

## **ІНТЕГРАЦІЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ: РОЗВИТОК РОЗУМНИХ МІСТ ЧЕРЕЗ АДАПТИВНИЙ ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ**

Мильотін О.Є., Тарадуда С. О.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Сердюк Н. М.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІУС,  
м. Харків, Україна

e-mail: [oleksandr.myliutin@nure.ua](mailto:oleksandr.myliutin@nure.ua), [snanislav.taraduda@nure.ua](mailto:snanislav.taraduda@nure.ua)

The Internet of Things (IoT) technology has gained considerable popularity in various industries and is actively used in combination with intelligent systems. The integration of artificial intelligence (AI) technologies with IoT extends their functionality. This thesis discusses the evolution from neural networks to cognitive modelling, emphasising the shift from traditional methods to more flexible and adaptive approaches to create efficient IoT systems that can adapt to a changing environment, opening up new perspectives for optimising device performance and expanding capabilities in the field of cognitive computing.

Швидкі та безперервні зміни в області IoT та штучного інтелекту (ШІ) породжують нові можливості, які можуть радикально змінити сприйняття та використання технологій у містах та інших сферах життя.

Інтеграція цих двох технологічних галузей надає необхідну базу для створення розумних міст, де аналіз даних, автоматизація та оптимізація процесів відбуваються миттєво та ефективно. Для покращення IoT-систем за допомогою адаптивного штучного інтелекту, які будуть здатні аналізувати та розуміти складні ситуації, що відбуваються у містах та інших середовищах, адаптуватися до змін у реальному часі, що дозволить не лише ефективно вирішувати проблеми, але й передбачати їх настання та уникати, необхідно розуміти принципи інтегрованої роботи нейронних мереж з IoT.

IoT представляє собою високоінтегровану концепцію мережі, що забезпечує взаємозв'язок фізичних пристроїв, обладнаних вбудованими датчиками, та програмне забезпечення, яке автоматично здійснює передачу та обмін даними між фізичним середовищем та комп'ютерними системами. Збір і передача даних відбуваються завдяки різним видам датчиків, такими як: освітленості, звуку, руху, газів та хімічних речовин, відстані, тиску, рівня рідини, перепаду напруги. Такі датчики використовуються для моніторингу навколишнього середовища та фіксації різних параметрів [1]. Вони генерують великі обсяги інформації, які в подальшому передаються через стандартні протоколи зв'язку, а саме:

– MQTT (Message Queuing Telemetry Transport): при передачі даних за допомогою протоколу MQTT використовується асинхронний підхід.

Пристрої публікують повідомлення в теми (topics), і інші пристрої можуть підписатися на ці теми для отримання повідомлень. Це дозволяє створювати ефективні та масштабовані системи з низькою затримкою, а також дозволяє надсилати та отримувати дані у форматі «публікація-підписка» (publish-subscribe);

- CoAP (Constrained Application Protocol): CoAP використовує прості HTTP-подібні методи, такі як GET, PUT, POST та DELETE, для взаємодії з ресурсами пристроїв. Це дозволяє передавати дані у вигляді ресурсів, які можуть бути використані та маніпульовані іншими пристроями;

- CoMM (Constrained RESTful Environments): CoMM використовує архітектурний підхід REST, що дозволяє взаємодіяти з ресурсами за допомогою стандартних HTTP-подібних методів. Цей протокол спрощує взаємодію пристроїв у великому масштабі систем IoT;

- AMQP (Advanced Message Queuing Protocol): використовується для передачі повідомлень у вигляді повідомлень черги, де пристрої можуть відправляти та отримувати повідомлення через централізовану чергу. Цей протокол забезпечує надійність та впорядкування повідомлень у розподіленій системі;

- DDS (Data Distribution Service): використовується для реального часу та високопродуктивного обміну даними між різними пристроями в мережах IoT. Відмінністю є те, що DDS оперує на рівні даних, передаючи їх безпосередньо між пристроями. Це дозволяє створювати розподілені системи, де пристрої можуть надсилати та отримувати дані без втрати часу на роботу з повідомленнями.

Нейронні мережі, в свою чергу, використовуються для обробки та аналізу великих обсягів даних, які збираються від різноманітних датчиків та пристроїв. Завдяки їх алгоритмам навчання, нейронні мережі можуть виявляти складні закономірності, робити прогнози, вирішувати завдання класифікації та оптимізації в реальному часі. Їхні інтелектуальні можливості дозволяють удосконалювати аналітику, визначати аномалії, та автоматизовано реагувати на зміни в оточенні, що робить їх ефективним інструментом для оптимізації та автоматизації процесів в IoT-системах [2]. Проте, у контексті IoT, де є величезна кількість пристроїв, здатних збирати та передавати дані, виникає потреба в більш гнучких та адаптивних підходах до аналізу цих інформаційних потоків.

Тут на передній план виходить концепція когнітивного моделювання. Когнітивні моделі відзначаються здатністю до самонавчання, адаптації до динамічних умов та розв'язання завдань в реальному часі. Основною складовою когнітивних моделей є їхній фокус на прийнятті рішень, яке означає вибір оптимальних дій на підставі наявної інформації та внутрішніх представлень. У порівнянні з нейронними мережами когнітивне моделювання пропонує більш гнучкий підхід до

інтелектуального аналізу, оскільки воно базується на емуляції процесів мислення та прийняття рішень подібних до тих, що має людина.

У IoT-системах, де реальний час та адаптивність важливі для оптимізації роботи пристроїв та розширення можливостей, когнітивне моделювання відкриває нові перспективи для ефективного аналізу та управління отриманими даними. Це дозволяє системі не лише реагувати на зміни в середовищі, але й активно адаптуватися до них, забезпечуючи більш високий рівень гнучкості та інтелектуальності в IoT-системах.

Хоча когнітивне моделювання в IoT-системах має свої переваги порівняно з нейронними мережами, воно також може мати деякі недоліки:

- складність моделювання (когнітивне моделювання може вимагати складних та ресурсномістких математичних моделей, що може збільшити складність розробки та реалізації системи);

- велика потужність обчислень (впровадження когнітивного моделювання може вимагати значної потужності обчислень, що може призвести до збільшення витрат енергії та вартості обладнання порівняно з нейронними мережами);

- складність навчання моделі (навчання когнітивних моделей може вимагати більшої кількості даних та часу для створення ефективною моделі, яка буде приймати вдалі рішення. У той час як нейронні мережі можуть бути навчені на відносно невеликих об'ємах даних).

Проаналізувавши особливості нейронних мереж, когнітивних моделей та специфіку IoT-системи, можна зробити висновок, що гнучкість та адаптивність підходів до аналізу інформацій та прийняті рішень, швидке реагування на зміни у навколишнього середовища є важливішими для IoT-систем. Тому, незважаючи на недоліки, перехід до когнітивних моделей є вдалим рішенням для створення найефективніших IoT-систем, що активно пристосовуються до змінного оточення, надаючи значні переваги у сферах енергоефективності, безпеки, транспорту та інших аспектах міського життя.

Список використаних джерел:

1. Огляд мережевих протоколів бездротового Інтернету речей і способи вибору. URL: <https://www.dusuniot.com/uk/blog/best-wireless-protocol-for-your-iot-project/> (дата звернення: 25.02.2024).

2. Що таке нейронна мережа: простими словами. FutureNow. URL: <https://futurenow.com.ua/shho-take-nejronna-merezha-prostymy-slovamy/> (дата звернення: 25.02.2024).