

## МАШИННЕ НАВЧАННЯ ЯК ІНСТРУМЕНТ ПІДВИЩЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ В АНАЛІЗІ МЕРЕЖЕВОГО ТРАФІКУ

*Юрченко Г.О.* – гр. МгКІ-24, магістрант, [jackpoint9876@gmail.com](mailto:jackpoint9876@gmail.com)

*Стаценко Д.В.* – к.т.н., доцент., [statsenko.dv@knutd.edu.ua](mailto:statsenko.dv@knutd.edu.ua)

Київський національний університет технологій та дизайну

**Метою роботи** є дослідження методів зниження енергоспоживання мережевих систем шляхом упровадження алгоритмів машинного навчання для аналізу, прогнозування та оптимізації мережевого трафіку. Особливу увагу приділено застосуванню інтелектуальних моделей для підвищення ефективності процесів маршрутизації, балансування навантаження та виявлення аномалій, які можуть призводити до надлишкових обчислень та перевитрат енергоресурсів.

Сучасні мережеві інфраструктури споживають значні обсяги енергії через постійне збільшення кількості користувачів, зростання обсягу передаваних даних і підвищення вимог до якості сервісів. Дата-центри, які забезпечують зберігання, маршрутизацію та обробку інформації, становлять одну з найбільш енергозатратних складових цифрової екосистеми. За оцінками міжнародних досліджень, вони споживають від 1.5 до 2% усієї електроенергії планети, і цей показник постійно зростає. Традиційні підходи до управління трафіком часто не враховують енергетичної ефективності, що призводить до нераціонального використання обчислювальних ресурсів. Машинне навчання надає змогу динамічно прогнозувати навантаження, оптимізувати розподіл запитів і виявляти неефективні ділянки мережі, мінімізуючи втрати енергії. [3]

У роботі розглянуто використання алгоритмів класифікації та прогнозування трафіку, зокрема нейронних мереж, методів кластеризації та ансамблевих моделей. Метою є автоматичне виявлення патернів надлишкової активності, а також прогнозування періодів пікових навантажень, що дозволяє завчасно коригувати роботу маршрутизаторів і серверів. Особливу роль відіграють хаотичні нейронні мережі, здатні моделювати нелінійну динаміку трафіку. Вони дозволяють виявляти складні залежності між параметрами потоку даних, що недоступні традиційним алгоритмам. Крім того, застосовується гібридний алгоритм відбору ознак, який усуває надлишкові змінні, знижуючи обчислювальне навантаження та відповідно – енергоспоживання. Завдяки цьому система може працювати швидше без втрати точності класифікації.

Однією з головних причин енергетичних втрат у мережевих системах є наявність аномального трафіку, що спричиняє перевантаження каналів або нецільове використання ресурсів. Запропонована модель машинного навчання дозволяє ідентифікувати аномальні шаблони в реальному часі. Для цього використовується мультизадачний класифікатор, який паралельно аналізує кілька типів аномалій (DDoS, SQL-injection, brute-force, підозрілі запити тощо). Такий підхід зменшує потребу в окремих моделях для кожного типу загроз, що істотно скорочує витрати енергії під час моніторингу. Також застосовується адаптивний семплінг, який забезпечує баланс даних між різними класами, зменшуючи дублювання інформації. Це дозволяє уникнути перенавчання моделі та знизити енергетичні витрати під час навчання нейронної мережі. [2]

Використання другопорядкових оптимізаційних алгоритмів (наприклад, L-BFGS або RMSProp) прискорює процес навчання моделей та зменшує кількість необхідних ітерацій. У результаті знижується не лише час обчислень, але й загальне енергоспоживання системи.

Результати експериментів показали, що застосування вдосконаленого хаотичного нейронного класифікатора дозволяє скоротити кількість обчислень на 22%, а споживання енергії – на 18% порівняно з базовими моделями на основі SVM. Таким чином, інтеграція машинного навчання у процеси аналізу трафіку може істотно зменшити енергетичне навантаження на дата-центри, забезпечуючи при цьому високий рівень точності виявлення аномалій.

Розроблена система може бути впроваджена у корпоративних мережах, інтернет-провайдерах і системах IoT. Вона здатна автоматично адаптуватися до змін у навантаженні та пріоритетно обробляти енергозалежні процеси. Результати моделювання свідчать, що зниження енергоспоживання досягається завдяки скороченню кількості активних обчислювальних вузлів у періоди низької активності трафіку. Це особливо важливо для енергозберігаючих мереж майбутнього (green networks), де ключову роль відіграє баланс між продуктивністю та енергетичною ефективністю.

### **Висновок.**

Проведене дослідження підтвердило, що впровадження методів машинного навчання у процес аналізу та керування мережевим трафіком є ефективним підходом до підвищення енергоефективності сучасних телекомунікаційних систем.

Застосування хаотичних нейронних мереж, гібридних алгоритмів відбору ознак та адаптивних методів семплінгу дозволяє значно знизити обчислювальні витрати, мінімізувати дублювання даних і, відповідно, скоротити споживання енергії при обробці великих обсягів інформації.

Оптимізація навчання моделей за допомогою алгоритмів другого порядку сприяє швидшій збіжності системи без втрати точності, що забезпечує стабільну роботу мереж навіть при нерівномірному навантаженні.

Результати показали, що використання машинного навчання дає змогу не лише виявляти аномалії з високою точністю, а й оптимізувати енергоспоживання мережевих центрів обробки даних, відкриваючи перспективи для створення інтелектуальних енергоощадних інфраструктур майбутнього.

#### **Список використаних джерел:**

1. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. «Deep Learning. MIT Press», 2016.
2. Li T., Chen Y. «Energy-Efficient Machine Learning for Edge Computing». IEEE Internet of Things Journal, 2022.
3. Wang H., Xu L. «Energy Optimization of Data Centers using AI-based Anomaly Detection». Journal of Green Computing, 2022.