



**ПОЛТАВСЬКА
ПОЛІТЕХНІКА**

Міністерство освіти і науки України
Національний університет
«Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка»

ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ

**78-Ї НАУКОВОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ
ПРОФЕСОРІВ, ВИКЛАДАЧІВ, НАУКОВИХ
ПРАЦІВНИКІВ, АСПІРАНТІВ ТА
СТУДЕНТІВ УНІВЕРСИТЕТУ**

І ТОМ



**15 – 22 травня 2026 року
Полтава**

РОЛЬ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ ЯК ТЕХНОЛОГІЧНОГО ФУНДАМЕНТУ СУЧАСНИХ ЛОГІСТИЧНИХ СИСТЕМ

Базова концепція Інтернету речей (IoT, англ. Internet of things) полягає в мережі об'єднаних пристроїв, сенсорів і систем, які можуть збирати і аналізувати інформацію та комунікувати між собою, що дозволяє відстежувати, автоматизувати та оптимізувати різноманітні процеси і операції [1]. Наразі Інтернет речей застосовується у різноманітних галузях: від розумного дому до рішень для охорони здоров'я. Проте логістика стала галуззю, яка найбільше трансформувалась від інтеграції IoT, що створила умови для переходу від традиційних до розумних, об'єднаних логістичних систем. Моніторинг в режимі реального часу, просунута аналітика та обмін даними по всьому ланцюгу постачання дозволили подолати типові виклики галузі, серед яких ключовими є низька ефективність ручних процесів, відсутність прозорості та статичність даних. Таким чином можна стверджувати, що Інтернет речей став технологічним фундаментом для сучасних логістичних ланцюгів та промислових систем.

Інтеграція IoT в логістичні системи дозволила перейти від пасивного відстеження до більш проактивного підходу, який забезпечує гнучкість, необхідну для сучасних ринків. Проте, незважаючи на всі зазначені досягнення та переваги цього процесу, актуальним моделям бракує адаптивних механізмів прогнозування, що могли б навчатися на динамічних неперервних потоках даних. У свою чергу це створює ризики безпеки та витоку даних і обмежує здатність таких систем реагувати на раптові коливання на ринку, зміну поведінки споживачів, скорочення життєвих циклів продукції та глобальні збої [2]. Методи індуктивного моделювання та машинне навчання є інструментами інтелектуального моніторингу, що можуть успішно застосовуватись для вирішення описаних викликів.

Методи машинного навчання добре себе проявляють в розпізнаванні закономірностей в даних та ранньому виявленні аномалій, що є критичним при попередженні атак і виправленні помилок чи недоліків в системі. Ці методи зазвичай базуються на глибокому навчанні і нейронних мережах, що аналізують інформацію з різноманітних джерел логістичної системи, як-от: дії користувачів, логи пристроїв та мережевий трафік [3].

Наприклад, нейромережі можуть виявити часові затримки в передачі даних та ідентифікувати це як технічний збій або потенційну атаку. Проте методи машинного навчання мають ряд обмежень. Вони потребують великих обсягів історичних даних для успішного навчання. Крім того ці дані мають проходити попередню обробку для фільтрації шуму.

Методи індуктивного моделювання дозволяють побороти слабкі сторони машинного навчання, суттєво оптимізуючи його. Вони можуть використовуватись для попередньої обробки даних на першому кроці машинного навчання, що дозволяє видалити надлишкові та залишити найбільш значущі ознаки. Одним з ключових представників методів індуктивного моделювання є Метод групового урахування аргументів (МГУА), запропонований наприкінці 60-х років Олексієм Григоровичем Івахненком. Метод базується на селективному відборі моделей, які у свою чергу рекурсивно використовуються для побудови складніших моделей, допоки вони не будуть достатньо добре відповідати зовнішнім критеріям (наприклад, поки не буде досягнуто достатньо низького рівня похибки). Однією з ключових особливостей МГУА є здатність працювати навіть в умовах сильного зашумлення даних. В основі методу лежить поліном Колмогорова-Габора, який визначає зв'язок між вхідними змінними x та цільовою змінною y :

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots$$

Дослідження показали, що використання Методу групового урахування алгоритмів може суттєво знизити розміри наборів даних, що необхідні для тренування нейромереж (до 90%) та тривалість обчислень. Це відбувається за допомогою створення моделей оптимальної складності шляхом видалення зайвих ознак, які не мають сильної кореляції з цільовим класом, без втрати здатності до диференціації класів.

Література:

1. Oladele, O. (2024). *Internet of Things (IoT) in Logistics: Transforming Supply Chains with Connected Devices and Data Analytics.*
2. Tang, Y., & Zha, C. (2026). *Application of internet of things (IoT) and machine learning (ML) in intelligent logistics supply chain. Discover Internet of Things*, 6. doi:10.1007/s43926-026-00282-1
3. Abualhaj, M., Adeel, H., Masood, K., Soltani, H., Zemmouri, H., Aly, M., ... Mehmood, S. (2025). *Comparative Analysis of LSTM-Based Variant Models for Detecting Attacks in IoT Networks. Journal of Computing & Biomedical Informatics*, 10. doi:10.56979/1001/2025/1169
4. Syed, N., Ge, M., & Baig, Z. (2021). *Intrusion Detection for Time-Series IoT Data with Recurrent Neural Networks and Feature Selection.* doi:10.36227/techrxiv.13525409.v1