

УДК 004.738.5

DOI: 10.31673/2412-9070.2021.052428

М. М. ШРАМ, аспірант;

А. В. ЛЕМЕШКО, доктор філософії;

О. М. ТКАЧЕНКО, доктор техн. наук, професор;

Д. В. СОРОКІН, доктор філософії;

Д. В. КРАЩЕНКО, аспірант,

Державний університет телекомунікацій, Київ

## ОБРОБЛЕННЯ ДАНИХ КІНЦЕВИМИ ПРИСТРОЯМИ В СИСТЕМАХ ІОТ (ІНТЕРНЕТ РЕЧЕЙ)

*Розглянуто кореляційний метод оброблення даних на кінцевих пристроях, а також скорочення обсягу даних, що передаються по мережі. Замість дорогих і складних мереж та пристроїв для передавання даних розробники можуть використовувати дешеві і перевірені рішення низькошвидкісного Інтернету речей (ZigBee, NB IoT, BLE). Новизна полягає в одній із особливостей цього підходу: у використанні для аналізу не повної копії сигналів, а їх компонентів, а також оброблення безпосередньо на давачі. Перевага такого підходу дає можливість зменшити кількість операцій і складність виконання на відміну від інших методів, зорієнтованих на хмарні обчислення.*

*Надано результати для значень кореляції та кількості логічних елементів (LE) під час реалізації на FPGA залежно від кількості елементів у кореляторі. Це дає змогу підтримувати баланс між потрібною точністю розрахунку і витраченими апаратними ресурсами, а також спрощує кінцевий пристрій.*

**Ключові слова:** Інтернет речей; промисловий Інтернет речей; кореляція; FPGA; узгоджений фільтр; автокореляція.

### ВСТУП

Як відомо, дані генеруються кінцевими пристроями в системах Інтернету речей: здебільшого це група давачів, соціальні мережі і застосунки. Таке генерування масивних даних зумовлює вироблення «великих даних», але не всі види даних є цінними. Зазвичай структура IoT складається з п'яти шарів: рівень сприйняття, мережний рівень, рівень проміжного програмного забезпечення, рівень програми та бізнес-рівень. Деякі архітектури Інтернету речей, зорієнтовані на хмарні обчислення в центрі, і модель наскрізної взаємодії між різними зацікавленими сторонами в хмарі — це IoT-підхід [1]. Хмарні обчислення звільняють підприємство та кінцевого користувача від специфікації багатьох деталей. Ця функція стає проблемою для чутливих до затримок (промислових) застосунків, які потребують мінімізації затримки. Туманні обчислення розширюють парадигму хмарних обчислень до межі мережі. Туманне бачення було задумано для вирішення застосунків і сервісів, які погано вписуються в парадигму Хмари [3].

Типова архітектура та компоненти системи містять у собі модулі, що складаються з давачів, виконавчих механізмів і модемів — пристроїв, які генерують і передають дані [1–4]. Число давачів зчитують і повідомляють про стан об'єктів моніторингу. Промислове обладнання може мати тисячі точок для генерації даних. Модеми передають дані на наступний рівень — шлюз (апаратний компонент, який взаємодіє з низкою модулів). Шлюз також взаємодіє з платформою, де дані зберігаються, обробляються та надаються кінцевим користувачам. Платформа (вебплатформа) має низку основних компонентів, зокрема сховище системи, бази даних, інструменти штучного інтелекту та підтримання механізму застосунків. Отже, одним із конкретних пристроїв у системі є модуль, оскільки якість кінцевих результатів і великих даних залежить від цього пристрою. Модуль також може мати приводи для впливу на логічний стан інструменту. Типовий випадок, коли система IoT передає дані з модулів на платформу IoT (хмара) як є.

Оскільки обсяг генерованих даних зазвичай великий, то їх передавання в хмару обмежено пропускну здатністю мережі. У промислових застосунках IoT слід аналізувати 100% даних, проте не всі 100% даних зберігаються. Крім того, є багато інших застосунків (підімкнені автомобілі, «розумне місто», оцінки), коли в тестах або операціях використовується кілька груп давачів. Скажімо, авіаційний двигун може мати 250 давачів. Двомоторний літак під час 12-годинного польоту може створити до 844 ТБ даних [5]. Широко використовувані безпроводові технології IoT мають типову пропускну здатність 10...250 кбіт/с, а кінцеві пристрої можуть бути автономними (мають автономне джерело живлення) і малопотужними. Крім того, не вистачає систем зберігання для терабайт і петабайт необроблених даних. Цей приклад демонструє складність використання хмарно-орієнтованого підходу до аналізу високошвидкісних потоків даних.

© М. М. Шрам, А. В. Лемешко, О. М. Ткаченко, Д. В. Сорокін, Д. В. Кращенко, 2021

Метою цієї статті є огляд існуючих методів оброблення даних (Cloud-Edge) і дослідження необхідних обчислювальних ресурсів та ефективності кореляції залежно від складності під час оброблення даних на пристроях.

## ОСНОВНА ЧАСТИНА

### Хмари та архітектури кінцевих точок

Одним із найчастіше використовуваних підходів для систем Інтернету речей є адаптація частоти дискретизації [6-9]. Частота дискретизації — це швидкість, з якою нова вибірка береться з неперервного сигналу, що подається на сенсорну плату. Ця швидкість може бути адаптована відповідно до вхідних даних, здобутих через моніторинг. Якщо протягом певного стану часу не буде помічено істотних змін, частота дискретизації може бути зменшена на майбутній період, і, навпаки, у разі виявлення події частота дискретизації збільшується. Ця адаптація частоти дискретизації заснована на виявленні подій [7]. Підходи до скорочення обсягу даних спрямовано виключно на скорочення кількості передавань зі збереженням фіксованої частоти дискретизації [9]. Найбільш популярною з них є схема подвійного прогнозування [10]. Модель прогнозування, яка здатна передбачати майбутні значення, навчається і спільно застосовується джерелом і одержувачем, що дає можливість вузлу давача джерела передавати лише ті вибірки, які не відповідають прогнозованому значенню.

Іншим варіантом є підхід для адаптації вибірки і швидкості передавання в мережах давачів на основі кластерів, який ґрунтується на просторово-часовій кореляції [11]. Тут обчислюється кореляція між вузлами давачів і новими частотами дискретизації кожного давача. Цей підхід не потребує реалізації будь-якого алгоритму на рівні давачів. Єдине завдання, виконуване давачами, полягає виключно у відборі проб і передаванні. Уся робота виконується на рівні керівника кластера (КК), де в кінці кожного раунду (тривалість визначається користувачем) КК запускає алгоритм, який відшукує просторову кореляцію між даними, що повідомляються давачами, які належать до одного й того самого кластера. Потім він повідомляє одному з них свою нову частоту дискретизації для наступного раунду згідно з його рівнем кореляції з іншими сусідніми давачами в кластері. Відбір проб планування швидкості відповідає строгому протоколу, який підтримує частоту дискретизації давачів, що демонструють високу кореляцію з великою кількістю вузлів, на оптимально максимальному рівні [11].

У статті [12] автори пропонують фіксувати такі зміни кореляції даних давачів, щоб підвищити продуктивність обладнання Інтернету речей для виявлення аномалій. У способі вибору ознак спочатку групують корельовані давачі разом, щоб розпізнавати дубльовані розгорнуті давачі відповідно до кореляцій даних давачів, а потім відстежують зміни кореляції даних у режимі реального часу, щоб вибрати давачі зі змінами кореляції як репрезентативні ознаки для виявлення аномалій. Вирівнювання кривої і динамічний час деформації (DTW) [13] — це методи, що використовують для вимірювання подібності між двома часовими рядами (послідовностями даних). Однак методи DTW не передбачають послідовного тимчасового запізнення й обчислюють оптимальну відповідність між двома заданими часовими

рядами з певними обмеженнями, щоб максимізувати ступінь їх подібності [12]. Але ці методи передбачають роботу з великими даними на хмарному боці.

Існує два ключових питання, які потребують розв'язання:

1) обмежена пропускна здатність мережі Інтернету речей і великий обсяг даних;

2) обмежені обчислювальні ресурси поблизу давачів.

Загальним завданням для системи Інтернету речей є надійне передавання даних із давачів на платформу для подальшого аналізу та візуалізації (рис. 1). Як уже зазначалося, не всі дані слід передавати і зберігати для подальшого оброблення. Для глибокого і точного аналізу критичні режими мають першорядне значення, особливо на етапі оцінювання.

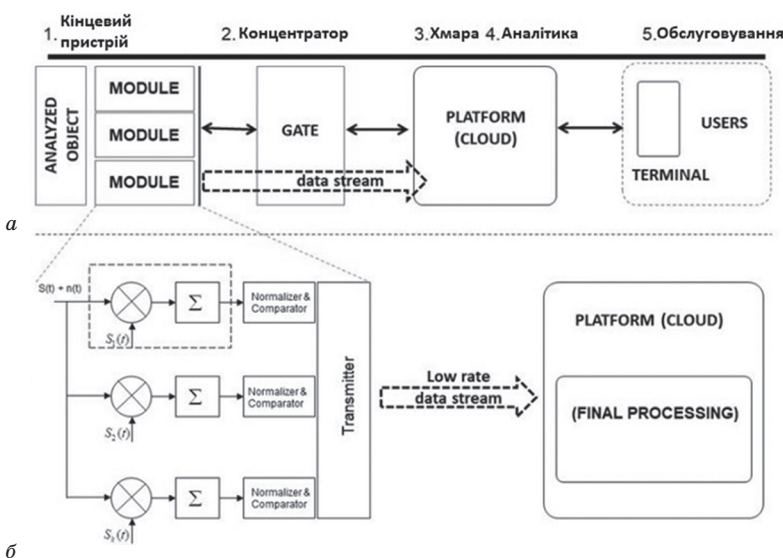


Рис. 1. Типова архітектура систем Інтернету речей (а) і спрощена схема для узгодженого фільтра в модулі і передавання даних з низькою швидкістю в хмару (б)

### Дизайн і результати

Для досягнення потрібних результатів скористаємося методами кореляції. Протягом багатьох років методи кореляції застосовувалися в радіолокаційних і гідроакустичних системах для визначення дальності і місця розташування, в яких порівнюються передані і відбиті сигнали. У роботизованому баченні їх використовують для дистанційного зондування за допомогою супутника, в якому порівнюються дані з різних зображень. Одним із застосувань кореляції є виявлення кореляції, реалізоване узгодженим фільтром, який максимізує відношення сигнал/шум на своєму виході. А вихідним результатом узгодженого фільтра є автокореляція з нульовим запізненням вхідного сигналу і його локально збереженої копії. Але в системах Інтернету речей ми працюємо тільки з випадковими сигналами, на відміну від радарних застосунків. Взаємну кореляцію [14] між двома цифровими послідовностями, кожна з яких містить  $N$  даних і нормалізована за кількістю вибірок, можна записати в такому вигляді:

$$r_{12}(j) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_1(n)x_2(n+j), \quad (1)$$

де кореляція має бути розрахована з огляду на затримки. У разі, якщо послідовність  $x_1(n) = x_2(n)$ , то процес відомий як автокореляція і визначається за виразом

$$r_{11}(0) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_1^2(n) = S, \quad (2)$$

де  $S$  — нормована енергія сигналу.

Значення взаємної кореляції, обчислені відповідно до наведених рівнянь, залежать від абсолютних значень даних. Але часто постає потреба вимірювати взаємні кореляції у фіксованому діапазоні  $[-1; +1]$ . Це може бути досягнуто завдяки нормалізації значень на величину, що залежить від вмісту енергії в даних. А отже, нормалізований вираз для  $r_{12}$  набирає вигляду

$$\rho_{12}(j) = \frac{r_{12}(j)}{\frac{1}{N} \sqrt{\left[ \sum_{n=0}^{N-1} x_1^2(n) \sum_{n=0}^{N-1} x_2^2(n) \right]}}, \quad (3)$$

де «+1» означає повний збіг (100% -кова кореляція). Незважаючи на те, що результат у діапазоні  $[-1; +1]$  зручний для розуміння та аналізу обчислювальної складності знаменника в (3), він є високим і потребує відносно великих обчислювальних ресурсів, особливо операції поділу.

У цій статті ми аналізуємо необхідні обчислювальні ресурси та ефективність кореляції залежно від складності фільтра. Узгоджені фільтри виявляють сигнали порівнянням (визначенням кореляції) відомого сигналу або шаблону з прийнятим сигналом. Отже, кількість відліків відомого сигналу визначає кількість відводів відповідного фільтра. Концепція оброблення на давачі означає комбінацію функцій давача і процесора в одному пристрої (система на кристалі). Модуль складається з давача, аналого-цифрового перетворювача (АЦП) і швидкого процесора. Існує кілька типів пристроїв, придатних для завдань прототипування: мікроконтролери (MCU), цифрові сигнальні процесори (DSP) і програмовані в польових умовах вентиляльні матриці (FPGA). Більшість мікроконтролерів мають вбудовані давачі й АЦП, але робоча частота мікроконтролера обмежена. Під час паралельного оброблення, коли узгоджений фільтр зберігає набір локальних сигналів, реалізація в DSP не є оптимальним вирішенням. Пристрої FPGA більш оптимальні для швидкого паралельного оброблення в разі узгодженого фільтра. Як було зазначено раніше, відношення сигнал/шум на виході фільтра залежить від якості збереженої копії сигналу.

У цифровій системі це означає кількість відліків одного сигналу. А кількість вибірок визначає кількість відводів у фільтрі. Ми використовували трикутні сигнали, описані 4, 8, 12, 16, 20, 24, 28 і 32 зразками в експерименті. Отже, було реалізовано вісім 14-бітних узгоджених фільтрів відповідно до моделей, зроблених у MATLAB. Результати моделювання та реалізації зображено на рис. 2.

Для фільтра з чотирма відводами потрібні 199 файлів і 63 регістра, і тоді досягається значення кореляції 0,91. А 2646 файлів і 477 регістрів

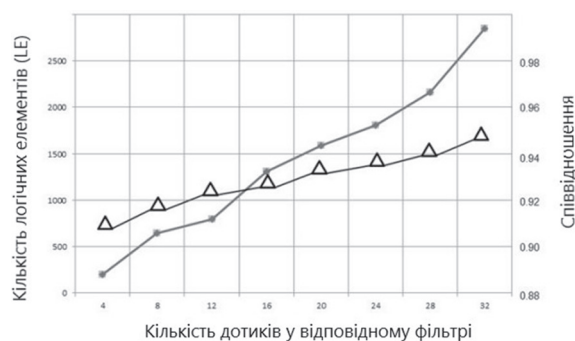


Рис. 2. Значення кореляції і кількість логічних елементів (LE) залежно від кількості відводів у кореляторі: (Δ) — кореляція; (◆) — кількість файлів

потрібні для фільтра з 32-ма відводами, і досягається значення кореляції 0,948. У разі, якщо нам буде потрібно проаналізувати 100 типів сигналів у потоці даних, у першому випадку буде потрібно 19 900 файлів, а в другому — 264 600 файлів. Зазвичай у другому випадку частота роботи буде нижчою.  $F_{\max}$  для Циклон IV дорівнює 133 МГц, а репрезентований метод дає затримку в два такти, що недосяжно для мікроконтролерів і DSP. Вартість пристрою FPGA, придатного для реалізації 100 фільтрів із 32-ма відводами, може бути в 10 разів вищою, ніж у простого пристрою FPGA. Для впровадження ASIC кількість шлюзів також має вирішальне значення.

### ВИСНОВКИ

Ключовими результатами, розглянутими в статті, є узагальнення швидкого оброблення даних на основі кореляції з орієнтацією на FPGA/ASIC. Оброблення кореляції дає змогу зменшити обсяг даних, що передаються з давача в хмару, і спростити архітектуру мережі «Інтернету речей». Оброблення даних на основі давачів має більше переваг, ніж підхід до хмарних обчислень, коли для передавання, зберігання та аналізу потрібно менш як 100% даних. Ці програми особливо важливі в промислових системах (промисловий Інтернет речей (IoT)). Через велику кількість множень і ділень корелятори потребують велику кількість апаратних ресурсів.

Результати моделювання показують ефективність виявлення подій. Зі збільшенням кількості натискань продуктивність системи ( $F_{\max}$ ) знижується, тому важливо підтримувати баланс між точністю і споживанням ресурсів. Однак замість дорогих і складних мережних пристроїв (Fog, Edge, хмарні обчислення) інженери можуть використовувати дешевші рішення Інтернету речей. У майбутніх конструкціях більш перспективно використовувати рішення SoC, що містять давачі, АЦП, мікроконтролери і логічні ядра.

### Список використаної літератури

1. *Future internet: The Internet of Things architecture, possible applications and key challenges* / R. Khan, S. U. Khan, R. Zaheer, S. Khan // *Proc. of the 10th Internat. Conf. on Frontiers of Information Technology*. 2012. P. 257–260
2. *Weyrich M., Ebert C. Reference architectures for the Internet of Things* // *IEEE Software*. 2016. Vol. 33, No. 1. P. 112–116.
3. *Fog computing: a platform for Internet of Things and analytics* / F. Bonomi, R. Milito, P. Natarajan, J. Zhu // *Big Data and Internet of Things: A Road Map for Smart Environments*. Springer, Berlin, Germany, 2014. P. 169–186.
4. *Big IoT data analytics: Architecture, opportunities, and open research challenges* / M. Marjani [et al.] // *IEEE Access*. 2017. Vol. 5. P. 5247–5261.
5. *Engines in the Data Cloud* [Електронний ресурс]. URL: <https://www.digitalcreed.in/engines-data-cloud/>, April, 10, 2018.
6. *E-sampling: Event-sensitive autonomous adaptive sensing and low-cost monitoring in networked sensing systems* / M. Z. A. Bhuiyan, J. Wu, G. Wang [et al.] // *ACM Trans. Auton. Adapt. Syst.* 2017. Vol. 12.
7. *Harb H., Makhoul A. Energy-efficient sensor data collection approach for industrial process monitoring* // *IEEE Trans. Ind. Informat.*, 2018. Vol. 14, No. 2. P. 661–672.
8. *A distributed real-time data prediction and adaptive sensing approach for wireless sensor networks* / G. B. Tayeh, A. Makhoul, D. Laiymani, J. Demerjian // *Pervasive Mobile Comput.* 2018. Vol. 49. P. 62–75.
9. *A new autonomous data transmission reduction method for wireless sensors networks* / G. B. Tayeh, A. Makhoul, J. Demerjian, D. Laiymani // *Proc. of the IEEE Middle East North Afr. Commun. Conf.* 2018. P. 1–6.
10. *Braten A. E., Kraemer F. A., Palma D. Adaptive, correlation-based training data selection for IoT device management* // *Proc. of the 6th Internat. Conf. on Internet of Things: Systems, Management and Security*. Granada, Spain, 2019. P. 169–176.
11. *A spatial-temporal correlation approach for data reduction in cluster-based sensor networks* / G. B. Tayeh, A. Makhoul, C. Perera, J. Demerjian // *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. P. 50669–50680.
12. *A correlation-change based feature selection method for IoT equipment anomaly detection* / S. Su, Y. Sun, X. Gao [et al.] // *Applied Sciences*. 2019. Vol. 9(3). P. 437.
13. *Pattern Matching Trading System Based on the Dynamic Time Warping Algorithm* / S. Kim, H. Lee, H. Ko [et al.] // *Sustainability*. 2018. No. 10. P. 4641.
14. *Ifeachor E., Jervis B. Digital signal processing: A practical approach*. Hardcover, 2nd ed., USA: Prentice Hall, 2001. P. 184–245.



15. Oppenheim A. V., Schaffer R. W., Buck J. R. *Discrete-time signal processing. Hardcover, 2nd ed., USA: Prentice Hall, 1998. P. 746–753.*

16. *Cyclone IV Device Handbook, 490 p. [Електронний ресурс]. URL: <https://www.intel.com/content/dam/www/programmable/us/en/pdfs/literature/hb/cyclone-iv/cyclone4-handbook.pdf>. (Accessed: March 2016).*

М. Н. Шрам, А. В. Лемешко, О. Н. Ткаченко, Д. В. Сорокин, Д. В. Кращенко

#### ОБРАБОТКА ДАННЫХ КОНЕЧНЫМИ УСТРОЙСТВАМИ В СИСТЕМАХ ИНТЕРНЕТА ВЕЩЕЙ

Представлен корреляционный метод для обработки данных на конечных устройствах и сокращения объема передаваемых по сети данных. Вместо дорогих и сложных сетевых устройств разработчики могут применять дешевые и проверенные низкоскоростные решения Интернета вещей (ZigBee, NB IoT, BLE) для передачи данных. Новизна состоит в одной из особенностей этого подхода – использовании для анализа не полной копии сигналов, а их компонентов, а также обработке непосредственно на сенсоре. Данный подход позволяет уменьшить количество операций и сложность реализации в отличие от иных методов, ориентированных на парадигму облачных вычислений. Приведены результаты для значений корреляции и количества логических элементов (LE) при реализации на ПЛИС в зависимости от количества элементов в корреляторе. Это позволяет соблюдать баланс между требуемой точностью расчета и затраченными аппаратными ресурсами, а также упростить конечное устройство.

**Ключевые слова:** Интернет вещей; промышленный Интернет вещей; корреляция; ПЛИС; согласованный фильтр; автокорреляция.

M. M. Shram, A. V. Lemeshko, O. N. Tkachenko, D. V. Sorokin, D. V. Kraschenko

#### DATA PROCESSING BY END DEVICES IN IOT SYSTEMS

Internet of things (IoT) systems are making a significant contribution to the growth of global traffic. There is a tendency towards a decrease in the volume of transmitted and stored data, for which various approaches are used. Most of these approaches involve traditional cloud and gateway processing, leaving the endpoints idle in the process. The article discusses the correlation method of data processing on the end device. The results of the study of the maximum performance when implemented on FPGAs with different orders of the matched filter  $N$  and different bit widths of the input data stream are presented. A huge number of devices have been connected to the network for a long time. On the Internet of Things, communication must occur between things (without human intervention). This paper presents a correlation method for processing data on end devices and reducing the amount of data transmitted over the network. Instead of expensive and complex network devices, developers can use cheap and proven low-speed Internet of Things (ZigBee, NB IoT, BLE) solutions for data transfer. The novelty lies in one of the features of this approach: the use of components for analysis, rather than a complete copy of the signals, as well as processing directly on the sensor. The advantage of this approach allows you to reduce the number of operations and complexity of implementation, in contrast to other methods focused on the cloud computing paradigm. We provide results for correlation values and the number of logical elements (LE) when implemented on the FPGA, depending on the number of elements in the correlator. This allows to maintain a balance between the required calculation accuracy and spent hardware resources, as well as to simplify the end device.

**Keywords:** Internet of Things; industrial IoT; correlation; FPGA; matched filter; autocorrelation; network devices; the network; data.

