

О. СЕМЕНОВА, А. ДЖУС, В. МАРТИНЮК

ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ОБЧИСЛЮВАНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ЗАДАЧАХ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ БЕЗДРОТОВИХ СЕНСОРНИХ МЕРЕЖ

Предметом дослідження є процес вибору основного вузла кластера в бездротових сенсорних мережах (БСМ) із використанням інтелектуальних підходів, здатних адаптуватися до мінливих умов середовища. БСМ містять значну кількість сенсорних вузлів, що збирають, обробляють і передають інформацію. Ефективна кластеризація є одним із важливих механізмів оптимізації роботи БСМ, адже дає змогу зменшити енергоспоживання, підвищити надійність і масштабованість мережі. **Метою роботи** є аналіз особливостей застосування сучасних інструментів і методів обчислювального інтелекту для підвищення ефективності процесу кластеризації сенсорних вузлів, що допомагає брати до уваги множину факторів у прийнятті рішень про формування кластерів і обрання основних вузлів. Традиційні алгоритми кластеризації не завжди здатні адаптуватися до змін у параметрах мережі, особливо за наявності неоднорідних вузлів або змін у топології. У зв'язку з цим усе більшої актуальності набувають методи, основані на обчислюваному інтелекті, зокрема генетичні алгоритми, нейронні мережі, нечітка логіка, а також гібридні підходи. Ці методи дають змогу зважати на низку параметрів у процесі формування кластерів та вибору їх основних вузлів. **Завдання дослідження:** аналіз наявних підходів до кластеризації в БСМ; розроблення нечіткої системи кластеризації; побудова бази правил для прийняття оптимальних рішень; експериментальна перевірка запропонованої моделі. **Застосовані методи:** інструменти обчислювального інтелекту, зокрема нейромережеве навчання, генетична оптимізація та нечітке управління, комп'ютерне моделювання. У статті проаналізовано переваги використання кожного з наявних підходів. **Результати:** розроблено структуру нечіткої системи логічного висновку; визначено вхідні та вихідні змінні; сформовано базу нечітких правил і функцій належності; змодельовано роботу системи в середовищі MATLAB; оптимізовано розроблену систему й валідацію її роботи. **Висновки:** застосування гібридних інтелектуальних підходів має суттєві переваги для розв'язання задач кластеризації в БСМ, що може свідчити про перспективи подальшого розвитку систем, здатних ефективно функціонувати в умовах обмежених ресурсів і високої складності середовища.

Ключові слова: бездротова сенсорна мережа; кластеризація; нечітка логіка; нейронна мережа; генетичний алгоритм.

Вступ

Наразі актуальною відповіддю на потреби в модернізації промисловості в умовах глобальної цифрової трансформації є впровадження технологій Індустрії 4.0. Вони забезпечують інтеграцію інформаційних технологій, Інтернету речей та систем автоматизації для створення інтелектуальних виробничих комплексів. Упровадження концепції Індустрії 4.0 дає змогу підприємствам залишатися конкурентоспроможними, підвищувати продуктивність і швидко адаптуватися до змін ринку й запитів споживачів.

Важливим технологічним складником Індустрії 4.0 є бездротові сенсорні мережі (БСМ), що забезпечують безперервний моніторинг фізичних процесів у режимі реального часу. Завдяки здатності до самоорганізації та автономної роботи БСМ сприяють цифровізації виробничих систем і підвищенню їх гнучкості. Інтеграція бездротових сенсорних мереж з кіберфізичними системами допомагає оперативно реагувати на зміни в середовищі, оптимізуючи

витрати енергії, матеріалів і часу. Збір і передача показників сенсорами формують інформаційну основу для аналітики, прогнозування та адаптивного управління процесами. Отже, БСМ відіграють визначальну роль у створенні "розумних" фабрик, сприяючи підвищенню ефективності, безпеки та інноваційності промислового виробництва.

БСМ – це самоконфігуровані мережі, що містять значну кількість сенсорних вузлів, призначених для моніторингу фізичних умов, таких як температура, вологість, тиск, рух тощо [1]. Зазвичай цим вузлам властиві обмежені обчислювані та енергетичні ресурси, що робить проблему енергозбереження однією з найважливіших для забезпечення надійного функціонування БСМ. Через особливості структури бездротових сенсорних мереж, зокрема високу щільність вузлів, обмежений радіус дії та функціонування в складних або важкодоступних середовищах, часто виникає потреба у високоефективних механізмах організації структури мережі. Одним із таких механізмів є кластеризація. Це процес розподілу вузлів на окремі групи – кластери, – у кожній з яких

один сенсорний вузол призначається основним вузлом кластера (*cluster head*, CH) та координує комунікацію вузлів як всередині кластера між собою, так і з базовою станцією. Цей вузол відповідає за збір інформації від вузлів-членів свого кластера, їх агрегацію (об'єднання та оброблення) й передачу агрегованих даних до базової станції. Такий підхід дає змогу зменшити кількість передач на значні відстані, скоротити загальне навантаження на мережу, продовжити тривалість роботи вузлів, підвищити масштабованість мережі [2].

Практична реалізація ефективної кластеризації пов'язана з технічними складнощами. Так, динамічні зміни мережевої топології, зумовлені мобільністю або ж відмовами вузлів, ускладнюють підтримання стабільної кластерної структури. Крім того, виникають труднощі, пов'язані з ефективною маршрутизацією даних у кластерах, особливо в умовах шуму й перешкод. Також обмежені обчислювальні можливості сенсорних вузлів створюють додаткові перешкоди для реалізації складних алгоритмів кластеризації. Ще одним питанням є забезпечення енергоефективності, що пов'язано з обмеженими енергетичними ресурсами сенсорних вузлів. Тому сучасні алгоритми кластеризації мають мінімізувати витрати енергії на передачу інформації та оброблення сигналів. Крім того, особливу увагу варто приділяти правильному вибору основних вузлів кластерів, адже саме вони виконують додаткові функції агрегації та ретрансляції даних, що призводить до швидшого вичерпання їх енергії. Також надзвичайно важливо забезпечити баланс навантаження між основними вузлами для запобігання їх передчасному виходу з ладу [3–5].

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Для початку розглянемо методи кластеризації [6]. Так, LEACH (*Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy*) є одним із перших і найвідоміших протоколів кластеризації. У ньому використовується ймовірнісний механізм вибору основних вузлів кластера. Ключовою його перевагою є простота реалізації, однак є і недолік – відсутність урахування залишкової енергії вузлів. Протокол TEEN (*Threshold-sensitive Energy Efficient sensor Network protocol*) використовує порогові значення для ініціації передачі даних. Він підходить для застосунків із високою чутливістю до змін, однак може втратити інформацію, якщо

певна подія не перевищує поріг. У протоколі HEED (*Hybrid Energy-Efficient Distributed Clustering*) у процесі кластеризації береться до уваги початкова й залишкова енергія. Він забезпечує більш збалансоване енергоспоживання, проте має вищу складність обчислень. Протокол DEEC (*Distributed Energy-Efficient Clustering*) під час кластеризації зважає на початкову й залишкову енергію, забезпечуючи цим кращу стабільність у мережах з неоднорідною енергією. Він є ефективним у довгострокових сценаріях. Протокол PEGASIS (*Power-Efficient GATHERing in Sensor Information System*) не кластеризує сенсорні вузли, а формує ланцюг послідовних передач. Він є більш енергоефективним, хоча й має вищу затримку.

Водночас у наявних методах кластеризації не беруться до уваги складні умови розгортання БСМ, до яких належать нерівномірне споживання енергії, мобільність вузлів, перешкоди під час передачі сигналу та інші фактори. Хоча таким методам властиві проста структура й швидка реалізація, вони обмежені в адаптації до змін середовища й не зважають на невизначеність або складні залежності між вузлами [7].

З огляду на ці обмеження значну увагу дослідників привертає застосування технологій обчислюваного інтелекту (англ. *Computational Intelligence*), які охоплюють такі підходи, як штучні нейронні мережі, генетичні алгоритми (ГА), нечіткі системи, алгоритми ройового інтелекту та інші еволюційні обчислення. Ці методи мають здатність до самонавчання, адаптації, оптимізації та ефективного оброблення нечітких, неповних або змінних даних, що робить їх особливо придатними для складних розподілених систем, таких як БСМ. Їх застосування дає змогу здійснювати динамічну кластеризацію, що бере до уваги такі параметри й властивості, як залишкова енергія вузлів, топологічна щільність, пріоритети передачі, попередні характеристики трафіку, збої в роботі вузлів або втрата вузлів, особливості навколишнього середовища.

Отже, підвищити ефективність розв'язання задач кластеризації БСМ запропоновано за допомогою застосування технологій обчислювального інтелекту, а саме нечіткої логіки, штучних нейронних мереж і генетичних алгоритмів.

Загалом системи прийняття рішення на основі нечіткої логіки дають змогу моделювати ситуації, коли дані є нечіткими, неточними або частково визначеними. У разі кластеризації БСМ нечіткі системи логічного висновку використовуються для

оцінювання ступеня придатності деякого сенсорного вузла мережі до виконання ролі основного вузла кластера за певною множиною критеріїв [8]. Це забезпечує гнучкість у прийнятті рішень у складних умовах без потреби в створенні точних математичних моделей. Так, у роботі [9] запропоновано протокол, що поєднує нечітку кластеризацію k -середніх з модифікованим протоколом LEACH, до того ж результати моделювання свідчать про значне подовження часу життя мережі порівняно з класичним методом. Ще один енергоефективний розподілений алгоритм кластеризації на основі нечіткої логіки, використання якого дало змогу подовжити життєвий цикл мережі, запропоновано в праці [10].

У дослідженні [11] розглянуто модель, яка поєднує нечітку кластеризацію k -середніх із нейронною мережею, що забезпечує вищу енергоефективність завдяки навчанню нейронної мережі на визначених параметрах вузлів.

Окрім того, штучні нейронні мережі часто використовуються для моделювання складних

залежностей між вхідними параметрами. У задачі кластеризації нейронні мережі можуть бути застосовані для виявлення патернів з метою більш ефективного формування кластерів. Оскільки вони здатні самонавчатися на основі статистичних показників, це може сприяти покращенню ефективності прийнятих рішень [12].

Завдяки своїй еволюційній природі генетичні алгоритми здатні знаходити наближено оптимальні рішення для задач кластеризації навіть у великих мережах [13]. Так, у праці [14] запропоновано оптимізований метод вибору основного вузла кластера на підставі генетичного алгоритму для подовження строку роботи гетерогенної бездротової сенсорної мережі.

Також у роботі [15] показано, що використання нейронної мережі та еволюційних алгоритмів у процесі кластеризації дає змогу підвищити ефективність передачі даних у БСМ.

Результати порівняння розглянутих підходів до кластеризації подано в табл. 1.

Таблиця 1. Порівняння технологій і методів кластеризації

Критерій	Традиційні методи	Нейронні мережі	Нечітка логіка	Генетичні алгоритми
Обчислювальна складність	низька	висока	середня	висока
Адаптивність до змін мережі	низька	висока	висока	висока
Потреба в навчальних даних	немає	висока	немає	помірна
Робота в умовах невизначеності	обмежена	середня	висока	середня
Можливість оптимізації параметрів	обмежена	висока	середня	висока
Придатність до режиму реального часу	висока	обмежена	середня	обмежена
Якість кластеризації	помірна	висока в умовах якісного навчання	висока	висока
Складність реалізації	низька	середня або висока	середня	висока

Отже, традиційні методи кластеризації є доцільними для простих мереж з обмеженими ресурсами, тоді як нечіткі системи, нейронні мережі та генетичні алгоритми мають значний потенціал для складних мереж. Методи на основі нечіткої логіки забезпечують баланс між гнучкістю та обчислювальною ефективністю, особливо в умовах нечітких або неповних даних.

Розроблення нечіткої системи

З огляду на обмеження окремих методів обчислювального інтелекту оптимальним рішенням для кластеризації в бездротових сенсорних мережах є гібридизація кількох підходів. Об'єднання генетичного алгоритму, нечіткого контролера та штучної нейронної мережі дає змогу ефективно

поєднати їх властивості, а саме здатність генетичних алгоритмів до глобальної оптимізації, гнучкість нечітких контролерів, адаптивність і здатність до навчання нейронних мереж. Така гібридизація сприяє компенсації недоліків окремих технологій і досягненню більш високих показників ефективності в умовах динамічного середовища функціонування БСМ.

Отже, у межах цього дослідження розроблено структуру нечіткої системи логічного висновку для оцінювання придатності сенсорних вузлів до виконання ролі основного вузла кластера. Запропонована система бере до уваги ключові параметри сенсорних вузлів. Використання нечіткої логіки допомагає приймати рішення на основі неповної або неточної інформації, що властиво для умов функціонування бездротових сенсорних мереж.

На відміну від класичних підходів, що ґрунтуються на жорстких порогових значеннях параметрів, нечітка система дає змогу зважати на ступінь належності сенсорного вузла до певних категорій за показниками, такими як рівень залишкової енергії, щільність сусідніх вузлів, відстань до базової станції, навантаження на вузол, показник довіри тощо. Такий підхід забезпечує гнучкість, точність і адаптивність процесу вибору основного вузла.

Пропонована в межах цього дослідження процедура кластеризації в бездротових сенсорних мережах із використанням нечіткої логіки передбачає здійснення логічного висновку з огляду на три вхідні параметри, кожен з яких буде перетворено у відповідну нечітку множину за допомогою функцій належності, що відтворюють різні рівні значень параметра (наприклад, низький, середній, високий рівень). Такий підхід допомагає коректно описати реальні дані, що надходять від сенсорів і можуть бути неповними або неточними через складні умови середовища.

Подальший етап передбачає розроблення та застосування правил нечіткого логічного висновку, сформованих на основі евристичних співвідношень між параметрами. Ці правила дають змогу оцінити доцільність вибору конкретного вузла як основного вузла кластера, зважаючи на взаємозалежність вхідних параметрів. Наприклад, вузол із високим рівнем енергії, незначною відстанню до базової станції та середньою щільністю сусідів має вищу ймовірність бути обраним як основний порівняно з іншими вузлами.

Отже, формування кластерів здійснюватиметься на основі отриманих вихідних значень нечіткої системи логічного висновку (оцінок) способом об'єднання сенсорних вузлів навколо основних, які мають максимальний рівень ймовірності бути обраними. Такий підхід сприяє більш збалансованому розподілу навантаження та мінімізації енергетичних витрат на передачу даних усередині кластера.

Після етапу кластеризації структура БСМ періодично оновлюється, що забезпечує адаптацію до змін середовища, наприклад, вичерпання енергоресурсів або поява нових вузлів. Завдяки цьому підтримується енергетична ефективність, стійкість і тривалість життєвого циклу мережі.

Як вхідні величини нечіткої системи логічного висновку запропоновано використання таких параметрів БСМ: залишкова енергія вузла, щільність сусідніх

вузлів і відстань до базової станції. Вхідні величини було обрано з огляду на такі міркування.

Залишкова енергія вузла в БСМ – це кількість енергетичних ресурсів (наприклад, заряд батареї), що залишилися в сенсорному вузлі після виконання ним комунікаційних і обчислювальних операцій, і яка визначає подальшу спроможність вузла брати участь у мережевій активності. Рівень залишкової енергії вузла є важливим фактором у процесі кластеризації, оскільки вибір вузлів з більш високим енергетичним резервом як основних дає змогу збалансувати енергоспоживання в мережі, подовжити її життєвий цикл та зменшити ймовірність передчасного виходу з ладу окремих компонентів. Вузли з недостатнім рівнем енергії не здатні ефективно виконувати функції основних, адже це може призвести до зниження надійності мережі. У багатьох алгоритмах кластеризації залишкова енергія є одним із критеріїв прийняття рішення. Для цієї вхідної величини лінгвістичні множини визначено відповідно до виразу

$$E \in \{ \text{Низька}, \text{Середня}, \text{Висока} \}. \quad (1)$$

Щільність сусідніх вузлів у БСМ відповідає кількості сенсорних вузлів у межах зони прямого радіозв'язку певного вузла, визначаючи таким чином локальну насиченість мережевої топології. Щільність сусідніх вузлів також впливає на процес кластеризації, оскільки вузли з високою щільністю мають більший потенціал для ефективного управління кластером, забезпечуючи зменшення кількості міжкластерних з'єднань та зниження енергетичних витрат. Водночас надмірна щільність може спричинити перевантаження окремих основних вузлів, що вимагатиме балансування навантаження між кластерами. Для цієї вхідної величини лінгвістичні множини визначено за виразом

$$N \in \{ \text{Мала}, \text{Середня}, \text{Велика} \}. \quad (2)$$

Відстань від вузла до базової станції у БСМ – це просторове розташування сенсорного вузла щодо центрального приймального пункту, що безпосередньо впливає на енергетичні витрати під час передачі даних. Відстань від вузла до базової станції також суттєво впливає на кластеризацію, оскільки вузли, розташовані ближче до базової станції, потребують менше енергії для передачі даних, що робить їх більш придатними для виконання ролі основних. Водночас надмірна концентрація таких вузлів у центрі мережі може призвести до дисбалансу навантаження, тому ефективні алгоритми кластеризації мають брати

до уваги не лише відстань, а й розподіл вузлів у просторі. Для цієї вхідної величини лінгвістичні множини визначено відповідно до виразу

$$D \in \{\text{Близька, Середня, Далека}\}. \quad (3)$$

Для всіх трьох вхідних величин функції належності є трапецієподібні й розраховуються так:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & \text{якщо } x \leq p_1 \text{ } x > q_2, \\ \frac{x - p_1}{p_2 - p_1} & \text{якщо } p_1 < x \leq p_2, \\ 1 & \text{якщо } p_2 < x \leq q_1, \\ \frac{q_2 - x}{q_2 - q_1} & \text{якщо } q_1 < x \leq q_2, \end{cases} \quad (4)$$

де $\mu(x)$ – функція належності для вхідної змінної; x – значення вхідної змінної; p_1 – нижня межа, де функція належності починає зростати від 0; p_2 – нижня межа, де функція належності досягає 1; q_1 – верхня межа, де функція належності все ще рівна 1; q_2 – верхня межа, після якої функція належності спадає до 0.

Вибір саме цього типу функцій зумовлений їх простою реалізацією та здатністю адекватно

відтворювати нечіткі межі між лінгвістичними термами. Трапецієподібна форма дає змогу гнучко описувати змінні, для яких існують чітко визначені ділянки "низьких" і "високих" значень, а також перехідні зони, де належність до певної категорії змінюється поступово. Такий підхід є доцільним для БСМ, де показники енергетичного стану або просторового розташування вузлів можуть варіюватися в широкому діапазоні. Крім того, трапецієподібні функції належності мають незначну кількість параметрів для налаштування, що спрощує процес їх подальшої оптимізації.

Вихідною величиною запропонованої нечіткої системи логічного висновку є ймовірність для конкретного вузла бути обраним основним вузлом кластера. Це значення відтворює ступінь придатності вузла до виконання функцій кластерного керування на основі його поточних характеристик, таких як залишкова енергія, відстань до базової станції та щільність сусідніх вузлів. Динамічне оновлення цього значення дасть змогу адаптувати процес кластеризації до змін у мережі, підвищуючи в такий спосіб її гнучкість і надійність. Для вихідної величини лінгвістичні множини визначено за виразом

$$P \in \{\text{дуже мала, мала, середня, велика, дуже велика}\}. \quad (5)$$

Для вихідної величини в розробленій нечіткій системі функції належності задаються у вигляді констант (синглетонів). Такий вибір дає змогу надалі легко інтегрувати нечітку систему в структуру нейронечіткої системи. Отже, функції належності вихідної величини обчислено за формулою

$$\mu(y) = \begin{cases} 0 & \text{if } y \neq m, \\ 1 & \text{if } y = m, \end{cases} \quad (6)$$

де $\mu(y)$ – функція належності для вихідної змінної; y – значення вихідної змінної; m – еталонне значення.

Нечітка база знань є набором нечітких правил типу "якщо, тоді":

$$\text{If } E = A_i \text{ and } N = B_j \text{ and } D = C_k \text{ then } P = p_{ijk}, \quad (7)$$

де A_i , B_j , C_k – відповідні нечіткі множини для кожної вхідної змінної; p_{ijk} – вихідне значення для i, j, k -го правила.

На вхід нечіткої системи логічного висновку подаються конкретні значення трьох вхідних величин: $E = e$, $N = n$, $D = d$. Далі для кожного нечіткого правила обчислено ступінь його активації за формулою (8) і його вихідне значення p_{ijk} .

$$w_{ijk} = \mu_{A_i}(e) \cdot \mu_{B_j}(n) \cdot \mu_{C_k}(d), \quad (8)$$

де w_{ijk} – ваговий коефіцієнт (ступінь активації) i, j, k -го правила; $\mu_{A_i}(e)$ – функція належності значення e вхідної змінної E до нечіткої множини A_i ; $\mu_{B_j}(n)$ – функція належності значення n вхідної змінної N до нечіткої множини B_j ; $\mu_{C_k}(d)$ – функція належності значення d вхідної змінної до D нечіткої множини C_k .

Вихідне значення, що формує нечітка система логічного висновку, обчислено за виразом

$$P = \frac{\sum_{i,j,k} w_{ijk} \cdot p_{ijk}}{\sum_{i,j,k} w_{ijk}}. \quad (9)$$

Оскільки в цьому дослідженні запропоновано гібридний підхід, то розроблена нечітка система логічного висновку оптимізується з використанням генетичного алгоритму для налаштування параметрів функцій належності. Такий підхід забезпечить наближення до глобального оптимуму в процесі вибору основних вузлів кластерів за багатьма критеріями.

Застосування генетичного підходу дає змогу здійснити глобальний пошук оптимальних рішень у багатовимірному просторі параметрів, уникаючи потрапляння в локальні мінімуми, що часто є проблемою традиційних методів оптимізації. Завдяки цьому забезпечується підвищення точності нечіткої системи й узгодженість між вхідними параметрами та результатами оцінювання доцільності вибору основних вузлів кластерів. Генетичний алгоритм виконує евристичний пошук способом еволюційного відбору, схрещування та мутації потенційних рішень – набором параметрів функцій належності. Критерієм оптимізації є так звана функція пристосованості. У генетичних алгоритмах розв'язки задачі оптимізації подаються у вигляді двійкових хромосом. У цьому випадку, оскільки використані функції належності є трапецієподібними, хромосома є набором параметрів трапецієподібних функцій належності й визначається так:

$$\chi = [a_1, b_1, c_1, d_1, a_2, b_2, c_2, d_2, \dots, a_9, b_9, c_9, d_9] \in \mathbb{R}^{36}. \quad (10)$$

У цьому разі буде використано класичний генетичний алгоритм, що має такий вигляд [16]:

- 1) створюємо початкову популяцію випадкових хромосом;
- 2) оцінюємо кожну хромосому;
- 3) обираємо найкращі хромосоми;
- 4) схрещуємо пари хромосом-батьків, щоб створити нові хромосоми-нащадки;
- 5) мутуємо хромосоми;
- 6) замінюємо гірших, оновлюємо популяцію;
- 7) повторюємо кроки 2–6 протягом кількох поколінь;
- 8) обираємо найкращий результат – оптимальні параметри функцій належності.

На наступному етапі оптимізована нечітка система трансформується в нейронечітку систему типу ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*), яка поєднує адаптивність і здатність до навчання нейронних мереж із гнучкістю та інтерпретованістю нечітких систем. У ANFIS параметри функцій належності та вагові коефіцієнти правил уточнюються за допомогою процедур навчання на основі змодельованих даних. Це дає змогу системі самостійно адаптуватися до змінних умов функціонування БСМ, підвищуючи точність прийняття рішень і знижуючи необхідність у ручному налаштуванні параметрів.

П'ятишарова нейромережа ANFIS на основі розробленої нечіткої системи формується за класичною структурною схемою, де кожен шар виконує певну

функцію в процесі нечіткого логічного висновку та адаптивного навчання.

Перший шар виконує фазифікацію вхідних змінних, тобто перетворення чітких значень трьох вхідних параметрів у відповідні ступені належності до нечітких множин. Другий шар призначений для комбінування значень нечітких змінних і обчислення сили активації кожного правила в базі знань. Як наслідок, формується набір зважених значень, що відтворюють поточну активність правил у системі. Третій шар виконує нормалізацію отриманих значень сили активації, забезпечуючи їх приведення до відносних вагових коефіцієнтів. Четвертий шар відповідає за зважування та обчислення вихідних значень нечітких правил. На цьому етапі відбувається поєднання нормалізованих вагових коефіцієнтів із результатами лінійних комбінацій вхідних змінних, що відтворює вплив кожного правила на кінцеве значення. П'ятий шар реалізує агрегацію результатів усіх нечітких правил, утворюючи кінцеве значення вихідної змінної – оцінку придатності вузла до виконання ролі основного вузла кластера.

У процесі навчання ANFIS застосовує комбінований підхід, що поєднує метод найменших квадратів для коригування параметрів наслідків і зворотне поширення похибки для налаштування параметрів функцій належності. Завдяки цьому досягнуто високу точність апроксимації.

Комп'ютерне моделювання

Моделювання нечіткої системи логічного висновку й ANFIS-структури та оптимізацію генетичним алгоритмом реалізовано за допомогою середовища MATLAB, яке має розвинуті інструменти для моделювання нечітких систем (*Fuzzy Logic Designer*), оптимізаційних задач (*Global Optimization Toolbox*) та побудови нейронечітких моделей (*ANFIS Editor*). Такий вибір інструментарію забезпечує ефективну інтеграцію методів і візуалізацію результатів моделювання.

Загальний вигляд розробленої нечіткої системи логічного висновку, призначеної для розв'язання задач кластеризації (нечіткої системи кластеризації) в програмі MATLAB, подано на рис. 1. За основу обрано модель Сугено, яка має перевагу в обчислювальній ефективності (якщо порівнювати з моделлю Мамдані) завдяки використанню вихідних

функцій-констант, що спрощує етап дефазифікації. Це дає змогу простіше реалізовувати модель Сугено в системах реального часу з обмеженими

ресурсами. Крім того, ця модель краще підходить для оптимізації та навчання за допомогою алгоритмів машинного навчання.

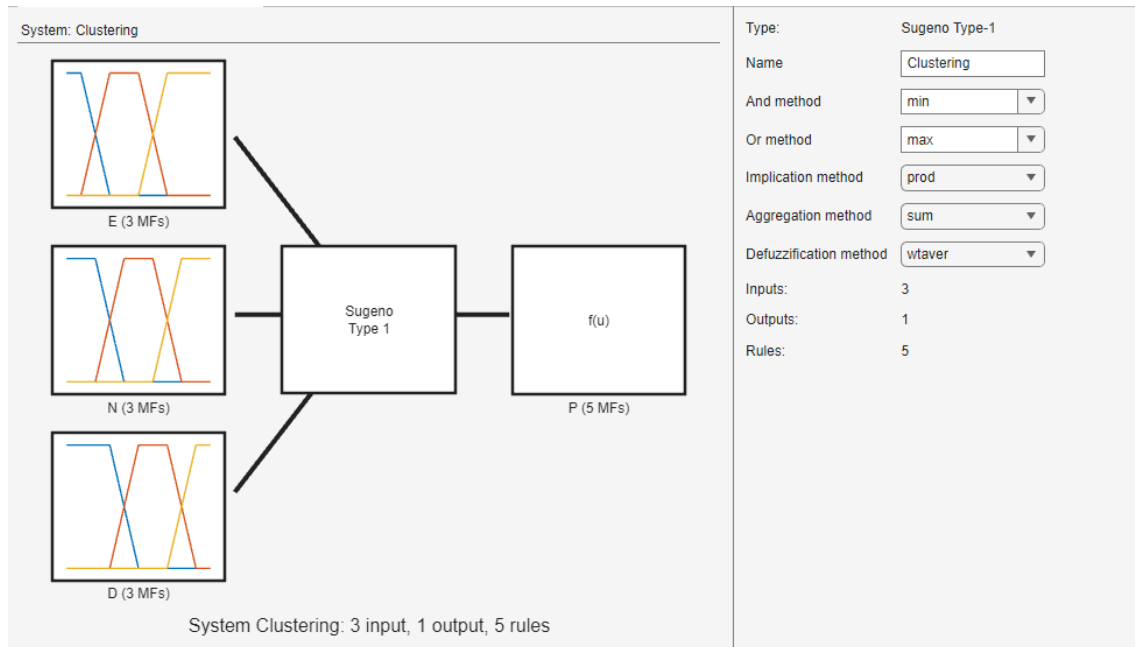


Рис. 1. Нечітка система кластеризації в програмі MATLAB

На першому етапі задано діапазони значень вхідних і вихідної змінних. Потім сформовано базу правил, яка встановлює логічні зв'язки між вхідними параметрами й вихідною реакцією системи. Нечітка система кластеризації працює на основі п'яти

нечітких правил, що допомагає достатньо точно описати складні взаємодії параметрів і забезпечити ефективне функціонування моделі в межах поставленого завдання. Вигляд бази правил в інтерфейсі програми MATLAB подано на рис. 2.

Fuzzy Inference System (FIS) Plot Membership Function (MF) Editor Rule Editor			
System: Clustering			
Add All Possible Rules Clear All Rules			
	Rule	Weight	Name
1	If E is L and N is S and D is F then P is VL	1	rule1
2	If E is M and N is S and D is M then P is L	1	rule2
3	If E is M and N is M and D is M then P is M	1	rule3
4	If E is M and N is D and D is M then P is H	1	rule4
5	If E is H and N is D and D is N then P is VH	1	rule5

Рис. 2. База нечітких правил у програмі MATLAB

Моделювання роботи нечіткої системи кластеризації виконано в середовищі *Fuzzy Logic Designer* за допомогою вбудованих інструментів візуалізації та аналізу поведінки системи. Ці засоби дають змогу швидко перевірити коректність побудованої бази правил і функцій належності. Результат моделювання роботи нечіткої системи кластеризації продемонстровано на рис. 3.

Отже, якщо залишкова енергія сенсорного вузла становить 60%, щільність навколишніх вузлів – 70%, відстань від цього вузла до базової станції – 35% від максимально допустимої, тоді цей вузол може бути обраний основним вузлом кластера з імовірністю 80,7%.

Далі в розроблену систему інтегровано ще одну технологію обчислювального інтелекту – генетичний алгоритм. Результат оптимізації структури нечіткої

системи кластеризації за допомогою генетичного алгоритму подано на рис. 4. Оптимізація полягає в автоматичному налаштуванні параметрів нечіткої

системи, зокрема форм функцій належності та вагових коефіцієнтів правил з метою мінімізації середньоквадратичної помилки.

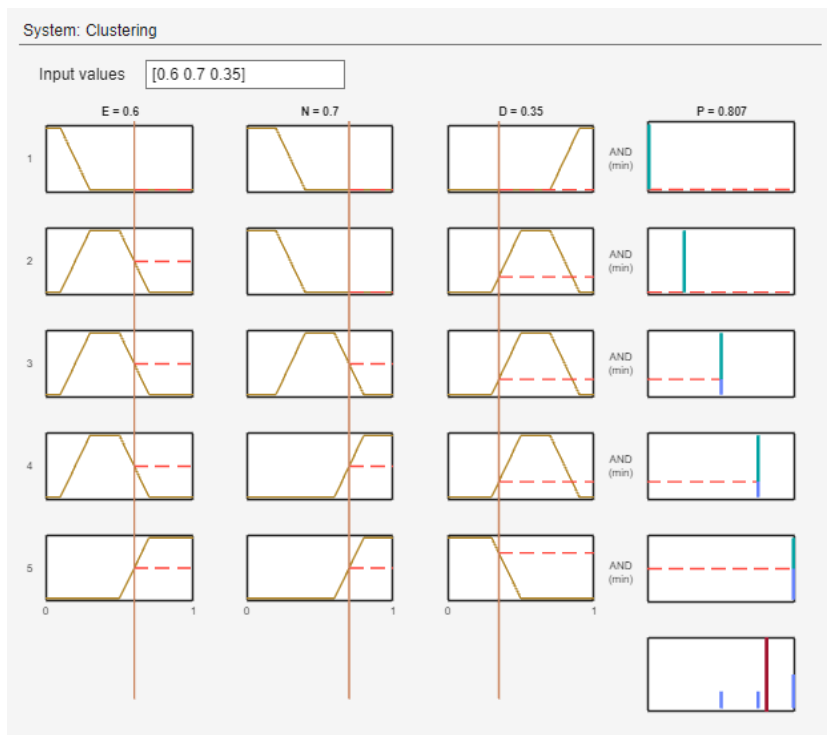


Рис. 3. Результат моделювання

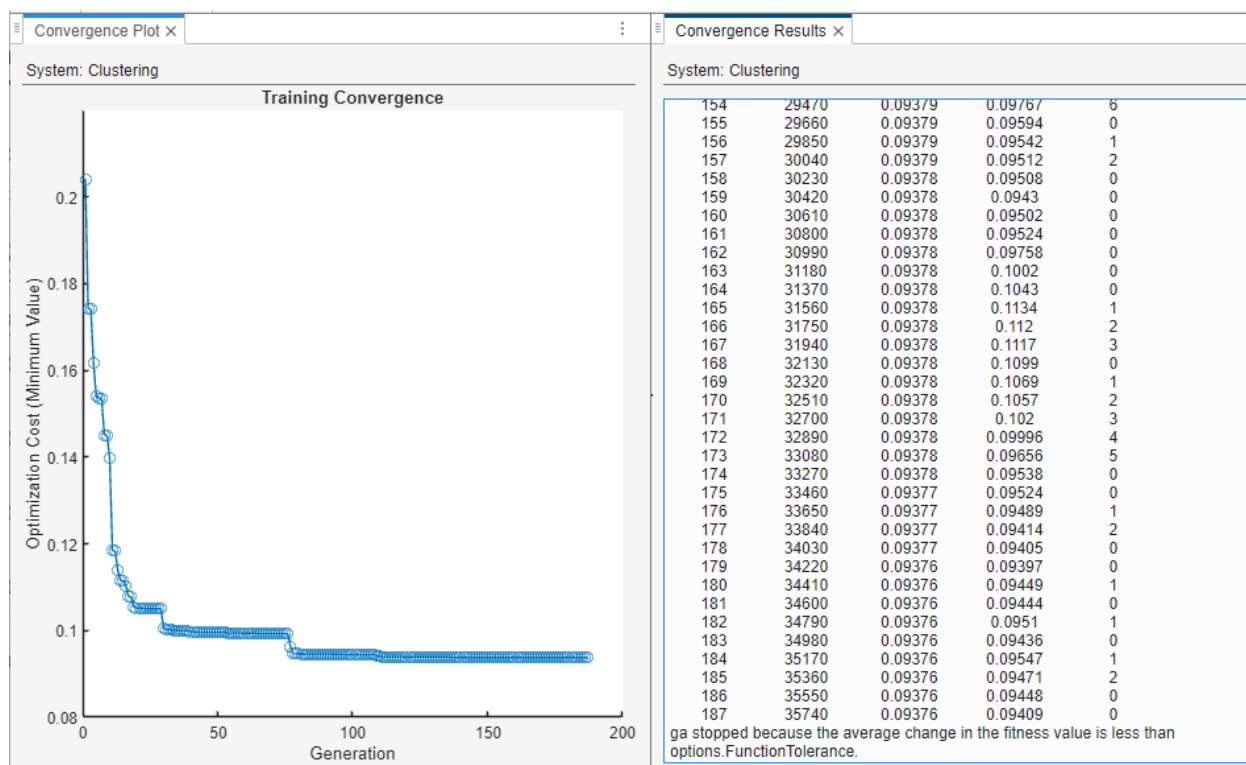


Рис. 4. Результат оптимізації

Далі додаємо третю технологію обчислювального інтелекту – штучну нейронну мережу. Для цього перетворюємо оптимізовану нечітку систему в адаптивну нейронечітку систему логічного висновку ANFIS. Це здійснюється з використанням інструменту ANFIS Editor GUI. Цей процес передбачав створення навчальної вибірки, на основі якої ANFIS адаптує параметри нечіткого виведення за допомогою нейромережових методів. Результат перетворення нечіткої системи кластеризації в нейронечітку систему зображено на рис. 5.

Після налаштування параметрів навчання виконується тренування, унаслідок якого ANFIS автоматично коригує параметри функцій належності для забезпечення мінімальної похибки. ANFIS була навчена за методом зворотного поширення похибки. Для цього використано експериментальну вибірку вхідних і вихідних даних. Результат навчання на рис. 6 демонструє, що похибка роботи системи є допустимою, тобто система навчена правильно й може буди застосована для кластеризації в БСМ.

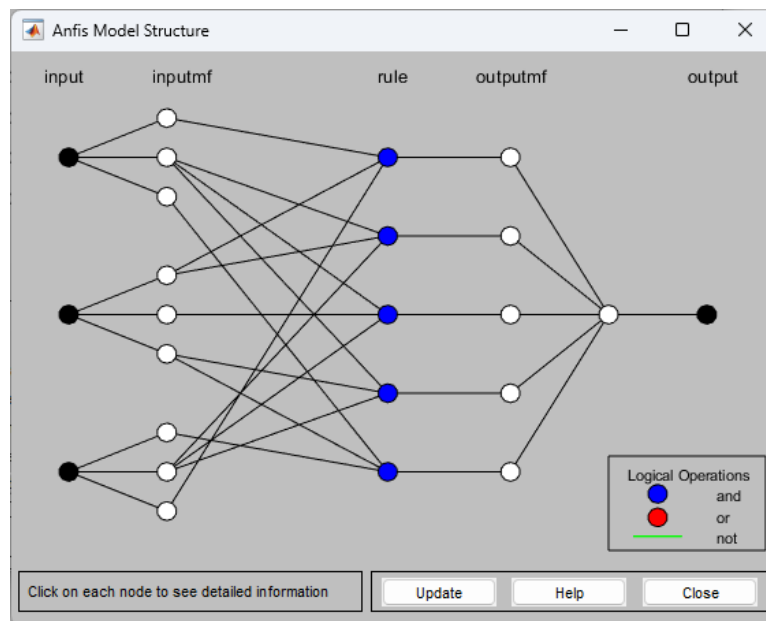


Рис. 5. Нейронечітка система кластеризації в програмі MATLAB

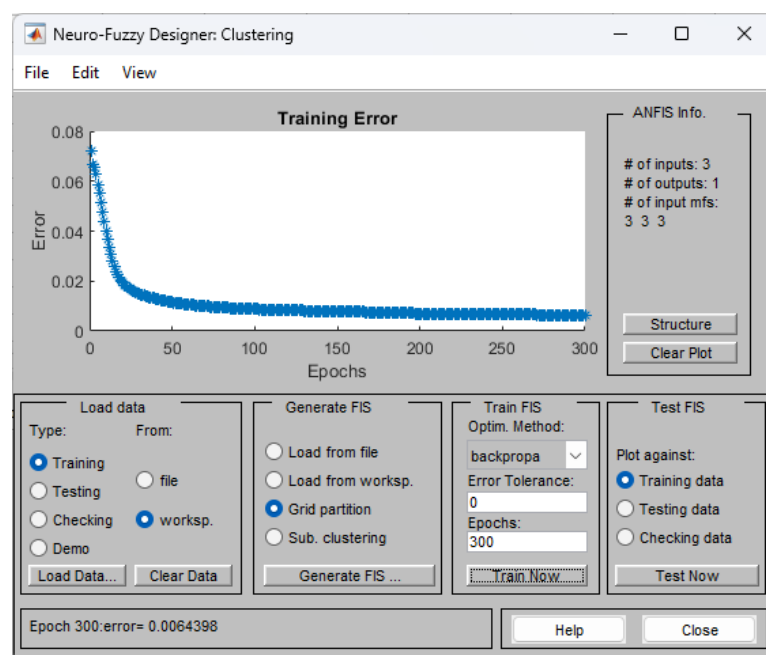


Рис. 6. Результат навчання адаптивної нейронечіткої системи кластеризації в програмі MATLAB

Наступний етап – валідація отриманої системи кластеризації. Валідація нечіткої системи виконується з метою оцінювання здатності системи узагальнювати знання на основі зовнішніх тестових показників. Після імпорту даних система порівнює результати з еталонною вихідною інформацією. Інтерфейс валідації надає графіки порівняння, статистику похибок, а також числові показники точності, зокрема середньоквадратичну помилку. Це дає змогу

візуально й кількісно оцінити ефективність побудованої нечіткої системи логічного висновку. У разі незадовільної якості валідації можна внести зміни до бази правил, функцій належності або структури моделі та повторити перевірку. Як видно з рис. 7, значні розбіжності між еталонним і отриманими значеннями відсутні, відтак нечітка система працює правильно й не потребує додаткових налаштувань параметрів.

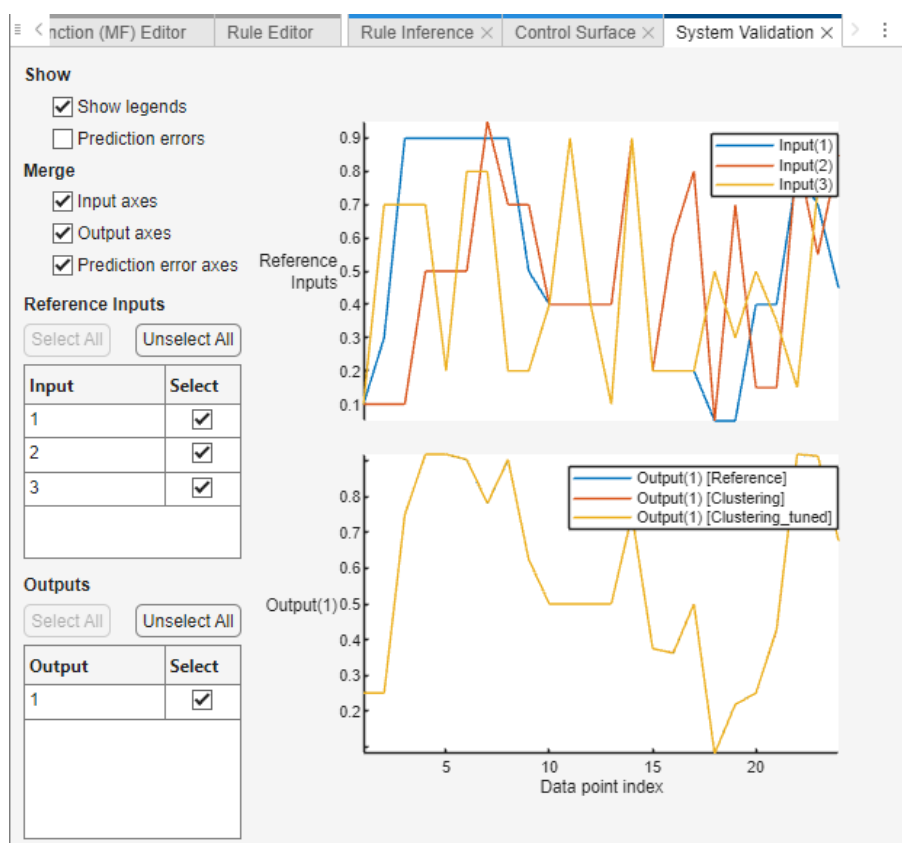


Рис. 7. Результати валідації нечіткої системи кластеризації в програмі MATLAB

Отже, результати дослідження демонструють переваги впровадження технологій обчислюваного інтелекту для кластеризації в БСМ та вказують на перспективи подальшого розвитку адаптивних систем, здатних ефективно функціонувати в умовах обмежених ресурсів і високої складності середовища.

Висновки

У статті досліджено можливості й доцільність застосування технологій обчислюваного інтелекту для розв'язання задачі кластеризації в бездротових сенсорних мережах. Аналіз основних питань, зокрема обмеженість енергетичних ресурсів, масштабованість, динамічні топології та балансування навантаження,

дав змогу визначити ключові проблеми в побудові ефективних механізмів кластеризації.

Розглянуто три провідні технології обчислюваного інтелекту: генетичний алгоритм, нечітку логіку та штучні нейронні мережі. Кожен з них продемонстрував окремі переваги. Водночас найкращим можна вважати гібридний підхід.

Аналіз довів, що гібридні підходи, які поєднують можливості генетичних алгоритмів, нечіткої логіки й нейронних мереж, забезпечують значно кращі результати порівняно з традиційними алгоритмами кластеризації.

У роботі розроблено нечітку систему логічного висновку, оптимізовану за допомогою генетичного

алгоритму та перетворену в нейронечітку систему. Комп'ютерне моделювання роботи нечіткої системи підтвердило правильність розрахунків.

Отримані результати створюють підґрунтя для подальших досліджень, спрямованих на розроблення самонавчальних кластеризаційних механізмів у БСМ на основі сучасних методів обчислювального інтелекту.

Отже, застосування обчислювального інтелекту, особливо у вигляді гібридних методів, є перспективним напрямом підвищення ефективності та надійності кластеризації в БСМ. Подальші дослідження будуть спрямовані на впровадження методів глибокого навчання, що дасть змогу ще краще адаптувати процес кластеризації до умов реального часу та високої мобільності вузлів.

References

1. Abdulwahid, A. and Salih, M. (2022), "Wireless sensor networks applications, challenges, and security requirements", in *Proceedings of 2nd International Multi-Disciplinary Conference Theme: Integrated Sciences and Technologies, IMDC-IST 2021*. DOI: 10.4108/eai.7-9-2021.2314823
2. Afroz, F. and Braun, R. (2020), "Energy-efficient MAC protocols for wireless sensor networks: a survey", *International journal of sensor networks*, 32(3), P. 150–173. DOI: <https://doi.org/10.1504/ijnsnet.2020.105563>
3. Doddapaneni, K. et al. (2014), "Deployment challenges and developments in wireless sensor networks clustering", in *2014 28th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops*. IEEE. Victoria, BC, Canada. DOI: 10.1109/WAINA.2014.46
4. Jubair, A.M. et al. (2021), "Optimization of clustering in wireless sensor networks: Techniques and protocols", *Applied sciences*, 11(23), 11448 p. DOI: <https://doi.org/10.3390/app112311448>
5. Kalkha, H., Satori, H., Satori, K. (2017), "A dynamic clustering approach for maximizing scalability in wireless sensor networks", *Transactions on machine learning and artificial intelligence*, 5(4). DOI: <https://doi.org/10.14738/tmlai.54.3328>
6. Kaur, L., Kad, S. (2017), "Clustering techniques in wireless sensor network: A review", *International journal of computer applications*, 179(5), P. 30–34. DOI: <https://doi.org/10.5120/ijca2017915952>
7. Ali-Gburiy, K., Shah, A.F.M.S. (2023), "Performance comparison of PEGASIS, HEED and LEACH protocols in wireless sensor networks", *Celal Bayar University Journal of Science*, 19(1), P. 11–18. DOI <https://doi.org/10.18466/cbayarfbe.1165816>
8. Balakrishnan, B., Balachandran, S. (2017), "FLECH: Fuzzy Logic Based Energy Efficient Clustering Hierarchy for nonuniform wireless sensor networks", *Wireless communications and mobile computing*, 2017, P. 1–13. DOI: <https://doi.org/10.1155/2017/1214720>
9. Chit, T.A., Maung, N.A.M. and Zar, K.T. (2021), "Modified LEACH and fuzzy C-means based clustering protocol for wireless sensor networks", *International journal of advances in scientific research and engineering*, 07(01), P. 48–54. DOI: <https://doi.org/10.31695/ijasre.2021.33963>
10. Alkwai, L.M. and Yadav, K. (2025), "Energy-efficient clustering algorithm using distributed fuzzy-logic to prolong the survivability of wireless sensor networks", *Internet technology letters*, 8(2). DOI: <https://doi.org/10.1002/itl2.549>
11. Kaushik, A.K. (2016), "A Hybrid Approach of Fuzzy C-means Clustering and Neural network to make Energy-Efficient heterogeneous Wireless Sensor network", *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 6(2), 674 p. DOI: <https://doi.org/10.11591/ijece.v6i2.pp674-681>
12. Nayak, P. et al. (2024), "Artificial neural network-based clustering in Wireless sensor Networks to balance energy consumption", *Cogent engineering*, 11(1). DOI: <https://doi.org/10.1080/23311916.2024.2384652>
13. Al-Mousawi, A.J. (2020), "Evolutionary intelligence in wireless sensor network: routing, clustering, localization and coverage", *Wireless networks*, 26(8), P. 5595–5621. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11276-019-02008-4>
14. Sahoo, B.M., Pandey, H.M. and Amgoth, T. (2022), "A genetic algorithm inspired optimized cluster head selection method in wireless sensor networks", *Swarm and evolutionary computation*, 75(101151), 101151 p. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2022.101151>
15. Balobaid, A.S. et al. (2023), "Neural network clustering and swarm intelligence-based routing protocol for wireless sensor networks: A machine learning perspective", *Computational intelligence and neuroscience*, 2023(1), 4758852 p. DOI: <https://doi.org/10.1155/2023/4758852>
16. Mohsin, R. razaq. (2022), "Genetic Algorithm: A study survey". *Iraqi Journal of Science*. Vol 63 No 3. P. 1215–1231. DOI: <https://doi.org/10.24996/ijcs.2022.63.3.27>

Received (Надійшла) 02.07.2025

Accepted for publication (Прийнята до друку) 30.11.2025

Publication date (Дата публікації) 28.12.2025

Відомості про авторів / About the Authors

Семенова Олена Олександрівна – кандидат технічних наук, доцент, Вінницький національний технічний університет, доцент кафедри "Інфокомунікаційні системи і технології", Вінниця, Україна; e-mail: semenova.o.o@vntu.edu.ua; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-5312-9148>; Scopus ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=36728178500>

Джус Андрій Васильович – Вінницький національний технічний університет, аспірант, кафедра "Інфокомунікаційні системи і технології", Вінниця, Україна; e-mail: dzhuz1988@gmail.com; ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0005-3583-5766>; Scopus ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=59897049100>

Мартинюк Володимир В'ячеславович – Вінницький національний технічний університет, аспірант, кафедра "Інфокомунікаційні системи і технології", Вінниця, Україна; e-mail: vm4ukr@gmail.com; ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0006-8421-0348>

Semenova Olena – PhD (Engineering Sciences), Associate Professor, Vinnytsia National Technical University, Associate Professor at the Department of Infocommunication Systems and Technologies, Vinnytsia, Ukraine.

Dzhus Andrii – Vinnytsia National Technical University, Graduate Student at the Department of Infocommunication Systems and Technologies, Vinnytsia, Ukraine.

Martyniuk Volodymyr – Vinnytsia National Technical University, Graduate Student at the Department of Infocommunication Systems and Technologies, Vinnytsia, Ukraine.

APPLICATION OF COMPUTATIONAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES IN CLUSTERIZATION PROBLEMS OF WIRELESS SENSOR NETWORKS

The subject matter of the study is the process of selecting the head node of a cluster in wireless sensor networks (WSNs) using intelligent approaches that can adapt to changing environmental conditions. WSNs consist of a large number of sensor nodes with that collect, process and transmit data. Effective clustering is one of the main mechanisms for optimizing the operation of WSNs, as it allows reducing energy consumption, increasing network reliability and scalability. **The goal** of the study is to analyze the features of using modern computational intelligence tools and methods to increase the efficiency of the sensor node clustering process, which allow taking into account a variety of factors when making decisions about cluster formation and selecting head nodes. Traditional clustering algorithms are not always able to adapt to changes in network parameters, especially in the presence of heterogeneous nodes or changes in topology. In this regard, methods based on computational intelligence, in particular genetic algorithms, neural networks, fuzzy logic, as well as hybrid approaches, are becoming increasingly relevant. These methods allow taking into account a number of parameters when forming clusters and selecting cluster heads. **Tasks** of the study are analysis of existing approaches to clustering in BSM; development of a clustering fuzzy inference system; construction of a rule base for making optimal decisions; experimental verification of the proposed system. **Methods** of the study are tools of computational intelligence, in particular neural network learning, genetic optimization and fuzzy control, as well as computer modeling. The article analyzes the advantages of using each of the existing approaches. **Results** are: a structure of the fuzzy inference system was developed, input and output variables were determined, a database of fuzzy rules and membership functions was formed. The operation of the fuzzy system was simulated in the MATLAB environment. The developed system was also optimized and its operation validated. **Conclusions:** the use of hybrid intelligent approaches has significant advantages for solving clustering problems in BSM, which may indicate the prospects for further development of systems capable of functioning effectively in conditions of limited resources and high environmental complexity.

Keywords: wireless sensor network; clustering; fuzzy logic; neural network; genetic algorithm.

Бібліографічні описи / Bibliographic descriptions

Семенова О. О., Джус А. В., Мартинюк В. В. Застосування технологій обчислюваного інтелекту в задачах кластеризації бездротових сенсорних мереж. *Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості*. 2025. № 4 (34). С. 151–162. DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2025.4.151>

Semenova, O., Dzhuz, A., Martyniuk, V. (2025), "Application of computational intelligence technologies in clusterization problems of wireless sensor networks", *Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*, No. 4 (34), P. 151–162. DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2025.4.151>