

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-60-26>

УДК 621.396

Семенова Олена Олександрівна, к.т.н., доцент

<https://orcid.org/0000-0001-5312-9148>

Луцишин Андрій Станіславович, аспірант

<https://orcid.org/0009-0005-4612-5823>

Джус Андрій Васильович, аспірант

<https://orcid.org/0009-0005-3583-5766>

Мартинюк Володимир В'ячеславович, аспірант

<https://orcid.org/0009-0006-8421-0348>

Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна

АГРЕГАЦІЯ ДАНИХ У БЕЗДРОТОВИХ СЕНСОРНИХ МЕРЕЖАХ ЗА ДОПОМОГОЮ ТЕХНОЛОГІЙ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Семенова О. О., Луцишин А. С., Джус А. В., Мартинюк В. В. Агрегація даних у бездротових сенсорних мережах за допомогою технологій обчислювального інтелекту. У статті розглядається проблема ефективної агрегації даних у бездротових сенсорних мережах (БСМ), що є важливою процедурою для зменшення енергоспоживання, мінімізації надлишкової передачі та подовження часу життя мережі. Зважаючи на обмежені ресурси вузлів БСМ, традиційні методи агрегації даних не завжди здатні ефективно функціонувати в умовах гетерогенного середовища. У цьому контексті особливу увагу приділено застосуванню технологій обчислювального інтелекту, таких як нейронні мережі, генетичні алгоритми, нечітка логіка, що дозволяють адаптивно здійснювати агрегацію залежно від характеристик середовища та мережі. В той же час, поєднання нечіткої логіки, еволюційних алгоритмів та штучних нейронних мереж у єдиній гібридній системі надає можливість використовувати сильні сторони кожної технології, забезпечуючи високу адаптивність та точність агрегації даних. У межах проведеного дослідження розроблено модель системи нечіткого виведення для агрегації даних, яка враховує такі параметри вузлів, як залишкова енергія, навантаження та відстань до базової станції. Модель реалізовано у середовищі MATLAB за допомогою інструменту Fuzzy Logic Designer. Для підвищення ефективності роботи системи здійснено її оптимізацію за допомогою генетичного алгоритму, що дало змогу налаштувати функції належності. На фінальному етапі модель було перетворено у адаптивну систему нейро-нечіткого виведення ANFIS, яку було навчено на основі симульованих даних у MATLAB. Результати моделювання підтверджують, що запропонований підхід забезпечує гнучке та енергоефективне управління процесом агрегації в умовах динамічного середовища БСМ.

Ключові слова: нечіткий контролер, нейронна мережа, генетичний алгоритм, бездротова сенсорна мережа, агрегація даних, інтелектуальні технології.

Semenova O., Lutsyshyn A., Dzhus A., Martyniuk V. Data aggregation in wireless sensor networks using computational intelligence technologies. The article considers the problem of effective data aggregation in wireless sensor networks (WSNs), which is important procedure for reducing energy consumption, minimizing excess transmission, and extending the network lifetime. Given the limited resources of WSN nodes, traditional data aggregation methods are not always able to function effectively in a heterogeneous environment. In this context, special attention is paid to the application of computational intelligence technologies, such as neural networks, genetic algorithms, fuzzy logic, which allow for adaptive aggregation depending on the characteristics of the environment and network. At the same time, the combination of fuzzy logic, evolutionary algorithms, and artificial neural networks in a single hybrid system makes it possible to use the strengths of each technology, ensuring high adaptability and accuracy of data aggregation. As part of the research, a model of a fuzzy inference system for data aggregation was developed, which takes into account such node parameters as residual energy, load, and distance to the base station. The model was implemented in the MATLAB environment using the Fuzzy Logic Designer tool. To increase the efficiency of the system, it was optimized using a genetic algorithm, which made it possible to adjust the membership functions. At the final stage, the model was transformed into an adaptive neuro-fuzzy inference system ANFIS, which was trained on the basis of simulated data in MATLAB. The simulation results confirm that the proposed approach provides flexible and energy-efficient control of the aggregation process in the dynamic environment of the WSN.

Keywords: fuzzy controller, neural network, genetic algorithm, wireless sensor networks, data aggregation, intelligent technologies.

Постановка проблеми. Наразі у сучасному світі стрімкого розвитку Інтернету речей бездротові сенсорні мережі (БСМ) відіграють важливу роль у різних застосунках – від моніторингу навколишнього середовища, сільського господарства, медицини та «розумного міста» до військових та промислових систем. Зазвичай, сенсорні вузли БСМ мають досить обмежені ресурси – обчислювальну потужність, обсяг пам'яті, енергоживлення, що суттєво ускладнює реалізацію складних обчислювальних процесів та вимагає особливої уваги до ефективного використання енергії.

Одним із аспектів, який значною мірою впливає на енергоефективність та продуктивність БСМ, є агрегація даних. Цей процес дозволяє зменшити надлишковість інформації, що передається мережею, скорочуючи кількість пакетів і, відповідно, зменшуючи енергоспоживання. Проте традиційні методи агрегації, як правило, базуються на простих математичних операціях і не враховують складні характеристики сенсорного середовища, такі як неоднорідність даних, змінні умови передачі, мобільність вузлів або наявність завад.

У цьому контексті технології обчислювального інтелекту відкривають нові можливості для інтелектуальної агрегації даних, яка адаптується та навчається на основі попереднього досвіду. До таких технологій належать штучні нейронні мережі, алгоритми машинного навчання, нечітка логіка, генетичні алгоритми та їх комбінації. Їх використання дозволяє досягти значного покращення в процесі прийняття рішень, підвищити точність обробки даних і забезпечити збалансоване навантаження на вузли мережі [1].

Таким чином, дослідження особливостей застосування технологій обчислювального інтелекту для агрегації даних у БСМ є актуальним і перспективним напрямом, який дозволяє подолати обмеження традиційних методів і забезпечити ефективну, надійну та масштабовану роботу сенсорних мереж у складних умовах експлуатації.

Аналіз останніх джерел. Авторами було проведено огляд та аналіз відомих методів агрегації даних у БСМ [2–4]. Так, одним із перших відомих протоколів є LEACH (Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy). Він використовує кластеризацію, при якій у кожному кластері вибирається головний вузол, який збирає дані від підлеглих вузлів, агрегує їх і передає до базової станції. LEACH зменшує кількість прямих передач і розподіляє енергоспоживання між вузлами, проте не враховує достовірність або значущість окремих даних, що може призводити до втрати критичної інформації. Інший приклад – це протокол PEGASIS (Power-Efficient GAttering in Sensor Information Systems), який передбачає утворення ланцюга з вузлів, у якому дані передаються по черзі до «лідера» ланцюга, який і здійснює передачу до базової станції. Цей метод дозволяє ще більше зменшити кількість передач на великі відстані, але потерпає від затримок і неефективності у динамічному середовищі з мобільними вузлами. У протоколі TEEN (Threshold sensitive Energy Efficient sensor Network) вводяться порогові значення, за якими вузол вирішує, чи передавати дані, базуючись на їхній зміні відносно попередніх вимірів. Це зменшує обсяг трафіку, проте при надто високих порогах існує ризик пропуску важливих змін у середовищі.

Спільною рисою всіх цих методів є їх орієнтація на структурну оптимізацію (наприклад, формування кластерів, ланцюгів або дерев) без глибокого аналізу змісту та контексту даних. Вони не враховують важливість інформації, її ймовірну аномальність чи кореляцію з іншими джерелами даних. Крім того, статичні алгоритми не здатні ефективно адаптуватися до зміни топології мережі, умов передачі або типів сенсорів.

Таким чином, можна зробити висновок, що оскільки традиційні методи агрегації даних у БСМ було розроблено з урахуванням обмежених ресурсів сенсорних вузлів та необхідності зменшення трафіку в мережі, то основною метою цих методів є зниження обсягу переданої інформації шляхом комбінування кількох повідомлень у єдине агреговане представлення. Найбільш поширеними є прості агрегативні функції, такі як середнє значення, максимум, мінімум, медіана, сума або дисперсія. Попри свою ефективність на перших етапах розвитку БСМ, ці підходи дедалі частіше поступаються місцем інтелектуальним методам, які здатні обробляти неоднорідні та неточні дані, навчатися на їх основі й приймати оптимальні рішення.

Так, інтеграція технологій обчислювального інтелекту у процес агрегації даних у БСМ відкриває нові можливості для створення адаптивних, самоорганізованих і енергоефективних систем. На відміну від традиційних методів, інтелектуальні алгоритми здатні враховувати складність та динаміку середовища, варіативність типів даних, а також історію вимірів для прийняття оптимальних рішень щодо агрегації. Найбільш перспективними підходами у цьому напрямі є використання систем нечіткого виведення, штучних нейронних мереж і еволюційних методів [5].

Системи нечіткого виведення (СНВ) здатні ефективно працювати з неточними, частково визначеними або розмитими даними, що особливо актуально для сенсорних мереж, де сигнали можуть бути зашумлені, неповні або змінюватися з часом. Функціонування таких систем ґрунтується на логічних правилах «якщо–то», де вхідні параметри, такі як рівень енергії вузла, достовірність вимірювання, інтенсивність зміни параметра, трансформуються у лінгвістичні

величини (наприклад, «низький», «середній», «високий»). Використання систем нечіткого виведення для процедури агрегування даних у БСМ було запропоновано у працях [6, 7]. У механізмі агрегації система нечіткого виведення може приймати рішення, які дані варто передати, а які – агрегувати або відкинути. Наприклад, якщо достовірність даних висока, а рівень енергії вузла низький, то дані передаються лише у разі перевищення заданого порогу зміни. Це дозволяє ефективно балансувати між точністю інформації та збереженням енергоресурсів.

Штучні нейронні мережі (ШНМ) є зручним та потужним інструментом для моделювання складних нелінійних залежностей між вхідними параметрами та вихідними рішеннями. У БСМ ШНМ можуть навчатися на статистичних даних для прогнозування важливості повідомлень, виявлення аномалій або оцінки контексту, що визначає потребу в передачі даних. Використання ШНМ для процедури агрегування даних у БСМ було досліджено у працях [8–10]. Наприклад, нейронна мережа може отримувати на вході такі ознаки, як тип події, місце вимірювання, інтенсивність зміни значень, залишкова енергія та шумове оточення, і на основі попередньо навченої моделі визначати, чи варто передавати ці дані далі. Такі моделі можуть враховувати специфіку середовища, наприклад, у сільськогосподарських мережах – погодні умови, у медичних – стан пацієнта, в екологічному моніторингу – рівень забруднення, і на основі цих параметрів коригувати політику агрегації.

Еволюційні методи використовуються для оптимізації складних задач, зокрема вибору оптимальних вузлів-агрегаторів, мінімізації кількості передач, побудови енергоефективної топології або визначення кращої послідовності обробки даних. Використання еволюційних методів, зокрема генетичних алгоритмів, для процедури агрегування даних у БСМ було досліджено у працях [11–12]. У області агрегації даних вони використовуються для знаходження конфігурації мережі, що мінімізує загальні втрати енергії при збереженні заданого рівня точності даних. Базовими елементами генетичного алгоритму є представлення рішень у вигляді двійкових послідовностей – хромосом, використання функції пристосованості, яка оцінює ефективність агрегації, а також застосування операторів відбору, кросовера і мутації. Еволюційний підхід дозволяє здійснювати оптимізацію в умовах багатьох обмежень, таких як максимальний рівень затримки, залишкова енергія, відстань до базової станції тощо.

У цілому, використання технологій обчислювального інтелекту забезпечує адаптивність, інтелектуальну фільтрацію даних, енергоефективність і ситуаційну релевантність, що робить їх особливо цінними в задачах агрегації для розподілених сенсорних середовищ. В той же час, мало увага приділено використанню гібридних підходів.

У гібридних інтелектуальних системах поєднуються декілька технологій обчислювального інтелекту для досягнення кращого балансу між точністю, адаптивністю, швидкістю та ефективністю обробки [13]. Застосування гібридних систем у області агрегації даних у БСМ дає можливість компенсувати недоліки окремих методів і підвищити загальну ефективність прийняття рішень у динамічному середовищі з обмеженими ресурсами.

Отже, агрегація даних у БСМ є важливим механізмом для зниження надмірності інформації, економії енергоресурсів та підвищення ефективності передачі. Оскільки сенсорні вузли мають обмежені обчислювальні можливості та енергетичні ресурси, впровадження адаптивних інтелектуальних методів стає особливо актуальним. Інтеграція обчислювального інтелекту в процес агрегації даних у БСМ є перспективним напрямом досліджень, що відкриває широкі можливості для підвищення продуктивності та надійності сенсорних мереж у різних прикладних галузях – від екологічного моніторингу до Інтернету речей та смарт-середовищ. Подальші дослідження можуть бути зосереджені на створенні гібридних моделей з урахуванням обмежень апаратних ресурсів та реального часу.

Метою статті є розробка та дослідження інтелектуального підходу до агрегації даних у бездротових сенсорних мережах на основі технологій обчислювального інтелекту, зокрема нечіткої логіки, еволюційних алгоритмів і штучних нейронних мереж.

Виклад основного матеріалу дослідження. Отже, у БСМ агрегація даних є важливим механізмом зниження обсягу переданих повідомлень, економії енергії та зменшення перевантаження мережі. Проте ефективність агрегації залежить від контекстних факторів, зокрема енергетичного стану вузлів, їхнього розташування відносно базової станції, а також інтенсивності локального трафіку. Врахування цих параметрів потребує інтелектуального підходу до прийняття рішень, зокрема використання технологій обчислюваного інтелекту.

У даній роботі використовується гібридний підхід, оскільки гібридні інтелектуальні системи здатні поєднати в собі сильні сторони різних методів обчислювального інтелекту і доводять свою ефективність у вирішенні багатофакторних задач агрегації. Вони забезпечують високу адаптивність, інтерпретованість результатів, оптимальне використання ресурсів та можливість самонавчання, що робить їх перспективними для розгортання у великих і складних сенсорних мережах майбутнього.

Так, поєднання ШНМ з системою нечіткого виведення дозволяє створювати нейро-нечіткі системи, які поєднують здатність до навчання нейромереж із лінгвістичною інтерпретованістю нечітких систем. У таких моделях правила нечіткої логіки генеруються автоматично на основі даних, а параметри функцій налаштовуються шляхом навчання. Ще одним варіантом є нечітко-еволюційні системи, де генетичні алгоритми використовуються для автоматичного налаштування бази нечітких правил або функцій належності. У таких моделях генетичний алгоритм еволюційно оптимізує логіку прийняття рішень на основі обраного критерію. Цей підхід особливо корисний у випадках, коли розробка вручну нечіткої бази знань є складною або недоступною через складність середовища або велику кількість вхідних параметрів.

Основою даної розробки є система нечіткого виведення, так як нечітка логіка є ефективним інструментом для прийняття рішень в умовах невизначеності та нечітко визначених вхідних даних, що характерно для БСМ. Потім розроблена система нечіткого оптимізується із використанням генетичного алгоритму для налаштування параметрів функцій належності та. Такий підхід дозволить забезпечити наближення до глобального оптимуму у процесі прийняття рішення. Далі СНВ трансформується у адаптивну нейро-нечітку систему ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), що поєднує в собі гнучкість нечіткої логіки та здатність навчання нейронних мереж.

Отже, запропонована СНВ агрегації даних базується на трьох основних вхідних параметрах: залишкова енергія вузла, відстань до базової станції та навантаження на вузол. Вони були обрані виходячи із наступних міркувань.

Залишкова енергія вузла – це є кількість енергії, що залишилася в елементі живлення сенсорного вузла після певного періоду його роботи. У контексті агрегації даних цей показник є критично важливим для вибору оптимальних вузлів-агрегаторів, оскільки енергетично виснажені вузли не здатні забезпечити стабільну передачу та обробку інформації. Врахування залишкової енергії під час планування агрегаційних процесів дозволяє підвищити енергоефективність мережі та продовжити її загальний час життя.

Відстань – це фізична відстань між досліджуваним сенсорним вузлом і його базовою станцією. У області агрегації даних цей параметр безпосередньо впливає на витрати енергії на передачу даних, а отже – на тривалість роботи мережі. Відповідне врахування відстані при агрегації даних сприяє зменшенню загального енергоспоживання під час агрегації та підвищує ефективність мережевої маршрутизації.

Навантаження вузла – це кількісна характеристика обсягу даних, який обробляється, передається або приймається цим вузлом протягом певного періоду часу. Високе навантаження може призвести до підвищеного енергоспоживання, затримок у передачі та зниження якості агрегації. Рациональний розподіл навантаження між вузлами є важливою умовою забезпечення енергоефективності, рівномірного зношування ресурсів і стабільного функціонування мережі.

Ці параметри перетворюються на лінгвістичні змінні, що відображають їх якісний стан: низька або висока енергія, близька або далека відстань, мале або велике навантаження.

Розроблена у рамках даного дослідження база нечітких правил формує висновки про доцільність участі конкретного вузла в агрегації даних. Наприклад, вузол з високою залишковою енергією та помірним навантаженням, що знаходиться близько до базової станції, отримає високий пріоритет участі в агрегації. У протилежному випадку, вузли з низьким енергетичним ресурсом або надмірним навантаженням будуть виключені з процесу агрегації. Пропонована база правил містить 8 нечітких правил.

Вихідною змінною пропонованої СНВ є пріоритет агрегації, значення якого визначається за допомогою методу Сугено, що дозволяє формувати гнучкі рішення, які враховують множину факторів в реальному часі, тим самим підвищуючи енергетичну ефективність та життєвий цикл мережі. Вихідна змінна має 8 лінгвістичних значень, а саме – відсутній, дуже низький, низький, посередньо-низький, середній, посередньо-високий, високий, дуже високий пріоритет.

Таким чином, запропонована СНВ призначена для забезпечення адаптивного управління агрегацією даних, тим самим підвищуючи стійкість мережі до перевантаження та сприяючи зменшенню загального енергоспоживання БСМ.

Моделювання. Моделювання та дослідження запропонованої СНВ агрегації було виконано за допомогою програмного пакета Matlab.

Вигляд розробленої СНВ агрегації даних у програмі Matlab подано на рис.1. Пропонована база нечітких правил для цієї СНВ подана на рис.2. Результат симуляції роботи СНВ агрегації даних у програмі Matlab подано на рис.3.

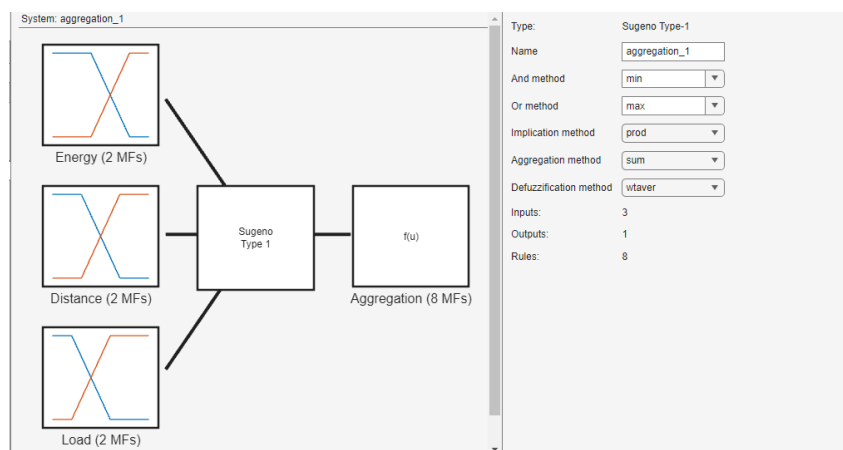


Рис.1. Розроблена СНВ агрегації даних у програмі Matlab

System: aggregation_1			
Add All Possible Rules Clear All Rules			
Rule	Weight	Name	
1 If Energy is L and Distance is N and Load is S then Aggregation is m	1	rule1	
2 If Energy is H and Distance is N and Load is S then Aggregation is vs	1	rule2	
3 If Energy is L and Distance is F and Load is S then Aggregation is mw	1	rule3	
4 If Energy is H and Distance is F and Load is S then Aggregation is s	1	rule4	
5 If Energy is L and Distance is N and Load is L then Aggregation is w	1	rule5	
6 If Energy is H and Distance is N and Load is L then Aggregation is ms	1	rule6	
7 If Energy is L and Distance is F and Load is L then Aggregation is no	1	rule7	
8 If Energy is H and Distance is F and Load is L then Aggregation is vw	1	rule8	

Рис.2. База нечітких правил СНВ агрегації даних у програмі Matlab

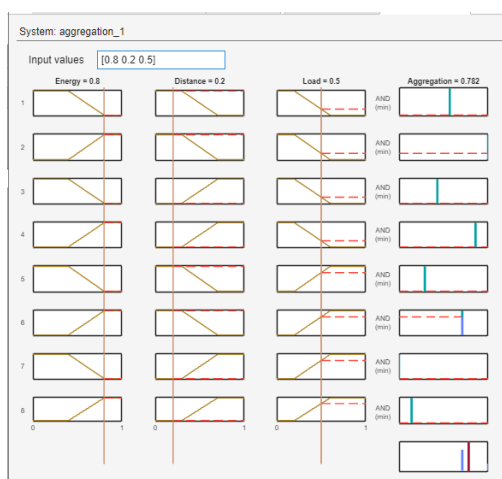


Рис.3.Результат симуляції СНВ агрегації даних у програмі Matlab

Розроблену СНВ агрегації даних було оптимізовано за допомогою генетичного алгоритму. Результат оптимізації структури СНВ агрегації даних у програмі Matlab подано на рис.4.

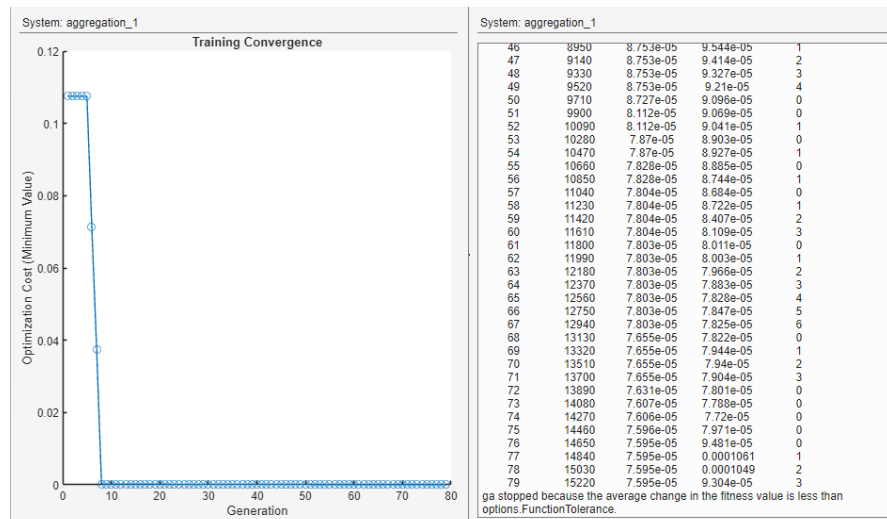


Рис.4.Результат оптимізації СНВ агрегації даних у програмі Matlab

Потім оптимізована СНВ була перетворена у адаптивну нейро-нечітку систему виведення, яка була навчена за допомогою методу зворотного поширення похибки. Результат навчання подано на рис.5.

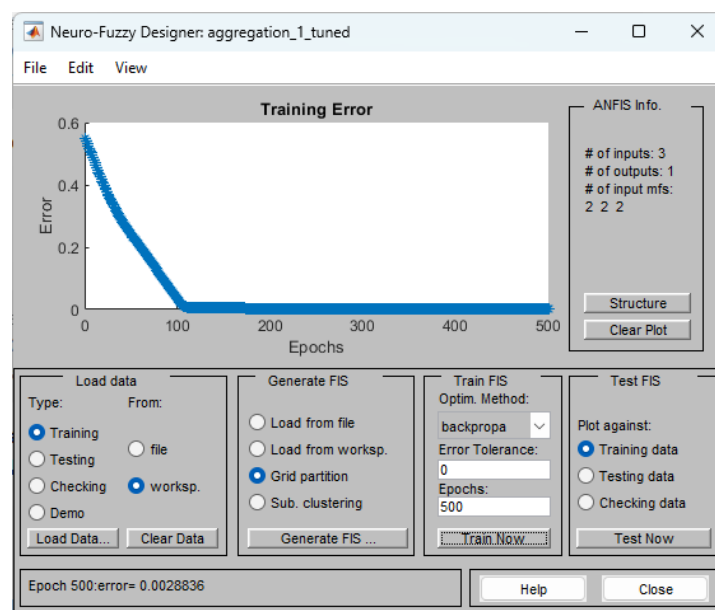


Рис.5.Результат навчання адаптивної нейро-нечіткої системи для агрегації даних у програмі Matlab

Як видно з рис.5, похибка є допустимою, тобто система навчена вірно і може бути застосована для агрегації даних у БСМ.

Висновки. У даній статті запропоновано інтелектуальний підхід до агрегації даних у бездротових сенсорних мережах на основі поєднання технологій нечіткої логіки, генетичних алгоритмів та штучних нейронних мереж. Розроблена у середовищі MATLAB система нечіткого виведення видає рішення щодо доцільності участі сенсорного вузла в агрегації даних на основі поточних значень таких величин, як залишкова енергія, навантаження та відстань до базової станції. Для підвищення точності СНВ була здійснена оптимізація її параметрів за допомогою генетичного алгоритму. Подальше перетворення СНВ в ANFIS-модель дозволило реалізувати механізм

самонавчання та адаптації до змінних умов мережі. Результати моделювання підтвердили ефективність запропонованого гібридного підходу, що свідчить про його перспективність для використання в динамічних сенсорних середовищах.

Список бібліографічного опису:

1. Osamy, W., Khedr, A. M., Salim, A., AlAli, A. I., & El-Sawy, A. A. (2022). Recent Studies Utilizing Artificial Intelligence Techniques for Solving Data Collection, Aggregation and Dissemination Challenges in Wireless Sensor Networks: A Review. *Electronics*, 11(3), 313. <https://doi.org/10.3390/electronics11030313>
2. Ajobiewe, D. N. (2021). Data Aggregation in Wireless Sensor Networks: Emerging Research Areas. *Journal of Mathematical Sciences & Computational Mathematics*, 3(1), 88–101. <https://doi.org/10.15864/jmscm.3107>
3. Roy, N. R., & Chandra, P. (2019). Analysis of Data Aggregation Techniques in WSN. In *Advances in Intelligent Systems and Computing* (pp. 571–581). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-0324-5_48
4. Idan Saeedi, I. D., & Al-Qurabat, A. K. M. (2021). A Systematic Review of Data Aggregation Techniques in Wireless Sensor Networks. *Journal of Physics: Conference Series*, 1818(1), 012194. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1818/1/012194>
5. Kulkarni, R. V., Forster, A., & Venayagamoorthy, G. K. (2011). Computational Intelligence in Wireless Sensor Networks: A Survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 13(1), 68–96. <https://doi.org/10.1109/surv.2011.040310.00002>
6. Srinithi, R., Shaila, K., Venugopal, K. R. (2019). Maximizing Network Lifetime using Fuzzy Based Secure Data Aggregation Protocol (FSDAP) in a Wireless Sensor Networks. *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, 8(4), 5989–6001. <https://doi.org/10.35940/ijrte.c4559.118419>
7. Wan, R., Xiong, N., Hu, Q., Wang, H., & Shang, J. (2019). Similarity-aware data aggregation using fuzzy c-means approach for wireless sensor networks. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2019(1). <https://doi.org/10.1186/s13638-019-1374-8>
8. Khorasani, F., & Naji, H. R. (2017). Energy efficient data aggregation in wireless sensor networks using neural networks. *International Journal of Sensor Networks*, 24(1), 26. <https://doi.org/10.1504/ijsn.2017.084207>
9. Kaur, N., & D, V. (2024). Energy Efficient Data Aggregation in Wireless Sensor Networks Using Meta Heuristic Based Feed Forward Back Propagation Neural Network Approach. *Journal of Machine and Computing*, 651–660. <https://doi.org/10.53759/7669/jmc202404062>
10. Zhou, H., & Yu, K. (2019). A Novel Wireless Sensor Network Data Aggregation Algorithm Based on Self-organizing Feature Mapping Neural Network. *Ingénierie Des Systèmes d'Information*, 24(1), 119–123. <https://doi.org/10.18280/isi.240118>
11. Lin, C., Wu, G., Xia, F., Li, M., Yao, L., & Pei, Z. (2012). Energy Efficient Ant Colony Algorithms for Data Aggregation in Wireless Sensor Networks (Version 1). *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1201.0119>
12. Kowsalya, R., Jeetha, B. R. (2020). CDARGA: Cluster-Based Data Aggregation with Genetic Routing Algorithm in Wireless Sensor Networks. *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, 8(6), 2976–2982. <https://doi.org/10.35940/ijrte.f8443.038620>
13. Sarma, K. K. (2015). Application of Soft Computing Tools in Wireless Communication—A Review. In *Signals and Communication Technology* (pp. 197–207). Springer India. https://doi.org/10.1007/978-81-322-2407-5_16

References:

1. Osamy, W., Khedr, A. M., Salim, A., AlAli, A. I., & El-Sawy, A. A. (2022). Recent Studies Utilizing Artificial Intelligence Techniques for Solving Data Collection, Aggregation and Dissemination Challenges in Wireless Sensor Networks: A Review. *Electronics*, 11(3), 313. <https://doi.org/10.3390/electronics11030313>
2. Ajobiewe, D. N. (2021). Data Aggregation in Wireless Sensor Networks: Emerging Research Areas. *Journal of Mathematical Sciences & Computational Mathematics*, 3(1), 88–101. <https://doi.org/10.15864/jmscm.3107>
3. Roy, N. R., & Chandra, P. (2019). Analysis of Data Aggregation Techniques in WSN. In *Advances in Intelligent Systems and Computing* (pp. 571–581). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-0324-5_48

4. Idan Saeedi, I. D., & Al-Qurabat, A. K. M. (2021). A Systematic Review of Data Aggregation Techniques in Wireless Sensor Networks. *Journal of Physics: Conference Series*, 1818(1), 012194. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1818/1/012194>
5. Kulkarni, R. V., Forster, A., & Venayagamoorthy, G. K. (2011). Computational Intelligence in Wireless Sensor Networks: A Survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 13(1), 68–96. <https://doi.org/10.1109/surv.2011.040310.00002>
6. Srinithi, R., Shaila, K., Venugopal, K. R. (2019). Maximizing Network Lifetime using Fuzzy Based Secure Data Aggregation Protocol (FSDAP) in a Wireless Sensor Networks. *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, 8(4), 5989–6001. <https://doi.org/10.35940/ijrte.c4559.118419>
7. Wan, R., Xiong, N., Hu, Q., Wang, H., & Shang, J. (2019). Similarity-aware data aggregation using fuzzy c-means approach for wireless sensor networks. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2019(1). <https://doi.org/10.1186/s13638-019-1374-8>
8. Khorasani, F., & Naji, H. R. (2017). Energy efficient data aggregation in wireless sensor networks using neural networks. *International Journal of Sensor Networks*, 24(1), 26. <https://doi.org/10.1504/ijsn.2017.084207>
9. Kaur, N., & D, V. (2024). Energy Efficient Data Aggregation in Wireless Sensor Networks Using Meta Heuristic Based Feed Forward Back Propagation Neural Network Approach. *Journal of Machine and Computing*, 651–660. <https://doi.org/10.53759/7669/jmc202404062>
10. Zhou, H., & Yu, K. (2019). A Novel Wireless Sensor Network Data Aggregation Algorithm Based on Self-organizing Feature Mapping Neural Network. *Ingénierie Des Systèmes d'Information*, 24(1), 119–123. <https://doi.org/10.18280/isi.240118>
11. Lin, C., Wu, G., Xia, F., Li, M., Yao, L., & Pei, Z. (2012). Energy Efficient Ant Colony Algorithms for Data Aggregation in Wireless Sensor Networks (Version 1). *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1201.0119>
12. Kowsalya, R., Jeetha, B. R. (2020). CDARGA: Cluster-Based Data Aggregation with Genetic Routing Algorithm in Wireless Sensor Networks. *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, 8(6), 2976–2982. <https://doi.org/10.35940/ijrte.f8443.038620>
13. Sarma, K. K. (2015). Application of Soft Computing Tools in Wireless Communication—A Review. In *Signals and Communication Technology* (pp. 197–207). Springer India. https://doi.org/10.1007/978-81-322-2407-5_16