

МЕТОД ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ МЕРЕЖІ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ

Ушаков С.М., Курдеча В.В.

Інститут телекомунікаційних систем, КПІ ім. Ігоря Сікорського, Україна

E-mail: ushakovsergey21@gmail.com

A NEURAL NETWORK BASED INFORMATION PROCESSING METHOD FOR THE IOT NETWORK

IoT systems generate large volumes of diverse data that need to be processed and edited in a short time. One of the main challenges is the high traffic consumption due to the transfer of data to the cloud. Edge computing allows workloads to be redistributed from the cloud to a location near the data sources that need to be processed, saving time, increasing privacy, and reducing network traffic. This publication examines a method for compressing data in an IoT network through the use of a neural network.

Системи IoT генерують великі обсяги різноманітних даних, які необхідно обробити і відредагувати за короткий час. Однією з основних проблем є високе споживання трафіку в зв'язку з передачею даних в хмару. Обчислення на границі дозволяють перерозподіляти навантаження з хмари в розташування поблизу джерел даних, які необхідно обробляти, економлячи час, підвищуючи конфіденційність і скорочуючи мережевий трафік. У даній публікації розглядається метод стиснення даних в мережі IoT за допомогою нейронної мережі.

Хмарні обчислення, централізовано розгорнуті в глобальному масштабі, стали невід'ємною частиною обробки даних IoT. Однак Інтернет речей з хмарної підтримкою стикається з низкою труднощів, таких як затримки передачі, обмеження пропускної здатності і високе енергоспоживання. Наприклад, відправка одного біта даних у стільниковій мережі споживає занадто багато ресурсів, що скорочує термін служби системи IoT. З іншого боку, граничні обчислення стали перспективною парадигмою, яка штовхає хмарні служби на границю мережі. Її можна розглядати як децентралізоване хмарне середовище, що наближає обчислювальну потужність до джерела даних і дозволяє приймати локальні рішення.

Обчислення на границях в перспективі є кращим рішенням, ніж хмарні, в численних додатках IoT [1]. Наприклад, програми, що вимагають реакції в режимі, близькому до реального часу, такі як автономне водіння автомобілів і електронна охорона здоров'я, не можуть коректно працювати з хмарою через високу затримку і неефективною пропускною здатністю, викликаними великою кількістю датчиків, підключених до мережі. Бездротові сенсорні мережі, бездротові тілесні сенсорні мережі і носимі пристрої становлять основні блоки архітектур IoT. Багато з цих "розумних" об'єктів, які відповідають за збір, обробку та передачу даних, все ще працюють від батарей і обмежені в ресурсах. Трьома основними складовими "розумних" об'єктів, є мікроконтролер, приймач і датчики. З усіх завдань добре відомо, що передача даних є найбільш

трафікоємною в IoT-вузлах [2,3]. Важливим кроком на шляху до зменшення надлишкового трафіку в додатках IoT є передача обчислювальних задач з хмари до границі, що оптимізує продуктивність мережі і підвищує приватність користувачів. Машина і глибоке навчання (deep learn) в області граничних обчислень можуть привнести численні поліпшення в традиційні підходи, засновані на хмарних обчисленнях:

- Обробка даних із використанням традиційних методів машинного навчання та передача результатів або необхідних функцій, отриманих із вихідних даних датчика.
- Розгортання частини слоїв мереж глибокого навчання на границі та передача вилучених функцій, розмір яких менший, ніж розмір вхідних даних.
- Розгортання нейронних мереж на границі з мінімальним розміром, зберігаючи точність.
- Навчання мереж у хмарі та доставка навчених моделей до границі.

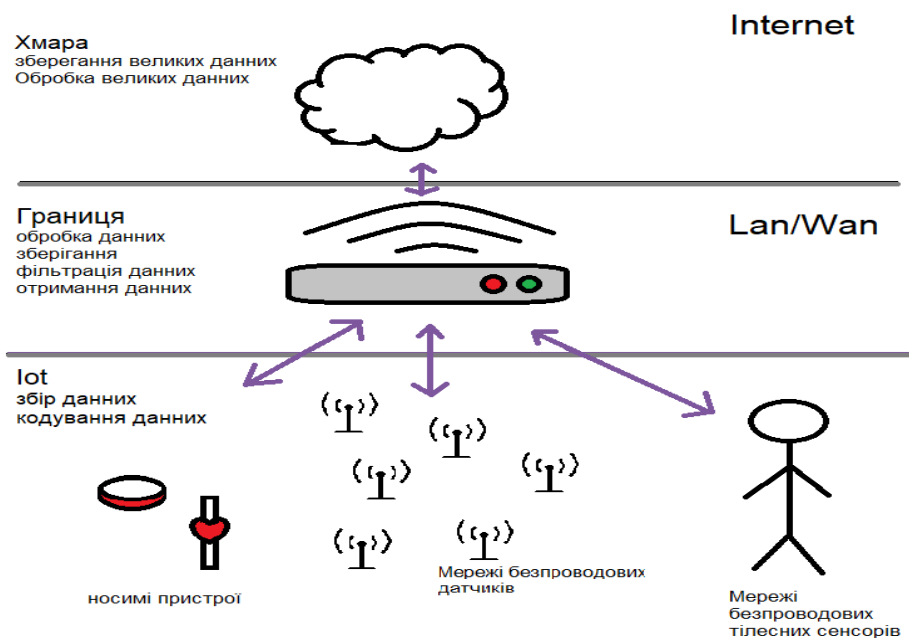


Рис. 1. Архітектура мережі IoT.

Основною задачею при обміні даними в мережах IoT залишається їх передача до хмарного середовища, що працює на базі систем зв'язку ближньої дії - персональних мереж. До них можуть відноситись як бездротові так і дротові мережі. До перших відносяться протоколи Bluetooth, NFC, RFID, Wi-Fi, Zigbee, Z-Wave, дротові ж мережі мають набагато ширший перелік технологій та назв так як сюди входять усі можливі промислові мережі та протоколи. На цьому етапі і виникає основна складність, що полягає у відносній повільності передачі даних до хмари та їх подальшій обробці у ній. Саме тому у даній роботі нас цікавлять архітектури мережі IoT, схожі до рис. 1, де дані збираються з інтелектуальних об'єктів, таких як носії і сенсорні пристрої, і періодично відправляються на прикордонний вузол по протоколам зв'язку короткого радіусу дії (наприклад, WiFi, Bluetooth).

Основним недоліком існуючих рішень, є те, що вони дають низький коефіцієнт стиснення даних із великою кількістю сенсорів. На даний час

необхідна розробка методики стиснення даних для IoT-додатків і пристроїв з обмеженими ресурсами, ефективно працююча на багатовимірних часових рядах і реалізована на реальному носії.

Як варіант вирішення цих недоліків перш за все, треба застосовувати швидкий враховуючий помилки та втрати даних, компресор на зібраних даних перед передавачами, який розглядається як найбільший споживач трафіку в пристрої IoT (Рис.2.). На другому етапі потрібно відновлювати передані дані на крайовому вузлу і обробляти їх, використовуючи контрольовані методи машинного навчання.

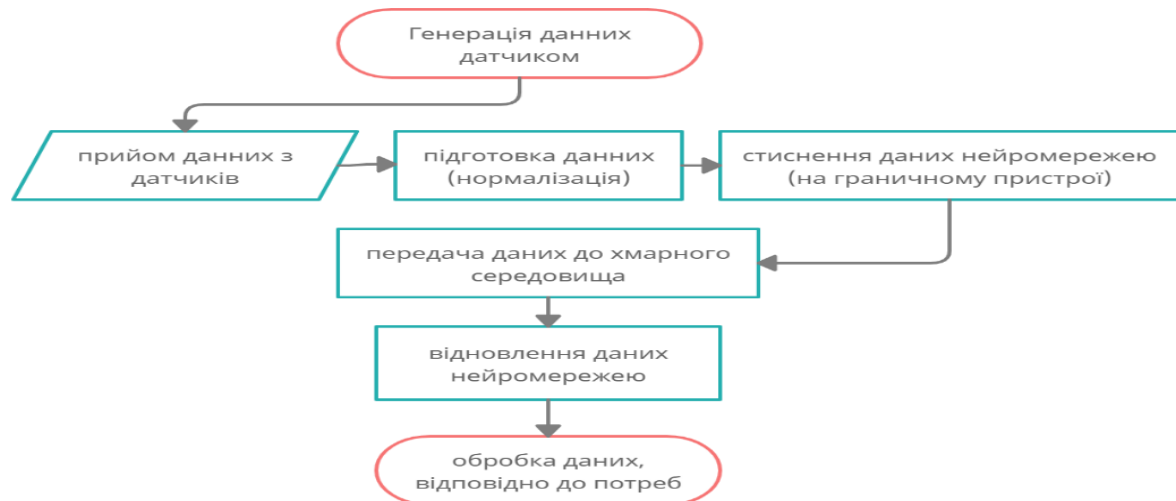


Рис. 2. Метод граничної обробки інформації на основі нейромереж для IoT.

Більшість пристроїв IoT в даний час оснащені кількома датчиками і здатні збирати різні типи даних. Таким чином, методи стиснення повинні працювати з даними з великою кількістю сенсорів на одному пристрої. Крім того, в разі додатків, що працюють в режимі реального або близького до реального часу, час відновлення (декомпресії) алгоритму має бути невеликим, щоб передати дані в модель машинного навчання і повернути результати прогнозування класифікації користувачеві в найкоротші терміни. Методи стиснення, засновані на перетворенні, змінюють необроблені дані на набір коефіцієнтів. Алгоритм стиснення повинен адаптуватися і добре працювати в різних додатках, суб'єктах і видах діяльності. Це приводить нас до висновку - кожна з представлених змінних, що міститься в даних, повинна відповідати умовам, необхідним для бездоганної роботи нейромережі, що не завжди є так.

Література

1. W. Shi, J. Cao, Q. Zhang, Y. Li, L. Xu, Edge computing: Vision and challenges, IEEE Internet Things J. 3 (5) (2016) 637–646, <http://dx.doi.org/10.1109/JIOT.2016.2579198>.
2. G. Anastasi, M. Conti, M.D. Francesco, A. Passarella, Energy conservation in wireless sensor networks: A survey, Ad Hoc Netw. 7 (2009) 537–568. ([http://refhub.elsevier.com/S0167-739X\(18\)33171-6/sb2](http://refhub.elsevier.com/S0167-739X(18)33171-6/sb2)).
3. M.A. Razzaque, C. Bleakley, S. Dobson, Compression in wireless sensor networks: A survey and comparative evaluation, ACM Trans. Sen. Netw. 10 (1) (2013) 5:1–5:44, <http://dx.doi.org/10.1145/2528948>, URL <http://doi.acm.org/10.1145/2528948>.