

В. О. Дяченко

Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ПІДХОДИ ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯ У БЕЗПРОВІДНИХ СЕНСОРНИХ КОМП'ЮТЕРНИХ МЕРЕЖАХ

Анотація. Об'єктом дослідження є аналіз існуючих підходів енергозбереження у безпроводних сенсорних комп'ютерних мережах. Обмеження енергетичних ресурсів безпроводних сенсорних комп'ютерних мереж є великою проблемою. Ефективність роботи безпроводних сенсорних мереж сильно залежить від терміну їх служби. Актуальним є використання підходів, що базуються на технології автоматичної динамічної зміни живлення процесору (Dyamic Power Management). Це зумовлює зменшення споживання енергії у вузлах датчиків після розгортання та проєктування сенсорної мережі. Одним з багатьох можливих рішень цієї проблеми є використання інструментів інтелектуального аналізу даних, зокрема штучних нейронних мереж (ШНМ). Такі підходи набули актуальності у зв'язку з тим, що застосування ШНМ дозволяє збільшити енергоефективність у безпроводних сенсорних мережах. Перевагами використання ШНМ є: простота паралельно розподілених обчислень, розподілене сховище даних, надійність даних, автоматизація класифікації вузлів датчиків та зчитування з них. Зменшення розмірності та прогнозування даних датчиків, отриманих з виходів алгоритмами нейронних мереж, може призвести до зниження витрат на зв'язок та економію енергії. Всі ці переваги демонструють сумісність між безпроводними сенсорними мережами та штучними нейронними мережами. Згідно з науковими дослідженнями в цій області, можливе застосування нейронних мереж для зменшення споживання енергії. **Висновки.** Енергозбереження є найважливішим питанням у програмах безпроводних сенсорних мереж, яке слід враховувати у всіх аспектах використання цих мереж. Нейронні мережі як інтелектуальні інструменти демонструють велику сумісність із характеристиками безпроводних сенсорних мереж (БСМ) і можуть застосовуватися в різних схемах їх енергозбереження. У цій роботі представлена класифікація найважливіших застосувань нейронних мереж в питаннях енергоефективності БСМ. Застосування штучних нейронних мереж у БСМ можна узагальнити до прогнозування даних датчиків, злиття датчиків, виявлення кращого шляху, класифікації даних датчиків та кластеризації вузлів. Пропонується використання модифікованого методу карт самоорганізації Кохонена для підвищення ефективності роботи алгоритмів нейронних мереж. Все це призводить до менших витрат на зв'язок та економію енергії в сенсорних мережах.

Ключові слова: безпроводна сенсорна мережа; енергозбереження; штучна нейронна мережа; інтелектуальний аналіз даних; карта самоорганізації Кохонена.

Вступ

Якісний моніторинг навколишнього середовища за допомогою безпроводних сенсорних мереж потребує вирішення деяких актуальних питань, які пов'язані з особливостями місцевості їх розміщення: отримання доступу до кожного з датчиків та постійне отримання даних з місць, де людині складно тривалий час перебувати. У зв'язку з цим, продуктивність БСМ у великій мірі залежить від їхнього терміну служби. Таким чином, енергозбереження є серйозним і критичним аспектом при проєктуванні та розвитку безпроводних мереж, а також збільшенням тривалості їх використання. Досягнення бажаного ступеня енергозбереження є доцільним шляхом застосування розумного управління енергетичними ресурсами. Відомим є той факт, що енергоспоживання підсистеми зв'язку є набагато більшим, ніж обчислювальної підсистеми. Дослідження показали, що передача біта даних потребує такої ж кількості енергії, як виконання декількох тисяч інструкцій [2]. Отже, має бути компроміс між завданнями зв'язку та обробки. Споживання енергії радіомодуля в усіх режимах прийому, передачі та холостого ходу є однаковим, тоді як споживання енергії апаратних компонентів радіотракту зменшується принаймні на порядок у режимі сну. Таким чином, ефективним є вимкнення радіомодулю, доки у ньому немає необхідності. Відповідно до конкретного застосування, сенсорна підсистема може бути значним джерелом споживання енергії. У цьому випадку це слід врахо-

увати в енергоефективних підходах. В [2] представлена досконала систематика, яка розділяє всі енергоефективні підходи на три основні групи: циклічне використання, скорочення даних та підходи на основі мобільності (рис. 1).

Останнім часом існує великий інтерес до використання інтелектуальних інструментів, таких як ШНМ [3], в енергоефективних методах БСМ. ШНМ – це арифметичні алгоритми, які здатні засвоїти складне співвідношення між вхідними та вихідними даними відповідно до контрольованого навчання або класифікувати вхідні дані, що задані не відкрито, використовуючи навчання без вчителя [3]. Деякі алгоритми, що розроблені в рамках класичних штучних нейронних мереж, можуть бути легко застосовані до безпроводних сенсорних платформ, і в той же час вони можуть відповідати вимогам до сенсорних мереж, таким як: просте паралельне розподілене обчислення, розподілене зберігання, надійність даних та автоматична класифікація.

Якщо розглянути БСМ з точки погляду зниження витрат на зв'язок та економії енергії, нейронні мережі здатні зменшувати розмірність завдяки власним алгоритмам кластеризації. Однією з таких ШНМ є апарат мереж Кохонена [3]. Централізований характер мереж БСМ, в яких всі дані з вузлів датчиків часто доводиться надсилати на (як правило, зовнішню) базову станцію, дозволяє використовувати здатність нейронних мереж передбачати показники датчиків на базовій станції, що суттєво зменшить непотрібні комунікації та заощадить значну енергію.

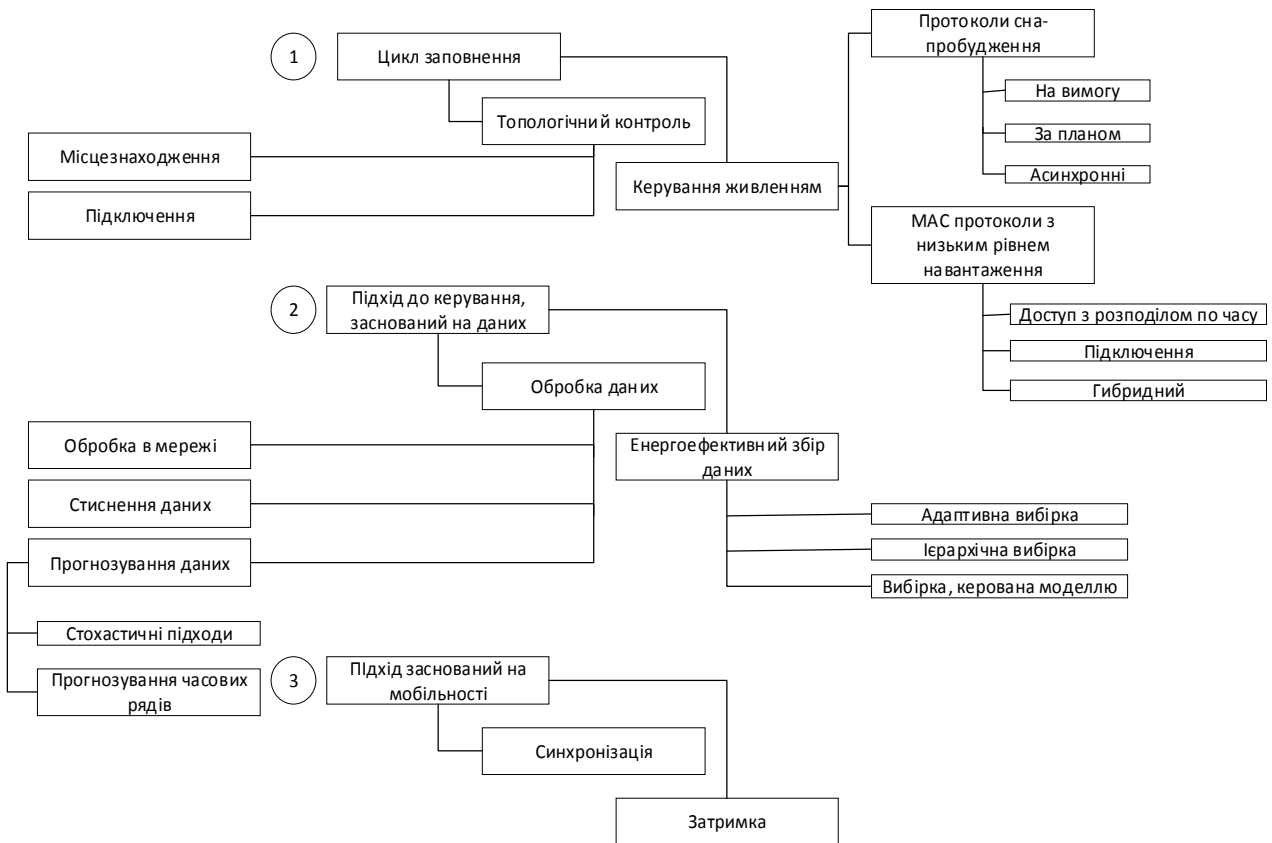


Рис. 1. Підходи до енергозбереження БСМ

Іншим важливим чинником використання методів нейронних мереж у БСМ є аналогія їх з ШНМ. Робота [4] свідчить про те, що ШНМ мають таку саму архітектуру, що і БСМ, оскільки нейрони відповідають вузлам датчиків, а з'єднання відповідають лініям радіозв'язку. Застосування парадигми нейронної мережі в контексті сенсорних мереж може призвести до глибшого розуміння процесів, що відбуваються всередині. З цієї точки розглянемо всю сенсорну мережу як нейронну мережу, і в кожному вузлі датчика всередині БСМ також може працювати нейронна мережа для прийняття рішення. Отже, ефективні реалізації нейронних мереж із використанням простих обчислень можуть замінити традиційні алгоритми обробки сигналів, що дозволяють вузлам датчиків обробляти дані, використовуючи менше ресурсів.

Енергозбереження сенсорних мереж з використанням штучних нейронних мереж

Нейронна мережа – це велика система, що містить паралельні або розподілені компоненти обробки даних (нейрони), що з'єднані топологією. Ці нейрони пов'язані через зважені зв'язки (синапси). Вагові вектори з'єднують мережний вхідний рівень із вихідним шаром. При цьому використовуються арифметичні алгоритми, які здатні засвоїти складні співвідношення між вхідними даними та вихідними (навчання з вчителем), або класифікувати дані, що задані неявно, при навчанні без вчителя. Але виникає проблема обрання відповідної топології нейронної мережі. Цей вибір залежить від властивостей та

найбільш можливих методів вирішення проблеми, а також властивостей самої ШНМ. Необхідно зазначити, що існує багато навчальних правил тренування ШНМ. У більшості цих мереж навчання базується на навчанні на прикладах. Таким чином, набір правильних даних (вхід-вихід) часто передається мережі, і на цих прикладах мережа повинна змінювати значення ваг, щоб, вводячи нові дані, мережа могла повернути правильні результати на вихід.

Однією з найважливіших властивостей ШНМ є здатність розпізнавати дані, на які впливає шум або інші чинники, що іноді призводить до змін в мережі, і видаляти ці зміни після перенавчання. Існують різні типи топологій, кожна з яких має різні можливості відповідно до необхідного застосування. Можливості мережі залежать від її структури, динаміки та правил навчання. Найважливіші програми включають прогнозування, класифікацію та ідентифікацію.

Слід зазначити, що нейронні мережі не є методами енергозбереження і не можуть самостійно допомогти зберегти енергію сенсорним мережам, але вони можуть бути використані в якості інтелектуальних інструментів для більш ефективної роботи існуючих методів енергозбереження. Можливою є реалізація повних ШНМ на кожному окремому вузлі датчика завдяки згаданим раніше аналогії між БСМ та ШНМ.

Енергоефективні підходи, засновані на нейронних мережах, також можуть бути класифіковані відповідно до ролі, яку вони відіграють у них, або відповідно до застосовуваних нейронних топологій.

На рис. 2 представлено класифікацію можливих ролей ШНМ, де перший стовпець відображає роль, яку відіграє нейронна мережа, другий стов-

пець представляє відповідну топологію, що використовується для неї, а третій стовпець - категорію підходу до збереження енергії.

№	Роль, яку відіграє ШНМ	Топологія ШНМ	Категорія технології енергозбереження
1	Енергоефективне відкриття шляху	Карти самоорганізації	Маршрут циклу заповнення
2	Кластеризація енергоефективних режимів	Модифіковані карти самоорганізації	Маршрут циклу заповнення з використанням кластеризації
3	Вибір головного кластера	Модифіковані карти самоорганізації	Маршрут циклу заповнення з використанням кластеризації
4	Агрегування/злиття даних	Карти самоорганізації; мережа з прямим розповсюдженням сигналу та зворотнім розповсюдженням помилки	Скорочення даних в обробці мережі
5	Асоціація даних	Мережа Хопфілда	Скорочення даних в обробці мережі
6	Асоціація мобільних даних	Конкурентноспроможна мережа Хопфілда	Скорочення даних в обробці мережі
7	Контекстна класифікація/ класифікація даних	Карти самоорганізації; ART1	Скорочення даних в обробці мережі
8	Прогнозування даних	Мережа з прямим розповсюдженням сигналу та зворотнім розповсюдженням помилки; мережа Елмана; радіально-базисна мережа	Скорочення даних, прогнозування даних

Рис. 2. Класифікація можливих ролей ШНМ в питаннях енергозбереження

З рис. 2 видно, що деякі можливості нейронних мереж можуть міститися в декількох категоріях енергоефективних методів або можуть бути підмножиною інших категорій (наприклад, асоціація даних є підмножиною злиття даних).

Також показано, що карти самоорганізації, очевидно, мають більше застосування в методах енергозбереження в порівнянні з іншими нейронними топологіями. Хоча це широке застосування цих карт можна пояснити їх сумісністю з багатовимірними даними, самоорганізацією та нечітким характером безпроводної сенсорної мережі.

У цій статті детально розглянемо енергоефективність маршрутизації з використанням карт самоорганізації.

Метою роботи є аналіз карт самоорганізації Кохонена стосовно використання у безпроводній сенсорній мережі з метою енергозбереження.

Сьогодні радіозв'язок є найбільш енергоємним завданням безпроводної сенсорної мережі. Багато досліджень було зосереджено на енергоефективних протоколах маршрутизації для вирішення цієї проблеми.

Маршрутизація – одна з найважливіших проблем безпроводної сенсорної мережі, яка може підтримувати продуктивність мережі. Через енергетичні обмеження кожного вузла в безпроводній сенсорній мережі, маршрутизація повинна здійснюватися таким чином, щоб збалансувати споживання енергії

між усіма вузлами, що веде до продовження терміну служби мережі та забезпечити покриття мережі. Через обмеження обробки даних та енергоспоживання використання штучного інтелекту історично відкидалося.

Однак у деяких спеціальних сценаріях особливості нейронних мереж доречні для розробки складних завдань, таких як виявлення маршруту.

Кластеризація даних в БСМ

Карта самоорганізації Кохонена (КСК) – це неконтрольована нейромережева структура, що складається з нейронів, організованих за регулярною сіткою низьких розмірів.

Кожен нейрон представлений n -мірним ваговим вектором, де n дорівнює розмірам вхідних векторів. Вагові вектори (або синапси) з'єднують вхідний рівень із вихідним шаром, який називається картою або конкурентним шаром.

Нейрони з'єднуються між собою за допомогою функцій сусідства. При цьому кожен нейрон вхідного шару пов'язаний з усіма нейронами вихідного, а всередині шарів зв'язків немає.

На нейрони вхідного шару подаються вектори ознак об'єктів, що кластеризуються.

Як і в звичайній нейронній мережі, вхідні нейрони не беруть участі в процесі навчання і обробці даних, а просто розподіляють вхідний сигнал по нейронам наступного шару (рис. 3).

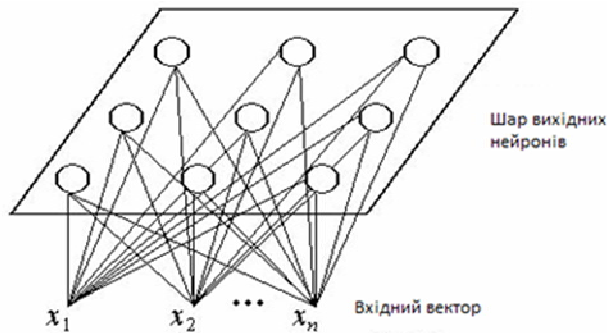


Рис. 3. Модель КСК

Кожен вхідний вектор активує нейрон у вихідному шарі (так званий нейрон-переможець) на основі його найбільшої подібності. Подібність зазвичай вимірюється евклідовою відстанню двох векторів. Важливою відмінністю навчального алгоритму КСК від інших алгоритмів векторного квантування є те, що не тільки найкращі узгоджувальні одиниці (нейрон-переможець), але й його топологічні сусіди будуть оновлені.

У роботі [5] автори запропонували інтелектуальний метод, заснований на нейромережах КСК, що оптимізують маршрутизацію з точки зору енергозбереження та обчислювальної потужності кожного вузла. Цей алгоритм був розроблений для безпроводного сенсорного вузла. Кожен вузол має значення завдяки своїй ролі в маршрутизації, так що вузли, які використовуються більше, ніж інші вузли в маршрутизації, мають більше значення через свої позиції. Визначено параметр Network Life Time (NLT), який є сумою вузлів у маршрутизації в момент часу t та величиною енергоспоживання вузла для маршрутизації. Використано нейронну мережу КСК, щоб визначити кожен вузол, що містить пакет даних, і взяти участь у маршрутизації або скиданні пакету. Алгоритм навчання КСК використовується для навчання нейронної мережі. Як тільки пакет прибуває, його вектор функцій буде витягнутий, і цей вектор буде відправлений до КСК цього вузла як вхід. Мета - максимізувати параметр NLT. Після перемоги вузла в конкурентній боротьбі з іншими вузлами дозволяється відправляти пакет і брати участь у маршрутизації. В іншому випадку він повинен скинути пакет. Оскільки алгоритми навчання КСК зазвичай підпорядковуються лінійним обчисленням, було зроблено припущення, що цей метод може бути ефективним для безпроводних вузлів через їх обмежені обчислення та енергетичні потужності.

Радикальним способом підвищення ефективності роботи обчислювальних засобів є застосування розподіленої обробки даних, при якій передбачається декомпозиція обчислювального процесу, відокремлення незалежних фрагментів і реалізація відповідних обчислень у вигляді незалежних потоків на окремих вузлах наявних обчислювальних систем. Обчислювальна система може бути, зокрема, локально-мережевою або апаратно зосередженою, що реалізована у вигляді комп'ютера загального призначення з багатоядерним процесором або ж реалізована у вигляді БСМ. Представляє інтерес ефективне по-

єднання алгоритмічних рішень з конкретними структурно-апаратними можливостями обчислювальних систем. Наявність паралельних гілок і незалежних блоків виконаного алгоритму має прийматися в розрахунок і реалізовуватися з урахуванням наявних можливостей і структурних особливостей розподіленої обробки даних.

Обмеженням класичних КСК є «покрокова» обробка навчальних образів: елементне пред'явлення вхідних образів і корекція сенсорного поля після обробки кожного з передавальних. Модифіковані КСК [6,7,8] припускають «пакетну» обробку навчальних вхідних даних. Образи навчальної вибірки надходять послідовно, і якщо їх радіус впливу на сенсорне поле не взаємоперетинається, то результуюча корекція сенсорного поля відбувається після (і за результатами) надходження всього пакету. При цьому матриця результуючої корекції будується так, що включає в себе всі окремі корекції, відповідні окремим пред'явленим образам, що проявився на різних непересічних ділянках сенсорного поля. Досягнутий виграв ефективності забезпечується за рахунок скорочення обробок сенсорного поля і обумовлений обсягом незалежних навчальних образів в «пакеті» (навчальній вибірці).

Кластерна маршрутизація [9] – це найбільш часто використовуваний енергоефективний протокол маршрутизації в безпроводних сенсорних мережах, які уникають архітектури єдиного шлюзу шляхом поділу мережевих вузлів на кілька кластерів, тоді як голова кожного кластера виконує роль локальної базової станції. Алгоритми кластеризації часто використовують топологічне сусідство або суміжність як основний параметр для формування кластерів.

Пропонується кластеризація вузлів датчиків за допомогою КСК, обчислюється для різної кількості вузлів, беручи різні параметри вузла датчика, такі як напрямок, положення, кількість стрибків, рівні енергії, чутливість, затримка тощо. Набір даних спочатку кластеризується за допомогою КСК, а потім кластеризується алгоритмом K-means[3]. Змінними, які слід розглядати як вхідний набір даних SOM, є координати x і y кожного вузла в мережевому просторі та енергетичний рівень їх. Насправді, змінні кластеризації мають два різних типи: відстань та енергія.

Вузли датчиків в даній області зазвичай утворюють чутливий кластер і працюють разом розподіленим і паралельним способом, подібно до шару нейронів. Дані всіх датчиків-членів зондуємого кластера походять з одного контексту, але вони різні, оскільки кожен датчик має різну точку зору через свій різний стан, наприклад його позиція щодо події. Тому ці різні дані вузлів кластера повинні бути стиснуті та злиті за допомогою методів обробки в мережі. Така обробка контекстної інформації здійснюється також ШНМ.

У [10] нейронна мережа КСК була використана для зменшення та класифікації подібних моделей. Було використано КСК в ієрархічній (на основі кластера) мережевій архітектурі, в якій вузли організовані в кілька кластерів з головою кластера або центрами злиття. Знижуючи обсяг даних, що підля-

гають передачі, КСК виконує кластеризацію подібних шаблонів. Ця характеристика дозволяє визначити взаємозв'язки між закономірностями, що призводить до їх класифікації. Цей метод може застосовуватися в додатках, керованих подіями, де КСК може класифікувати подію та підвищити надійність рішення.

Висновки

Енергозбереження є найважливішим питанням у програмах безпроводних сенсорних мереж, яке слід враховувати у всіх аспектах реалізації цих мереж. Нейронні мережі як інтелектуальні інструменти демонструють велику сумісність із характеристика-

ми БСМ і можуть застосовуватися в різних схемах їх енергозбереження.

У цій роботі представлена класифікація найважливіших застосувань нейронних мереж в питаннях енергоефективності БСМ. Застосування штучних нейронних мереж у БСМ можна узагальнити до прогнозування даних датчиків, злиття датчиків, виявлення кращого шляху, класифікації даних датчиків та кластеризації вузлів. Пропонується використання модифікованого методу карт самоорганізації Кохонена для підвищення ефективності роботи алгоритмів нейронних мереж. Все це призводить до менших витрат на зв'язок та економію енергії в сенсорних мережах.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Anastasi, G., Conti, M., Francesco, D.M., Passarella, A. (2009), Energy Conservation in Wireless Sensor Networks: a Survey. *Ad Hoc Networks* 7(3), 537–568.
2. Shwe, H.Y., Xiao-hong, J., Horiguchi, S. (2009), Energy Saving in Wireless Sensor Network. *Journal of Communication and Computer* 6(5), 20–28.
3. Руденко, О.Г., Бодянский Е.В. (2002), Основы теории искусственных нейронных сетей [Текст], Харьков: ТЕЛТЕХ., 317 с..
4. Oldewurtel, Frank and Mahonen, Petri, (2006) “Neural Wireless Sensor Networks”, *International Conference on Systems and Networks Communications, ICSNC '06*, pp.28 - 28.
5. Shahbazi, H., Araghizadeh, M.A., Dalvi, M., (2008) “Minimum Power Intelligent Routing In Wireless Sensors Networks Using Self Organizing Neural Networks”, *IEEE International Symposium on Telecommunications*, pp. 354--358.
6. Дяченко, В.А., Михаль О.Ф., Руденко О.Г. (2009), Сеть Кохонена с параллельным обучением // *Управляющие системы и машины*, No 5. – С. 14-18.
7. Дяченко В.О. , Михаль О.П. (2012), Адаптивне паралельне навчання модифікованої самоорганізованої карти Кохонена / *Біоніка інтелекту : наук.-техн. журнал.* – No 1 (78). – С. 85-90.
8. Diachenko, V., Liashenko, O., Mikhal, O., Ibrahim, BF., Koltun Y. (2019) Kohonen network with parallel training: Operation structure and algorithm // *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering* 8 (1), pp.35 – 38.
9. Aslam N, Philips W, Robertson W, Siva Kumar SH, (2010) “A multi-criterion optimization technique for energy efficient cluster formation in Wireless Sensor networks”, *Information Fusion*, Elsevier.
10. Mei, L., Haihao, Li., Shen, Y., Fan, J., Huang, SH., (2009) “Elastic neural network method for multi-target tracking task allocation in wireless sensor network”, *Computers and Mathematics with Applications*, Vol. 57, Issue .11-12, pp. 1822—1828.

Received (Надійшла) 10.09.2020

Accepted for publication (Прийнята до друку) 04.11.2020

Intellectual approaches to energy saving in wireless sensor computer networks

V. Diachenko

Abstract. The object of research is the analysis of existing approaches to energy saving in wireless sensor computer networks. Limiting the energy resources of wireless sensor computer networks is a big problem. The efficiency of wireless sensor networks strongly depends on their service life. The use of approaches based on the technology of automatic dynamic power change of the processor (Dynamic Power Management) is relevant. This leads to a reduction in energy consumption in the sensor units after the deployment and design of the sensor network. One of the many possible solutions to this problem is the use of data mining tools, in particular artificial neural networks (ANN). Such approaches have become relevant due to the fact that the use of ANN allows to increase energy efficiency in wireless sensor networks. The advantages of using ANN are: simplicity of parallel distributed calculations, distributed data storage, data reliability, automation of sensor node classification and reading from them. Reducing the dimensionality and prediction of sensor data obtained from the outputs of neural network algorithms can lead to lower communication costs and energy savings. All these advantages demonstrate the compatibility between wireless sensor networks and artificial neural networks. According to scientific research in this field, it is possible to use neural networks to reduce energy consumption. **Conclusions.** Energy saving is a key issue in wireless sensor network applications that should be considered in all aspects of using these networks. Neural networks as intelligent tools demonstrate great compatibility with the characteristics of wireless sensor networks (WSN) and can be used in various energy-saving schemes. This paper presents a classification of the most important applications of neural networks in energy efficiency WSN. The use of artificial neural networks in WSN can be generalized to sensor data prediction, sensor fusion, better path detection, sensor data classification, and node clustering. It is proposed to use a modified method of Kohonen self-organization maps to increase the efficiency of neural network algorithms. All this leads to lower communication costs and energy savings in sensor networks.

Keywords: wireless sensor network; energy saving; artificial neural network; data mining; map of self-organization Kohonen.