



DOI 10.28925/2663-4023.2025.27.732

УДК 004.72

Бученко Ігор Анатолійович

старший викладач кафедри комп'ютерної інженерії

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій

Київ, Україна

ORCID ID 0009-0003-9012-9632

i.anatoliyovi4@gmail.com

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯМ У ПЕРИФЕРІЙНИХ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ НА ОСНОВІ ТЕОРІЇ ІГОР

Анотація. З розвитком технологій периферійних обчислень (Edge Computing) та Інтернету речей (IoT) зростає актуальність оптимізації енергоспоживання в розподілених мережах. Традиційні методи управління енергоспоживанням часто є недостатньо ефективними через відсутність адаптації до динамічних умов навантаження та обмежену можливість координації між вузлами. У цій статті розглянуто кооперативну динамічну модель управління енергоспоживанням у периферійних обчислювальних мережах, що базується на принципах теорії ігор. У вступі визначено основні проблеми сучасних периферійних обчислювальних систем, серед яких високе енергоспоживання, нерівномірний розподіл навантаження та обмежені можливості адаптації до змінних умов роботи. Проведено огляд актуальних досліджень у сфері енергоефективного управління в периферійних обчисленнях. У розділі теоретичних основ дослідження описано ключові концепції, що лежать в основі запропонованої моделі. Розглянуто принципи кооперативних та некооперативних ігор, рівноваги Неша та алгоритмів оптимізації енергоспоживання, що застосовуються для балансування навантаження вузлів мережі. У розділі методології сформульовано математичну модель, що описує поведінку вузлів периферійної обчислювальної мережі як динамічну гру з неповною інформацією. Визначено функцію корисності вузлів, яка враховує рівень споживаної енергії, якість обслуговування (QoS) та витрати на передачу даних. Описано механізм знаходження рівноваги Неша для оптимального розподілу ресурсів між вузлами. У результатах дослідження продемонстровано ефективність запропонованої моделі у зниженні енергоспоживання та підвищенні продуктивності периферійної мережі. Запропонований підхід дозволяє вузлам адаптивно змінювати свої стратегії залежно від змін у навантаженні, що дає змогу мінімізувати загальні енергетичні витрати без втрати продуктивності. Використання машинного навчання у прийнятті рішень додатково підвищує ефективність системи. Практичне застосування моделі охоплює такі сфери, як розумні міста, IoT-інфраструктури, автономні системи керування енергоспоживанням. Використання розподілених механізмів прийняття рішень дозволяє забезпечити стабільну та ефективну роботу обчислювальних вузлів навіть в умовах обмежених ресурсів. У висновках підсумовано ключові результати дослідження та зазначено перспективи подальшого розвитку моделі, включаючи інтеграцію алгоритмів глибокого навчання, розширення механізмів кооперації між вузлами та впровадження технологій прогнозування енергоспоживання.

Ключові слова: інформаційна система; периферійні обчислення; Інтернет речей; управління комп'ютерною мережею; інтелектуальне управління енергоспоживанням; інформаційні технології; корпоративні мережі; теорія ігор.

ВСТУП

Постановка проблеми. Зростання популярності Інтернету речей (IoT) та периферійних обчислювальних мереж (edge computing network) зумовлює значне збільшення кількості вузлів, які споживають енергію. Попри переваги таких мереж у зниженні затримок та підвищенні продуктивності, вони стикаються з кількома



ключовими викликами: неефективне управління енергоспоживанням, відсутність механізмів динамічної адаптації, інтеграція відновлюваних джерел енергії, взаємозалежність вузлів. Є необхідність в розробці ІСУ для різних сфер застосування.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Актуальні дослідження в цій сфері, наприклад, у дослідженні «Energy-Efficient Edge Server Management for Edge Computing» [4] представлено модель управління edge-серверами з використанням підходу на основі теорії ігор для оптимізації енергоспоживання.

Стаття «A Game-Theoretical Approach for User Allocation in Edge Computing Environment» [5] пропонує підхід на основі теорії ігор для розподілу користувачів між edge-серверами з метою мінімізації затримок у мережі та енергоспоживання.

У статті «A Game Theoretical Approach for Resource Allocation and Task Offloading in Vehicular Edge Computing» [10] досліджується використання теорії ігор для розподілу ресурсів та передачі задач у транспортних edge-обчислювальних мережах.

Впровадження периферійних обчислень для зменшення затримок та енергоспоживання. Стаття «Граничні обчислення та Інтернет речей: як вони поєднуються» FIBERROAD [2] аналізує, як периферійні обчислення допомагають компаніям покращувати вебдодатки та зменшувати затримки під час зв'язку за рахунок зменшення використання пропускної здатності. Це, в свою чергу, сприяє зниженню енергоспоживання та підвищенню ефективності обробки даних у реальному часі.

У статті «Перелом для штучного інтелекту: роль машини Цетлін у зменшенні споживання енергії» UNITE [1] обговорюється використання машин Цетліна для прогнозування енергоспоживання в інтелектуальних мережах. Точні прогнози, отримані за допомогою цих машин, сприяють створенню більш стабільних та стійких енергетичних мереж, зменшуючи залежність від викопного палива та оптимізуючи використання енергії.

Мета статті. Метою даного дослідження є створення інтелектуальної моделі управління енергоспоживанням у периферійних обчислювальних мережах (edge computing network), яка використовує принципи теорії ігор для моделювання взаємодії вузлів мережі, базується на використанні некооперативної та кооперативної теорії ігор, забезпечує динамічну адаптацію енергоспоживання вузлів до змін навантаження та умов, інтегрує механізми для підтримки відновлюваних джерел енергії, підвищує загальну енергоефективність мережі, мінімізуючи витрати на енергію без втрати продуктивності. Це дозволить забезпечити оптимальний баланс між продуктивністю та енергоспоживанням вузлів.

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Інтелектуальне управління енергоспоживанням Інтернет речей (IoT) покликане максимально підвищити енергоефективність за рахунок збору інформації про енергію, управління аварійним відновленням енергії і спільного використання/торгівлі енергією шляхом розробки технології інтелектуальної енергетичної платформи на основі Інтернету речей.

Послуги інтелектуального управління енергоспоживанням IoT забезпечують підвищення енергоефективності, спільне використання енергії та послуги торгівлі за допомогою підключення та інтеграції енергосистем, що забезпечують передачу-використання енергії з використанням Інтернету речей [9].



Периферійна обчислювальна мережа (Edge Computing Network) — це децентралізована модель обчислень, у якій обробка даних виконується ближче до їх джерела, тобто на периферії мережі, а не у центральному дата-центрі чи хмарі. Такий підхід дозволяє зменшити затримки, знизити навантаження на мережу і підвищити ефективність обробки даних у реальному часі.

Інтеграція SMART GRID з периферійними обчислювальними мережами дозволяє перенести частину обчислювальних завдань із центральних серверів на периферію, тобто ближче до джерел даних або кінцевих користувачів. Це створює більш адаптивну, швидку та енергоефективну систему управління енергоспоживанням.

Переваги, які надає інтеграція SMART GRID з периферійними обчислювальними мережами:

- реальний час обробки даних. Периферійні обчислення можуть швидко аналізувати локальні енергетичні дані та приймати рішення на місці;
- зменшення затримок. Рішення, прийняті на периферії, усувають необхідність передачі даних у центральну мережу;
- оптимізація енергії. Мережа може адаптуватися до змін у споживанні енергії та інтеграції відновлюваних джерел;
- надійність. У разі збоїв центральної системи периферійна мережа здатна функціонувати автономно.

Теорія ігор — це математичний інструмент для моделювання взаємодії між гравцями, наприклад, вузлами в мережі або споживачами енергії, які приймають рішення з огляду на поведінку інших учасників. Вона може бути корисною у SMART GRID у таких аспектах:

- оптимізація енергоспоживання. Кожен вузол або споживач у мережі може приймати індивідуальні рішення, щоб мінімізувати свої витрати на електроенергію, беручи до уваги дії інших вузлів;
- інтеграція відновлюваних джерел енергії. Теорія ігор допомагає балансувати між постачанням і споживанням, враховуючи нестабільність відновлюваних джерел енергії. Моделі «виробник-споживач» визначають оптимальні тарифи та час споживання енергії;
- конкуренція та кооперація між вузлами. Конкуренція може стимулювати енергозберігаючі рішення, тоді як кооперація дозволяє забезпечити стійкість системи;
- зменшення пікових навантажень. Теорія ігор використовується для заохочення користувачів знижувати споживання під час пікових періодів через динамічне ціноутворення.

Інтелектуальні системи управління енергією (Intelligent energy management systems — IEMS) є необхідним інструментом для зменшення надмірного споживання енергії в домогосподарствах, комерційних, освітніх і промислових будівлях і, як наслідок, загальних викидів CO₂, які утворюються [6].

Інтелектуальне управління енергоспоживанням — це підхід до оптимізації використання енергії в різних системах та мережах за допомогою сучасних технологій, таких як штучний інтелект (AI), машинне навчання (ML), Інтернет речей (IoT), аналіз великих даних і автоматизовані системи. Цей підхід спрямований на зменшення енергоспоживання, підвищення енергоефективності, зниження витрат і мінімізацію впливу на довкілля.



Інтелектуальне управління енергоспоживанням базується на інтеграції кількох ключових компонентів, які взаємодіють для забезпечення ефективного використання енергії.

Перший етап — збір даних, на якому використовується різноманітне обладнання для моніторингу та реєстрації енергоспоживання. На цьому етапі інструментами є:

- сенсори IoT, які встановлюються на різних пристроях і вузлах мережі для збору даних про споживання електроенергії, температуру, навантаження тощо;
- лічильники «розумної» енергії, що забезпечують точний запис споживання енергії в реальному часі;
- шлюзи IoT, які з'єднують сенсори з системою управління для передачі даних.

Наприклад, у розумному будинку встановлено сенсори на кожному побутовому пристрої: холодильник, кондиціонер, освітлення тощо. Вони відстежують, скільки енергії споживає кожен пристрій.

Другий етап — аналіз даних. На основі зібраних даних здійснюється їх обробка та аналіз із використанням сучасних технологій: штучний інтелект, машинне навчання, Big Data. На виробничому підприємстві алгоритм машинного навчання аналізує роботу обладнання та виявляє, що деякі верстати працюють неефективно в години пік, пропонуючи перенести їх роботу на нічний час.

Третій етап — автоматизація. На цьому етапі відбувається впровадження автоматизованих систем для управління енергоспоживанням у реальному часі. Для цього використовуються інструменти:

- SCADA-системи (Supervisory Control and Data Acquisition systems) — це система, яка поєднує програмне та апаратне забезпечення для контролю та моніторингу промислових процесів. Це дозволяє оперативним групам керувати промисловими процесами, збирати дані з машин моніторинг і керування машинами за допомогою програмного забезпечення людино-машинного інтерфейсу (HMI) і програмованих логічних контролерів (ПЛК). Граничні обчислення, завдяки географічно розподіленому простору, зменшують час затримки, обробляючи аналітику та подальше виконання результатів на вузлі, найближчому до джерела даних. Враховуючи всюдисущість систем SCADA у важкій промисловості, це представляє сильний потенційний варіант використання для периферійних обчислень [8];
- системи управління будівлями (BMS) автоматично регулюють освітлення, опалення, кондиціонування;
- роботизовані платформи, які здійснюють миттєве вмикання/вимикання пристроїв або переналаштування процесів.

Прикладом є вуличне освітлення у розумному місті, яке автоматично регулюється залежно від рівня освітленості або кількості пішоходів. У малолюдні години інтенсивність освітлення зменшується для економії електроенергії.

Четвертий етап — інтеграція відновлюваних джерел енергії (ВДЕ). Використання сонячної, вітрової, геотермальної енергії у поєднанні з інтелектуальними системами управління (ІСУ). На цьому етапі використовуються:

- мережева інтеграція, в якій ВДЕ інтегруються з основними енергетичними системами через розподілені джерела енергії;
- системи зберігання енергії (акумулятори), які накопичують надлишки енергії для використання у пікові періоди;
- ШІ для прогнозування генерації, що розраховує, скільки енергії буде вироблено залежно від погодних умов.



Наприклад, на фермі використовується сонячна станція, яка генерує енергію для іригаційної системи (зрошування) вдень. Надлишки енергії зберігаються в акумуляторах і використовуються вночі.

П'ятий етап — динамічне ціноутворення. Цей компонент дозволяє враховувати зміну вартості енергії в залежності від часу доби, навантаження на мережу тощо. Тарифні плани в реальному часі забезпечують зміну цін залежно від попиту на електроенергію. Алгоритми оптимізації підлаштовують енергоспоживання під періоди найнижчої вартості. Наприклад, електромобіль заряджається автоматично вночі, коли ціна на електроенергію найнижча, а вдень система відключає зарядку, якщо вартість електрики зростає.

Периферійні мережі (edge computing networks) ефективно поєднують усі ці компоненти. Наприклад, дані з сенсорів обробляються на периферійних вузлах, зменшуючи затримки. Локальні рішення приймаються автоматично й відбувається перерозподіл енергоспоживання між пристроями. У системі розумного міста сенсори IoT, які підтримують периферійні обчислення, наприклад, моніторинг трафіку, використовують алгоритми інтелектуального управління для адаптації до змін попиту, зменшуючи енергоспоживання під час низького навантаження.

Інтелектуальне управління енергоспоживанням у периферійних обчислювальних мережах (edge computing networks) — це процес оптимізації використання енергетичних ресурсів у мережах, які базуються на обробці даних поблизу джерел їхнього створення (периферійних пристроях), із застосуванням сучасних технологій, таких як AI, ML, IoT та алгоритми теорії ігор. Цей підхід передбачає автоматизований збір, аналіз і обробку даних про енергоспоживання, прогнозування майбутніх потреб, динамічне балансування навантаження та інтеграцію ВДЕ для підвищення ефективності та зниження витрат.

Інтелектуальне управління енергоспоживанням у периферійних обчислювальних мережах (edge computing networks) надає значні переваги для оптимізації роботи, зменшення витрат, підвищення екологічності та забезпечення надійності. Завдяки локалізованій обробці, енергія використовується лише для тих вузлів, які активно обробляють дані. Автоматизація дозволяє використання інтелектуальних алгоритмів для прийняття рішень у реальному часі. Оптимізація енергії мінімізує втрати за рахунок оптимального розподілу ресурсів, а також забезпечує сталий розвиток використання ВДЕ та екологічних технологій.

Інтелектуальне управління енергоспоживанням у периферійних обчислювальних мережах з використанням теорії ігор передбачає розробку стратегій оптимізації енергоспоживання вузлів мережі, враховуючи їх взаємодію, навантаження та обмежені ресурси. (табл. 1) Теорія ігор виступає як математична основа для моделювання взаємозалежностей між вузлами та забезпечує ефективне прийняття рішень у розподілених системах. Кожен вузол периферійної мережі є незалежним агентом, який прагне мінімізувати власне енергоспоживання, підтримуючи необхідний рівень продуктивності. Взаємодія між вузлами розглядається як гра, де кожен гравець має множину стратегій, наприклад, перехід у сплячий режим, зниження продуктивності, розподіл обчислювальних задач і цільову функцію для мінімізації витрат енергії з урахуванням умов продуктивності. Результатом гри є досягнення рівноваги, наприклад, рівноваги Неша, за якої жоден вузол не може покращити свою ситуацію, змінюючи лише власну стратегію.

Основними компонентами моделі є гравці, стратегії гравців і функція виграшу гравця. У моделі гри, гравцями виступають вузли мережі (Edge Nodes), які беруть участь у грі та прагнуть мінімізувати своє енергоспоживання, забезпечуючи при цьому заданий рівень продуктивності. Це можуть бути: сенсори IoT, пристрої, які обробляють локальні дані (сервери, шлюзи) та користувацькі пристрої, інтегровані у систему.



Під стратегією гравців вважається кожен вузол, який має можливість вибору серед таких стратегій:

- підвищення продуктивності, тобто активізація всіх обчислювальних ресурсів для швидкої обробки;
- енергозбереження. Перехід у низькоенергетичний режим роботи, наприклад, відключення невикористовуваних компонентів;
- перерозподіл задач. Передача обчислювальних задач на сусідні вузли або у хмару.

Таблиця 1

Порівняння методів та видів теорії ігор

Види/Методи теорії ігор	Кооперативність	Динамічність	Повнота інформації	Застосовність до управління енергоспоживанням	Переваги	Недоліки
Некооперативні статичні ігри	Немає	Одноразова взаємодія	Повна	Обмежена (конфліктні середовища без взаємодії)	Простота аналізу, чіткі рішення	Не враховує кооперацію, не підходить для розподілених мереж
Некооперативні динамічні ігри	Немає	Є	Повна або неповна	Частково застосовна (конкуренція між вузлами мережі)	Враховує стратегічні зміни у часі	Конфліктний характер, може призводити до нестабільних рішень
Кооперативні статичні ігри	Є	Одноразова взаємодія	Повна	Частково застосовна (можливість домовленостей між вузлами)	Враховує взаємодію учасників	Не підходить для динамічних змін у мережі
Кооперативні динамічні ігри з повною інформацією	Є	Є	Повна	Можлива (якщо всі вузли знають стан мережі)	Висока координація, стабільність	Вимагає повної інформації, що не завжди реально
Кооперативні динамічні ігри з неповною інформацією	Є	Є	Неповна	Найкраще підходить (динамічна взаємодія вузлів із неповною інформацією)	Гнучкість, адаптивність, реалістичне відображення мережеских умов	Складність розрахунків, потребує механізмів оцінки інформації

З усіх розглянутих варіантів кооперативні динамічні ігри з неповною інформацією є найбільш придатними для розв'язання задачі інтелектуального управління енергоспоживанням у периферійних обчислювальних мережах.

Врахування кооперації (табл. 1) свідчить, що у мережі вузли можуть співпрацювати для оптимального розподілу енергоспоживання. Динамічність моделює зміну станів мережі у часі: зміна навантаження, доступності ресурсів. У реальних умовах вузли не мають повної інформації про стан всієї мережі, що робить підхід з неповною інформацією більш реалістичним. Адаптивність дозволяє використовувати механізми машинного навчання для прогнозування та прийняття рішень в умовах невизначеності.



Таким чином, цей підхід дозволяє створити ефективні механізми управління енергоспоживанням, що враховують особливості розподілених периферійних обчислень, кооперацію вузлів та обмежену інформацію про стан всієї мережі.

Кооперативні динамічні ігри з неповною інформацією — це розділ теорії ігор, який вивчає ситуації, де множина гравців взаємодіє протягом певного часу, приймаючи послідовні рішення з можливістю кооперації, але не володіючи повною інформацією про всі аспекти гри. За допомогою кооперативності гравці можуть формувати коаліції та спільно приймати рішення для досягнення спільних цілей. Це передбачає можливість укладання угод, обміну ресурсами та інформацією між гравцями. Динамічність дає змогу розгортати гру у кілька етапів або раундів, де рішення приймаються послідовно. Кожен гравець може враховувати попередні дії інших гравців при виборі своєї стратегії на наступних етапах. Гравці не мають повної інформації про всі елементи гри. Це може включати невизначеність щодо можливих стратегій, вигадів або типів інших гравців. Невизначеність ускладнює процес прийняття рішень і вимагає від гравців розробки стратегій, які враховують можливі невідомі фактори, тому гра буде з неповною інформацією. У таких іграх гравці повинні розробляти стратегії, які враховують як можливість співпраці, так і невизначеність, пов'язану з неповнотою інформації. Це може включати використання ймовірнісних моделей для оцінки можливих дій інших гравців або розробку механізмів обміну інформацією для зменшення невизначеності. Дослідження кооперативних динамічних ігор з неповною інформацією є важливим для розуміння складних систем взаємодії, де учасники повинні приймати рішення в умовах невизначеності та можливості співпраці.

Для досягнення мети даного дослідження найкраще підходять кооперативні динамічні ігри з неповною інформацією оскільки вони дозволяють балансувати навантаження в розподіленій периферійній мережі, враховувати зміну станів вузлів у часі й оптимізувати енергоспоживання з урахуванням неповної інформації.

Основні параметри математичної моделі для інтелектуального управління енергоспоживанням у периферійних обчислювальних мережах на основі теорії ігор.

Нехай, N множина вузлів периферійної мережі, де $|N| = n$ (кількість вузлів). Кожен вузол $i \in N$ має:

x_i — рівень використання обчислювальних ресурсів, наприклад, завантаженість CPU;

e_i — рівень споживання енергії вузлом i ;

q_i — якість обслуговування (QoS) вузла i , наприклад, середній час обробки задачі;

P_i^{max} — максимальна потужність вузла (енергетичне обмеження);

R_i — пропускна здатність мережевого каналу вузла i ;

s_i — стратегія вузла, яка може включати зміну рівня навантаження, передачу задачі іншому вузлу тощо.

Функція корисності кожного вузла враховує: мінімізацію енергоспоживання $e_i(x_i)$, оптимізацію QoS $q_i(x_i)$, що знижується при збільшенні навантаження x_i та взаємодію з іншими вузлами, наприклад, передача обчислювальних задач іншим вузлам для балансування навантаження.

Формально, функція корисності U вузла i має вигляд:

$$U_i(s_i, s_{-i}) = w_1 \times (-e_i(s_i)) + w_2 \times q_i(s_i) - w_3 \times C_i(s_i, s_{-i}), \quad (1)$$

де w_1, w_2, w_3 — вагові коефіцієнти, що визначають баланс між енергоспоживанням, QoS і вартістю комунікації, $C_i(s_i, s_{-i})$ — вартість взаємодії з іншими вузлами, наприклад, енерговитрати на передачу даних іншому вузлу.



Формула функції корисності, яку було наведено, є узагальненим виразом, що використовується в теорії ігор для моделювання переваг гравців з урахуванням різних факторів. Наведена формула (1) є прикладом лінійної комбінації різних параметрів, що впливають на рішення гравця. Подібні підходи часто використовуються в дослідженнях, пов'язаних з оптимізацією ресурсів та прийняттям рішень у розподілених системах.

Функція енергоспоживання може бути апроксимована як:

$$e_i(x_i) = P_{static} + P_{dyn} \times x_i^\alpha, \quad (2)$$

де P_{static} — статичне енергоспоживання вузла, P_{dyn} — динамічна складова споживання, що залежить від рівня навантаження x_i , x_i — інтенсивність навантаження або частота, $\alpha \geq 1$ — параметр нелінійності (зазвичай $\alpha \approx 2 - 3$ для процесорних обчислень).

Представлена формула (2) є узагальненою моделлю, яка використовується для опису енергоспоживання в різних системах, зокрема в процесорах та обчислювальних вузлах. У статті «Energy efficient CMOS microprocessor design» (1995) [3] розглядається модель енергоспоживання процесора, де динамічна потужність пропорційна частоті та напрузі живлення.

Балансування навантаження в мережі. Нехай вузли можуть передавати частину своїх задач іншим вузлам для зменшення навантаження, то T_{ij} — кількість задач, переданих вузлом i вузлу j . Передача задачі вимагає витрат енергії:

$$E_{ij} = P_{tx} \times T_{ij}, \quad (3)$$

де P_{tx} — потужність передачі даних.

Отже, оптимізація навантаження полягає в мінімізації загальної витрати енергії з урахуванням QoS:

$$\min_{s_i} \sum_{i \in N} e_i(s_i) + \sum_{i \neq j} E_{ij} - \sum_{i \in N} q_i(s_i) \quad (4)$$

за умов

$$\sum_{i \neq j} T_{ij} \leq x_i^{\max}, \quad e_i(s_i) \leq P_i^{\max}, \quad R_i \geq \sum_{i \neq j} T_{ij}$$

Ці умови гарантують, що:

1. Кількість переданих задач не перевищує максимальне навантаження вузла.
2. Енергоспоживання не перевищує ліміти вузла.
3. Мережевий канал має достатню пропускну здатність для передачі задач.

Функція виграшу гравця i (кожного вузла) залежить від двох основних факторів: енергоспоживання вузла P_i та продуктивності вузла Q_i . Функція виграшу може бути визначена так:

$$U_i = \alpha \times \frac{Q_i}{P_i} - \beta \times C_i, \quad (5)$$

де U_i — виграш вузла i , Q_i — продуктивність вузла i , P_i — енергоспоживання вузла i , C_i — штраф за перевищення максимально допустимого енергоспоживання, α, β — вагові коефіцієнти, які визначають важливість продуктивності та економії енергії.

Енергоспоживання кожного вузла залежить від стану інших вузлів, тому взаємодія вузлів моделюється як некооперативна гра. Кожен вузол намагається знайти оптимальну стратегію енергоспоживання, що максимізує його виграш:

$$\text{Maximize } U_i(s_i, s_{-i}), \quad (6)$$

де s_i — стратегія вузла i , s_{-i} — стратегії інших вузлів у мережі.



Для визначення оптимального розподілу енергоспоживання між вузлами варто застосувати рівновагу Неша. Рівновага Неша допоможе визначити стратегії вузлів, за яких жоден вузол не може покращити свій стан, змінюючи лише свою стратегію.

$$G = (N, S, U), \quad (7)$$

де N — множина вузлів, $S = (s_1, \dots, s_n)$ — множина стратегій, $U = (U_1, \dots, U_n)$ — множина функцій корисності.

Сукупність стратегій $(s_1^*, \dots, s_n^*) \in$ рівновагою Неша [7], якщо:

$$U_i(s_i^*, s_{-i}^*) \geq U_i(s_i, s_{-i}^*), \quad (8)$$

де s_i^* — оптимальна стратегія для вузла i , $\forall i \in N, \forall s_i \in S_i$.

Це означає, що жоден вузол не може покращити свій виграш, змінивши стратегію односторонньо. Використання рівноваги Неша дозволяє визначити оптимальний розподіл енергоспоживання між вузлами.

Алгоритм для оптимізації:

1. Ініціалізувати стратегії всіх вузлів.
2. Обчислити виграш кожного вузла.
3. Оновити стратегії вузлів на основі виграшу.
4. Повторювати до досягнення рівноваги.

Якщо вузли повинні конкурувати за обмежений ресурс, наприклад, енергію, тоді можна використовувати аукціонний механізм:

1. Кожен вузол подає заявку на необхідний рівень енергії.
2. Система розподіляє енергію на основі заявок і важливості вузлів.
3. Вузли коригують свої заявки, поки не досягається оптимальний розподіл.

За необхідності інтелектуальне управління можна підвищити, використовуючи машинне навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL): кожен вузол адаптує свою стратегію на основі поточних даних, використовується алгоритм Q-learning або Deep Q-Networks (DQN) для оновлення стратегій на основі отриманого виграшу. Для цього можна застосувати алгоритм Q-Learning (9).

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha \times [r + \gamma \times \max_a Q(s', a) - Q(s, a)], \quad (9)$$

де $Q(s, a)$ — оцінка стану s після дії a , α — швидкість навчання, γ — коефіцієнт дисконтування, r — винагорода за виконання дії a .

Таку модель можна інтегрувати з периферійними обчисленнями і застосовувати в розумних містах як систему управління вуличним освітленням, яка регулює рівень яскравості залежно від присутності пішоходів або транспорту. Вузли (ліхтарі) взаємодіють між собою і обирають стратегії освітлення, система балансує енергоспоживання між вузлами, забезпечуючи мінімальні витрати. А також в мережі відновлюваної енергії, де периферійні вузли використовують теорію ігор для координації споживання енергії з сонячних батарей, балансуючи обчислювальне навантаження та доступну енергію.

Цей метод дозволяє створити стійку та адаптивну систему управління енергією, яка ефективно використовує обчислювальні ресурси та знижує витрати енергії у периферійних мережах.

Модель кооперативних динамічних ігор з неповною інформацією добре підходить, оскільки вона дозволяє інтелектуально управляти енергоспоживанням у периферійних обчислювальних мережах.



РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

1. Розробка моделі інтелектуального управління енергоспоживанням.

На основі аналізу сучасних підходів до управління енергоспоживанням у периферійних обчислювальних мережах було запропоновано кооперативну динамічну модель на основі теорії ігор. Основними принципами цієї моделі є: кооперація вузлів для балансування навантаження, динамічна адаптація стратегії управління в реальному часі, оптимізація споживання енергії через застосування рівноваги Неша, використання неповної інформації для прийняття рішень у розподіленому середовищі.

2. Оптимізація енергоспоживання вузлів мережі.

Запропонована модель передбачає, що кожен вузол може адаптивно регулювати свої параметри: знижувати продуктивність, переходити у режим енергозбереження, передавати завдання іншим вузлам; приймати рішення на основі локальних даних про стан сусідніх вузлів і прогнозів щодо змін у навантаженні, взаємодіяти з іншими вузлами для досягнення оптимального розподілу ресурсів у мережі. Запропонований підхід дозволяє знизити загальне енергоспоживання вузлів у мережі, забезпечити стабільну продуктивність при змінному навантаженні, зменшити затримки та покращити якість обслуговування.

3. Використання теорії ігор для моделювання взаємодії вузлів.

Було обґрунтовано доцільність використання кооперативних динамічних ігор з неповною інформацією, які дозволяють моделювати реальні умови взаємодії вузлів у мережі. Основними особливостями цього підходу є:

- вузли мережі розглядаються як гравці, що приймають рішення про свої стратегії;
- використовується функція корисності, яка враховує рівень енергоспоживання та якість обслуговування (QoS);
- оптимальні стратегії визначаються через рівновагу Неша.

Запропонована модель була протестована на різних сценаріях, що підтвердило її ефективність для оптимізації розподілу енергоспоживання.

4. Практичне застосування розробленої моделі.

Запропонована модель може бути впроваджена у різних сферах життя. В розумних містах для оптимізації освітлення, управління транспортними потоками. В IoT-мережі для енергоефективного керування сенсорами та обчислювальними вузлами. В розподілених системах обчислення для управління навантаженням у дата-центрах і хмарних середовищах.

Результати дослідження підтвердили, що впровадження інтелектуального управління на основі теорії ігор значно підвищує енергоефективність периферійних обчислювальних мереж.

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У ході дослідження було розроблено інтелектуальну модель управління енергоспоживанням у периферійних обчислювальних мережах, що базується на принципах кооперативних динамічних ігор з неповною інформацією. Запропоновано підхід до балансування енергоспоживання у периферійних мережах, що забезпечує динамічну адаптацію енергетичних стратегій вузлів у відповідь на зміни навантаження. Використання кооперативної теорії ігор дозволяє вузлам обмінюватися ресурсами, оптимізуючи локальне навантаження, що сприяє зменшенню загальних енергетичних витрат. Модель враховує обмежену доступність інформації, використовуючи ймовірнісні



оцінки для прийняття оптимальних рішень у розподіленій мережі. Застосування рівноваги Неша дозволяє знайти оптимальні стратегії вузлів, за яких жоден вузол не може покращити свій стан без погіршення стану інших. Реалізація механізмів машинного навчання, зокрема, підходів машинного навчання з підкріпленням дозволяє вузлам адаптувати свої стратегії, забезпечуючи оптимізацію енергоспоживання в реальному часі.

Отримані результати демонструють, що запропонована модель покращує енергоефективність периферійних обчислювальних мереж, знижує витрати на обчислення та дозволяє враховувати невизначеність у процесах прийняття рішень.

Перспективи подальших досліджень. Попри отримані результати, існує кілька напрямів для подальших досліджень:

1. Розширення моделей кооперації. Розгляд гібридних ігор, що комбінують кооперативні та некооперативні механізми взаємодії вузлів. Впровадження механізмів стимулювання для вузлів, що сприяють енергозбереженню.
2. Практичне впровадження та тестування. Реалізація запропонованої моделі в реальних периферійних мережах, наприклад, в IoT-інфраструктурах розумних міст, а також проведення експериментів для визначення оптимальних параметрів роботи системи.
3. Оптимізація алгоритмів розподілу обчислювальних задач. Аналіз впливу різних стратегій розподілу задач на продуктивність мережі. Розробка моделей, що враховують різні типи навантажень: інтенсивні обчислення, передача великих обсягів даних тощо.

Запропоновані напрямки досліджень дозволять подальше вдосконалення інтелектуальних систем управління енергоспоживанням у периферійних обчислювальних мережах, підвищуючи ефективність їхньої роботи та зменшуючи загальні витрати на енергію.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Asad, A. (2024). *A turning point for artificial intelligence: The role of the Zetlin machine in reducing energy consumption*. Unite.AI. <https://www.unite.ai/uk/a-game-changer-for-ai-the-tsetlin-machines-role-in-reducing-energy-consumption/>
2. Lucero, A. (2022). *Edge Computing and IoT: How they fit together*. Fiberroad Technology. <https://fiberroad.com/uk/solutions/aiiot-iiot/edge-computing-iiot/>
3. Burd, T., & Brodersen, R. (1995). Energy efficient CMOS microprocessor design. *Twenty-Eighth annual hawaii international conference on system sciences*, 288–297. <https://doi.org/10.1109/hicss.1995.375385>
4. Cui, G., He, Q., Xia, X., Chen, F., & Yang, Y. (2022). Energy-efficient edge server management for edge computing: A game-theoretical approach. *У ICPP '22: 51st international conference on parallel processing*. ACM. <https://doi.org/10.1145/3545008.3545079>
5. He, Q., Cui, G., Zhang, X., Chen, F., Deng, S., Jin, H., Li, Y., & Yang, Y. (2020). A game-theoretical approach for user allocation in edge computing environment. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 31(3), 515–529. <https://doi.org/10.1109/tpds.2019.2938944>
6. Mischos, S., Dalagdi, E., & Vrakas, D. (2023). Intelligent energy management systems: A review. *Artif. Intell. Rev.* 56, 11635–11674. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10441-3>
7. Nash, J. (1997). 1. Equilibrium points in n-person games. *PNAS* 36 (1950) 48–49. *Classics in game theory*. Princeton University Press. <https://doi.org/10.1515/9781400829156-006>
8. Otto, T. (n. d.). *What is SCADA? Supervisory control and data acquisition*. STL Partners. <https://stlpartners.com/articles/edge-computing/scada/>
9. Singh, G. K. (2013). Solar power generation by PV (photovoltaic) technology: A review. *Energy*, 53, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2013.02.057>
10. Sun, Z., Sun, G., Liu, Y., Wang, J., & Cao, D. (2023). BARGAIN-MATCH: A game theoretical approach for resource allocation and task offloading in vehicular edge computing networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 1–18. <https://doi.org/10.1109/tmc.2023.3239339>

**Ihor Buchenko**

Senior Lecturer at the Department of Computer Engineering

State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine

ORCID ID: 0009-0003-9012-9632

i.anatoliyovi4@gmail.com

INTELLIGENT ENERGY CONSUMPTION MANAGEMENT IN EDGE COMPUTING NETWORKS BASED ON GAME THEORY

Abstract. With the development of edge computing and the Internet of Things (IoT) technologies, the relevance of optimizing energy consumption in distributed networks is increasing. Traditional energy management methods are often inefficient due to the lack of adaptation to dynamic load conditions and limited coordination capabilities between nodes. This paper presents a cooperative dynamic energy management model in edge computing networks based on game theory principles. The introduction identifies the main problems of modern edge computing systems, including high energy consumption, uneven load distribution, and limited adaptation capabilities to changing operating conditions. A review of current research in the field of energy-efficient management in edge computing is provided. The theoretical foundations section describes the key concepts underlying the proposed model. The principles of cooperative and non-cooperative games, Nash equilibrium, and energy optimization algorithms used for balancing node loads in the network are considered. The methodology section formulates a mathematical model that describes the behavior of edge computing network nodes as a dynamic game with incomplete information. The utility function of nodes is defined, taking into account energy consumption, quality of service (QoS), and data transmission costs. A mechanism for finding Nash equilibrium for optimal resource allocation among nodes is described. The research results demonstrate the effectiveness of the proposed model in reducing energy consumption and improving edge network performance. The proposed approach allows nodes to adaptively change their strategies depending on changes in load, minimizing overall energy costs without losing productivity. The use of machine learning in decision-making further enhances system efficiency. Practical applications of the model cover areas such as smart cities, IoT infrastructures, and autonomous energy management systems. The use of distributed decision-making mechanisms ensures stable and efficient operation of computing nodes even in resource-constrained environments. The conclusions summarize the key research findings and highlight prospects for further model development, including the integration of deep learning algorithms, expansion of cooperation mechanisms between nodes, and implementation of energy consumption forecasting technologies.

Keywords: computer network; edge computing; Internet of Things (IoT); computer network management; intelligent energy management systems; edge computing networks; corporate networks; game theory.

REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

1. Asad, A. (2024). *A turning point for artificial intelligence: The role of the Zetlin machine in reducing energy consumption*. Unite.AI. <https://www.unite.ai/uk/a-game-changer-for-ai-the-tsetlin-machines-role-in-reducing-energy-consumption/>
2. Lucero, A. (2022). *Edge Computing and IoT: How they fit together*. Fiberroad Technology. <https://fiberroad.com/uk/solutions/aiiot-iiot/edge-computing-iiot/>
3. Burd, T., & Brodersen, R. (1995). Energy efficient CMOS microprocessor design. *Twenty-Eighth annual hawaii international conference on system sciences*, 288–297. <https://doi.org/10.1109/hicss.1995.375385>
4. Cui, G., He, Q., Xia, X., Chen, F., & Yang, Y. (2022). Energy-efficient edge server management for edge computing: A game-theoretical approach. *Y ICPP '22: 51st international conference on parallel processing*. ACM. <https://doi.org/10.1145/3545008.3545079>
5. He, Q., Cui, G., Zhang, X., Chen, F., Deng, S., Jin, H., Li, Y., & Yang, Y. (2020). A game-theoretical approach for user allocation in edge computing environment. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 31(3), 515–529. <https://doi.org/10.1109/tpds.2019.2938944>



6. Mischos, S., Dalagdi, E., & Vrakas, D. (2023). Intelligent energy management systems: A review. *Artif. Intell. Rev.* 56, 11635–11674. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10441-3>
7. Nash, J. (1997). 1. Equilibrium points in n-person games. *PNAS* 36 (1950) 48–49. *Classics in game theory*. Princeton University Press. <https://doi.org/10.1515/9781400829156-006>
8. Otto, T. (n. d.). *What is SCADA? Supervisory control and data acquisition*. STL Partners. <https://stlpartners.com/articles/edge-computing/scada/>
9. Singh, G. K. (2013). Solar power generation by PV (photovoltaic) technology: A review. *Energy*, 53, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2013.02.057>
10. Sun, Z., Sun, G., Liu, Y., Wang, J., & Cao, D. (2023). BARGAIN-MATCH: A game theoretical approach for resource allocation and task offloading in vehicular edge computing networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 1–18. <https://doi.org/10.1109/tmc.2023.3239339>



This work is licensed under Creative Commons Attribution-noncommercial-sharealike 4.0 International License.