t)$  – мінімально допустима ємність батареї, необхідна для забезпечення передачі потокового трафіка об'ємом, який визначений у межах поточного з'єднання;  $\xi_{ij}$  – пріоритет  $\xi$ -го типу трафіка в каналі  $ij$

Відповідно до виразів (1-4) на фізичному рівні моделі OSI умову успішної передачі інформації між кожною парою вузлів  $i$  та  $j$  на маршруті передачі  $m_{ab}$  (чи двома вузлами  $a$  та  $b$ ) маємо систему:

$$Z_{i,j} = \begin{cases} 1, BER_{\text{доп}\xi} - BER_{\xi_{ij}}(t) > 0; \\ 0, BER_{\text{доп}\xi} - BER_{\xi_{ij}}(t) \leq 0, \end{cases} \quad (5)$$

де  $Z_{i,j}$  – радіозв'язність між вузлами  $i$  та  $j$  ( $i, j \in N_\psi, i \neq j$ ;  $BER_{\xi_{ij}}(t)$  – визначене значення ймо-

вірності помилки для  $\xi$ -го типу трафіка в момент часу  $t$ ;  $BER_{\text{доп}\xi}$  – допустиме значення ймовірності помилки для  $\xi$ -го типу трафіка.

Як зазначалося вище, у разі відсутності прямої видимості між відправником та адресатом радіозв'язність може бути забезпечена шляхом побудови маршрутів передачі між ними. Приймаючи до уваги те, що під час передачі інформації маршрутом, який складається з  $h, h = \overline{1, N_\psi - 1}$ , інтервалів (ретрансляцій), кількість невикористаних помилок на кожному інтервалі буде додаватися, вираз (5) набуває вигляду:

$$Z_{i,j} = \begin{cases} 1, BER_{\text{доп}\xi} - \sum_{h=1}^H BER_{\xi_{ij}}^h(t) > 0; \\ 0, BER_{\text{доп}\xi} - \sum_{h=1}^H BER_{\xi_{ij}}^h(t) \leq 0, \end{cases} \quad (6)$$

де  $BER_{\xi_{ij}}^h, h = \overline{1, H}$  – визначене значення ймовірності помилки для  $\xi$ -го типу трафіка в момент часу  $t$  між двома вузлами на маршруті передачі, які відповідають  $h$ -му інтервалу ретрансляції.

У загальному випадку на фізичному рівні взаємодія між двома вузлами в процесі передачі інформації може бути описана наступною системою рівнянь:

$$\begin{cases} BER_{\xi_{ij}}(t) = f(p_{ij}(t), BER_{\xi_{ij}}(t-1)), \\ p_{ij}(t) = g(w_i(t), p_{ij}(t-1)), \end{cases} \quad (7)$$

де  $p_{ij}(t), p_{ij}(t-1) \in P(t)$  – потужності вузла-передавача в поточний та попередній моменти часу, відповідно;  $BER_{\xi_{ij}}(t)$  та  $BER_{\xi_{ij}}(t-1)$  – визначені вузлом-приймачем значення ймовірності помилки, відповідно;  $w_i(t) \in W^*(t)$  – управлінське рішення вузла  $i$  щодо вибору необхідного значення потужності передавача.

Так як зазначені параметри  $X(t) = \{x_\phi(t)\}, \phi = \overline{1, \Phi}$  відносяться до різних рівнів моделі OSI (фізичного та мережевого), то, відповідно до запропонованої в [10] крос-рівневої моделі мережевої архітектури, при якій інформація про множину параметрів  $X(t)$  поступає на крос-рівень, який відіграє роль бази даних (знань) службової інформації, у якій міститься інформація про стан вузлів та КМ в цілому, а також правила використання цієї інформації щодо здійснення управління вузловими та мережевими ресурсами. З урахуванням цільової функції (7) прийняття рішень із забезпечення радіозв'язності вузлів:

$$y^*(t) = f(x_1^*, x_2^*, \dots, x_\Phi^*), \phi = \overline{1, \Phi} \quad (8)$$

де  $X^* = x_1^*, x_2^*, \dots, x_\Phi^*$  – вектор фіксованих значень змінних в деякий момент часу, які поступають на вхід вузлової ІСУ;  $y^*$  – значення вихідної змінної, яка відображає оптимальний управляючий вплив  $w^*(t)$

(вибраний рівень потужності передачі або рішення щодо переходу на альтернативний маршрут).

Відповідно до системи рівнянь (7) та цільової функції (1) у якості вхідних змінних системи забезпечення радіозв'язності пропонується використовувати наступні параметри оцінки стану вузла та МР:

$x_1^* = p_{ij}(t-1)$  – потужність вузла-відправника в момент часу  $(t-1)$ ;

$x_2^* = BER_{\zeta ij}(t) - BER_{\zeta ij}(t-1)$  – різниця між значеннями ймовірності помилки для  $\zeta$ -го типу трафіка, які визначені приймачем в моменти часу  $(t)$  та  $(t-1)$ ;

$x_3^* = e_{\delta i}(t), e_{\delta i \min} \leq e_{\delta i}(t) \leq e_{\delta i \max}$  – ємність батареї вузла-адресата (або проміжного вузла на маршруті  $m_{ab}$ );

$x_4^* = \{v_k\}, k \in N_{\psi}$  – інформація про вузли-сусіди, які в момент часу  $(t)$  знаходяться в зоні радіозв'язності  $i$ -го вузла ( $Z_{ik} = 1$ );

$x_5^* = \Pi_{\zeta ij}$  – пріоритет трафіка, який передається в каналі  $ij$ .

Для забезпечення швидкодії та точності формування множини управляючих рішень  $Y(t)$  інтелектуальної системи управління радіозв'язністю замість алгоритмів нечіткої логіки (використання нечітких правил пропонується застосувати алгоритм екстремального машинного навчання [11].

**Методологія дослідження.** Було зроблено припущення що існує клас нейромережевих алгоритмів, що використовуються для прийняття управлінських рішень класу ELM (Extremal Learning Machine) (рис. 1), що в деяких модифікаціях дозволить забезпечити суттєво більшу швидкість навчання зі збереженням точності або, навіть, суттєво-більшою точністю обробки вхідних даних для формування рішень управління ресурсами.

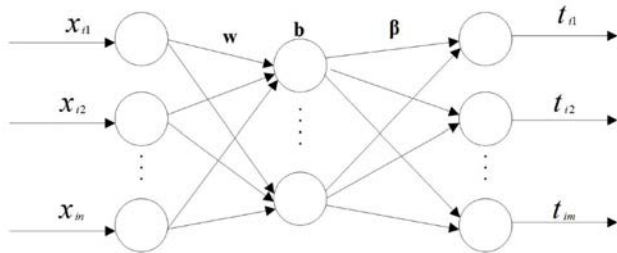


Рис. 1. Структура нейронної мережі класу ELM

У статті [13] було показано порівняння нейромережевого алгоритму AOS-ELM (від англ. Adaptive Online Sequential Extreme Learning Machine), та нейронечіткого алгоритму. Визначено, що алгоритм AOS-ELM на відміну від нейронечіткого алгоритму показує кращі адаптивні властивості в задачах прогнозування в нестационарних динамічних умовах, та зменшує вплив архаїчних і надмірних

даних в процесі навчання в реальному часі за рахунок механізмів забування та фільтрації. Застосування алгоритму нечіткої логіки в аналогічних задачах, показав значно гіршу точність в процесі обчислення даних, крім того, нейронечіткий алгоритм пред'являє високі обчислювальні вимоги, що призводить до збільшення часу навчання.

**Формалізація нейромережевого алгоритму AOS-ELM для формування управляючих рішень.**

1. Ініціалізація параметрів алгоритму, такі як розмір прихованого рівня (кількість нейронів)  $L$ , функція активації  $g(\cdot)$ , поріг забуття  $\lambda$  тощо.

2. Генерація випадкової матриці вхідних вагових коефіцієнтів  $W \in R^{L \times d}$  та вектора зміщення  $b \in R^L$  для прихованого шару, де  $d$  – розмірність вхідних даних ( $X_{\phi}^* = \{X_1, X_2, \dots, X_d\}, X^* = x_1^*, x_2^*, \dots, x_{\phi}^*$ ).

3. Формування першого блоку вхідних даних  $X_1 \in R^{N_1 \times d}$  та визначення матриці цільових значень  $T_1 \in R^{N_1 \times m}$ , де  $N_1$  – кількість зразків (семплів) у блоці, а  $m$  – розмірність вихідних даних. Обчислення вихідного значення прихованого шару за допомогою функції активації

$$H_1 = g(X_{1w^T} + b). \quad (9)$$

4. Обчислення вихідних вагових коефіцієнтів за допомогою псевдоінверсної матриці або іншого методу найменших квадратів

$$\beta_1 = (H_1^{TH_1})^{-1} H_1^{TT}. \quad (10)$$

5. Обчислення помилки прогнозу на поточному блоці даних та оновлення середнього значення помилки  $\bar{\epsilon}_1 = \epsilon_1$ :

$$\epsilon_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} |T_i - H_i \beta_1|^2. \quad (11)$$

6. Отримання наступного блоку даних  $X_t \in X_{\phi}^* \in R^{N_t \times d}$  та цільових значень  $T_t \in R^{N_t \times m}$ , де  $t$  – індекс блоку. Обчислення виходів прихованого шару  $H_t = g(X_{tw^T} + b)$  за допомогою функції активації.

7. Обчислення вихідних вагових коефіцієнтів для  $t$ -го блоку вхідних даних за (10) за допомогою рекурсивного методу найменших квадратів, де  $\lambda$  – коефіцієнт забуття та  $\beta t - 1^{-T}$  – псевдоінверсна матриця до  $\beta t - 1$ :

$$\beta t = (\beta t - 1^{-T+1} + \lambda H_t^{TH_t})^{-1} (\lambda H_t^{TT} t + \beta t - 1^{-T}). \quad (12)$$

8. Обчислення помилки прогнозу на поточному блоці даних та оновлення значення середньої помилки  $\bar{\epsilon} = (t-1) \frac{\bar{\epsilon} - 1}{t} + \frac{\epsilon_t}{t}$ :

$$\epsilon_t = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} |T_i - H_i \beta_t|^2 \quad (13)$$

9. Перевірка, чи існує приблизна лінійна залежність ALD (від англ. Approximate linear dependence)



між новими та старими даними (блоками даних). Якщо так, то відкинути нові дані, оскільки вони не несуть корисної інформації. Для цього можна використовувати наступний критерій: якщо  $|\rho| > 0.95$ , де  $A$  – коефіцієнт кореляції Пірсона між  $H_t$  та  $H_{t-1}$ , то вважати, що існує ALD.

10. Застосування гібридного механізму забуття HFМ (від англ. Hybrid Forgetting Mechanism), який враховує як часову, так і просторову інформацію про дані. Якщо так, то зменшити вплив застарілих даних на вихідні вагові коефіцієнти за допомогою коефіцієнта забуття  $\lambda$ :

$$\lambda = \frac{\bar{\alpha}}{\bar{\alpha} - 1}, \quad (14)$$

де  $\bar{\alpha}$ , та  $\bar{\alpha} - 1$  – середні помилки на поточному та попередньому блоках даних.

11. Повторення кроків 6–10, поки не відбудеться зміна концепції або на вимогу зупинки навчання.

Дані вектору переміщення мобільних комунікаційних вузлів  $x_i^*$  зібрані за допомогою моделі мобільності [1], та було здійснено моделювання процесу комунікаційного обміну за допомогою мови програмування Python із вихідними даними перерахованими вище для трьох алгоритмів – AOS ELM, FOS ELM (Fuzziness-based Online Sequential Extreme Learning Machine) [7] та Fuzzy (алгоритм нечіткої логіки). Результат моделювання підтверджує гіпотезу про суттєве скорочення часу навчання та підвищення точності прогнозування параметрів стану комунікаційних вузлів.

Із графіку (рис. 2) легко помітити, що застосування алгоритму AOS-ELM забезпечує приріст точності прогнозування параметрів вузлів на 40,3% при порівняно меншому періоді навчання –

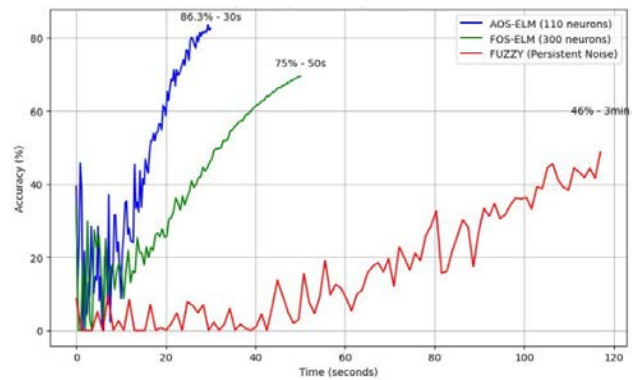


Рис. 2. Графіки точності та часу навчання процесу формування управляючих рішень комунікаційної мережі класу MANET

30 с, проти 180 с при застосуванні Fuzzy-нечіткого алгоритму застосованого у вихідній моделі при однакових умовах.

**Висновки.** У статті представлено удосконалену математичну модель інтелектуального управління вузловими ресурсами комунікаційної мережі класу MANET, проведено формалізований опис алгоритму формування вхідних даних системи управління побудованої на основі алгоритму AOS ELM.

Визначальною особливістю застосування такого класу нейромережевих алгоритмів є наявність функції забування, що впливає на зменшення службової інформації про параметри вузлів шляхом відкидання неактуальних даних.

Використання інтелектуальної системи управління побудованої за допомогою запропонованої моделі дозволяє забезпечити процес формування управляючих рішень в складних динамічних умовах – швидкозмінній топології комунікаційної мережі.

### Список літератури:

1. Беляков Р. О., Фесенко О. Д. 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>.
2. Концепція ієрархічної побудови інтелектуальних систем управління тактичними радіомережами класу MANET. / В. А. Романюк та ін. Збірник тез доповідей Міжнародної кримської конференції «НВЧ-техніка та телекомунікаційні технології», КриМіКо. 2012. С. 265.
3. Романюк В. А. Цільові функції оперативного управління тактичними радіомережами. Збірник наукових праць ВІТІ НТУУ «КПІ». 2012. № 1. С. 109–117.
4. Романюк В.А. Архітектура системи оперативного управління тактичними радіомережами / В.А. Романюк // Збірник наукових праць ВІТІ НТУУ «КПІ». 2009. № 3. С. 70–76.
5. Enhancing Vehicular Ad Hoc Networks' Dynamic Behavior by Integrating Game Theory and Machine Learning Techniques for Reliable and Stable Routing / N. Phull et al. *Security and Communication Networks*. 2022. Vol. 2022. P. 1–11. URL: <https://doi.org/10.1155/2022/4108231>.
6. Implementation of Mobility Management Methods for MANET / J. Hosek et al. *International Journal of Advances in Telecommunications, Electrotechnics, Signals and Systems*. 2012. Vol. 1, no. 2-3. URL: <https://doi.org/10.11601/ijates.v1i2-3.39>.

7. Fuzziness-based online sequential extreme learning machine for classification problems / W. Cao et al. *Soft Computing*. 2018. Vol. 22, no. 11. P. 3487–3494. URL: <https://doi.org/10.1007/s00500-018-3021-4> (date of access: 13.09.2023).
8. Model of data flow control subsystem of the MANET class mobile radio network control system / Yuliia Kramaska, Serhii Salnyk, Serhii Vasylenko, Olena Mavrina // *Scientific Journal of TNTU*. – Tern. : TNTU, 2022. – Vol. 107. – No 3. – P. 51–59.
9. 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>.
10. The hierarchical model of interaction between intelligent agents in the MANET control systems / O. Y. Sova et al. *Information and Telecommunication Sciences*. 2015. No. 1. P. 21–28. URL: <https://doi.org/10.20535/2411-2976.12015.21-28>.
11. Yang R., Xu S., Feng L. An Ensemble Extreme Learning Machine for Data Stream Classification. *Algorithms*. 2018. Vol. 11, no. 7. P. 107. URL: <https://doi.org/10.3390/a11070107> (date of access: 13.09.2023).
12. Zhebka V. V. Research of machine learning methods and their application for forecasting use outflow by telecommunications services. *Connectivity*. 2020. Vol. 146, no. 4. URL: <https://doi.org/10.31673/2412-9070.2020.042231>.
13. Zhang J., Li Y., Xiao W. Adaptive online sequential extreme learning machine for dynamic modeling. *Soft Computing*. 2020. URL: <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05289-6> (date of access: 13.09.2023).

**Bieliakov R.O., Fesenko O.D. IMPROVED MODEL OF INTELLIGENT MANAGEMENT OF NODE RESOURCES OF THE TERRESTRIAL COMMUNICATION NETWORK OF THE MANET CLASS**

*The article is devoted to the development of a model of intelligent management of nodal resources of the MANET communication network. Management of MANET networks is a complex task due to their dynamic nature, high mobility of nodes, limited resources: battery power, technical characteristics of communication tools, protocols of different levels of the OSI model, and the need to implement control functions at the node and network level in the absence of centralized control. The scientific novelty of the improved mathematical model consists in the introduction of an extreme machine learning algorithm of the AOS-ELM type for the formation of control decisions at the network and physical level of the OSI model to fulfill user requirements for ensuring the quality of information exchange.*

*The learning process of neural networks includes the use of a new model of updating the matrix of weight coefficients with a forgetting function, which additionally reduces the volume of service information and does not require the redundancy of the knowledge base of the parameters of communication nodes and control decisions, as in the case of neurofuzzy algorithms. The formalization of the AOS-ELM neural network algorithm was carried out for the formation of control solutions for the intelligent management of nodal resources of the MANET class communication network. The speed and accuracy of the intelligent control system were investigated using simulation modeling on a set of synthetic data. It was established that the application of the AOS-ELM algorithm provides an increase in the accuracy of forecasting node parameters by 40.3% with a relatively shorter training period of 30 s, compared to 180 s when using the neurofuzzy algorithm used in the original model under the same conditions.*

*Using such an approach can provide effective network management by adapting to changes in the environment and considering various objective functions in near-real-time.*

**Key words:** communication network, MANET, intelligent control system, neural networks, extreme machine learning, prediction, parameter estimation, weighting factors.