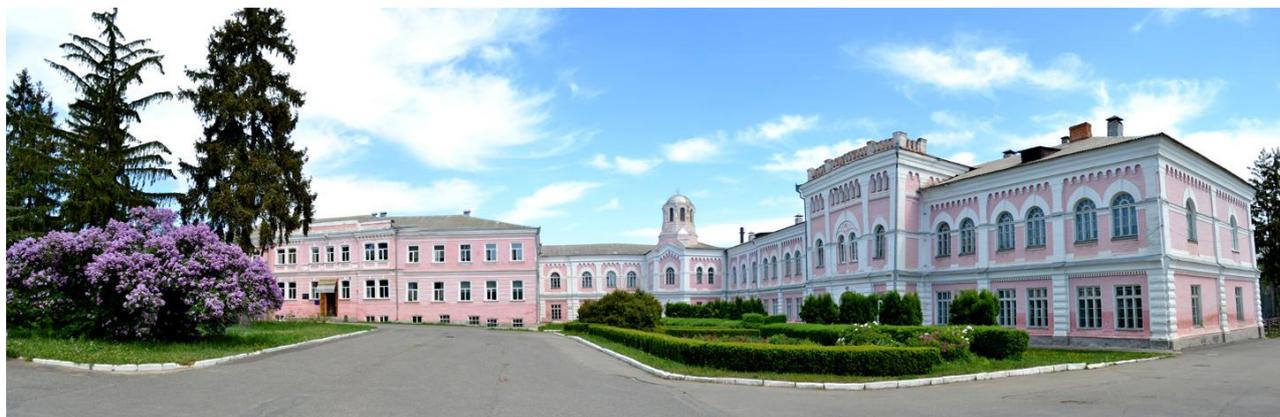


**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**Уманський національний університет**  
**Факультет економіки і підприємництва**  
**Кафедра інформаційних технологій**



**VI ВСЕУКРАЇНСЬКА СТУДЕНТСЬКА НАУКОВО-ПРАКТИЧНА**  
**ІНТЕРНЕТ-КОНФЕРЕНЦІЯ**

**«Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій»**

*Збірник тез доповідей*

**25 березня 2026 року**

**м. Умань**

## VI ВСЕУКРАЇНСЬКА СТУДЕНТСЬКА НАУКОВО-ПРАКТИЧНА ІНТЕРНЕТ-КОНФЕРЕНЦІЯ

### Напрями роботи конференції:

- ❖ Комп'ютерна інженерія
- ❖ Програмна інженерія
- ❖ Інформаційні системи
- ❖ Аналіз даних

Робочі мови конференції: українська, англійська.

Редакційна колегія:

Ліщук Р.І., к.т.н., доцент, завідувач кафедри інформаційних технологій Уманського національного університету

Кулаков П.І., д.т.н., професор, професор кафедри інформаційних технологій Уманського національного університету

Кучерук В.Ю., д.т.н., професор, професор кафедри інформаційних технологій Уманського національного університету

Нескородева Т.В., д.т.н., професор, професор кафедри інформаційних технологій Уманського національного університету

Маньковська В.С., доцент, доцент кафедри інформаційних технологій Уманського національного університету

## Зміст

1	СТАТИСТИЧНА МОДЕЛЬ ТРИВАЛОСТІ МАШИННОГО ДОЇННЯ НА КОНВЕЄРНИЙ УСТАНОВЦІ <i>Горбенко М.В., здобувач вищої освіти, науковий керівник - д.т.н., професор Кулаков П.І.</i>	5
2	СТАТИСТИЧНА МОДЕЛЬ ТРИВАЛОСТІ МАШИННОГО ДОЇННЯ НА УСТАНОВЦІ З ПАРАЛЕЛЬНО-ПРОХІДНИМИ СТАНКАМИ <i>Думик Т.С., здобувач вищої освіти, науковий керівник - д.т.н., професор Кулаков П.І.</i>	8
3	АЛГОРИТМИ ШИФРУВАННЯ НА ОСНОВІ ДЕТЕРМІНОВАНО-ХАОТИЧНИХ ПРОЦЕСІВ <i>Павленко В.В., здобувач вищої освіти, науковий керівник - к.т.н., доцент Маньковська В.С.</i>	11
4	АКТУАЛЬНІ НАПРЯМИ ТА МОЖЛИВОСТІ РОЗВИТКУ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ <i>Худченко І.В., здобувач вищої освіти, науковий керівник - к.т.н., доцент Скуртол С.Д.</i>	14
5	ВИКОРИСТАННЯ ESP МІКРОКОНТРОЛЕРІВ ЯК ЗАСОБІВ АВТОМАТИЗАЦІЇ <i>Сиваченко Л.О., здобувач вищої освіти, науковий керівник - д.т.н., професор Кучерук В.Ю.</i>	15
6	НОМЕ ASSISTANT ЯК ОСНОВА ДЛЯ ДОМАШНЬОЇ АВТОМАТИЗАЦІЇ <i>Крутова В.В., здобувач вищої освіти, науковий керівник - д.т.н., професор Кучерук В.Ю.</i>	17
7	БІОМЕТРИЧНА АВТЕНТИФІКАЦІЯ: ПЕРЕВАГИ ТА РИЗИКИ <i>Григоренко У.С., здобувач вищої освіти, науковий керівник - к.т.н., доцент Скуртол С.Д.</i>	18
8	КОМПЛЕКСНІ АРХІТЕКТУРНІ ТА АЛГОРИТМІЧНІ МЕТОДИ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ КІБЕРБЕЗПЕКИ СУЧАСНИХ ПЛАТІЖНИХ СИСТЕМ <i>Різник Б.С., здобувач вищої освіти, науковий керівник - к.т.н., доцент Маньковська В.С.</i>	20
9	ТЕХНОЛОГІЇ BIG DATA В АНАЛІЗІ МІСЬКОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ: НА ПРИКЛАДІ ДАТАСЕТУ LONDON BICYCLES <i>Жданов Ю.О., здобувач вищої освіти, науковий керівник - д.т.н., професор Нескородєва Т.В.</i>	22
10	СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО БАГАТООБ'ЄКТНОГО ТРЕКІНГУ В СИСТЕМАХ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ: ВІД SORT ДО ТРАНСФОРМЕРІВ <i>Покуц М.Д., здобувач вищої освіти, науковий керівник - к.т.н., доцент Ліщук Р.І.</i>	25
11	ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ ХВОРОБ ЛИСТЯ РОСЛИН ЗА ЦИФРОВИМИ ЗОБРАЖЕННЯМИ <i>Григоренко У.С., здобувач вищої освіти, науковий керівник - д.т.н., професор Нескородєва Т.В.</i>	27
12	ЗАСТОСУВАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ РУКОПИСНИХ ЦИФР НА ОСНОВІ ДАТАСЕТУ MNIST <i>Демков І.В., здобувач вищої освіти, науковий керівник - д.т.н., професор</i>	29

	<i>Нескородева Т.В.</i>	
13	ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДЛЯ ДЕТЕКЦІЇ DDOS-АТАК У ВИСОКОНАВАНТАЖЕНИХ СИСТЕМАХ <i>Кравчук М.Ю., здобувач вищої освіти, науковий керівник - к.е.н., доцент Концеба С.М.</i>	32
14	ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ У ПРОГНОЗУВАННІ УРОЖАЙНОСТІ <i>Григоренко У.С., здобувач вищої освіти, науковий керівник - к.е.н., доцент Концеба С.М.</i>	34
15	ЗАСТОСУВАННЯ ВЕЛИКИХ МОВНИХ МОДЕЛЕЙ (LLM) ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ СТРУКТУРУВАННЯ НЕСТРУКТУРОВАНИХ БІЗНЕС-ДАНИХ <i>Костюк С.М., здобувач вищої освіти, науковий керівник - к.е.н., доцент Концеба С.М.</i>	37
16	ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ФЕЙКОВИХ НОВИН НА ОСНОВІ АНСАМБЛЕВИХ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ <i>Новакович Є.О., здобувач вищої освіти, науковий керівник - к.е.н., доцент Концеба С.М.</i>	40
17	ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ ЯК СТРАТЕГІЧНИЙ ДЕТЕРМІНАНТ РОЗВИТКУ СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ <i>Ткач М.О., здобувач вищої освіти, науковий керівник - к.е.н., доцент Концеба С.М.</i>	42
18	ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ ЯК ІНСТРУМЕНТ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ <i>Худченко І.В., здобувач вищої освіти, науковий керівник - к.е.н., доцент Концеба С.М.</i>	44
19	СИСТЕМА АВТОМАТИЗАЦІЇ ЖИТЛОВОГО ПРИМІЩЕННЯ НА БАЗІ МІКРОКОНТРОЛЕРА ESP32 <i>Беднаж, Щ.-Ф.К., здобувач вищої освіти, науковий керівник - к.е.н., доцент Мазур Ю.П.</i>	46
20	БІБЛІОГРАФІЯ	48

## **СТАТИСТИЧНА МОДЕЛЬ ТРИВАЛОСТІ МАШИННОГО ДОЇННЯ НА КОНВЕЄРНІЙ УСТАНОВЦІ**

Безприв'язне утримання великої рогатої худоби вважається найбільш перспективним методом, де конвеєрні установки забезпечують найвищу продуктивність завдяки безперервному режиму роботи, фіксованим робочим місцям та мінімальним переходам тварин. Ефективне функціонування таких ферм сьогодні неможливе без впровадження автоматизованих систем управління та інформаційно-вимірювальних комплексів для моніторингу технологічних і зоотехнічних процесів. Головною перешкодою при проектуванні чи модернізації таких об'єктів є низька точність визначення продуктивності обладнання, що зумовлено недосконалістю існуючих статистичних моделей тривалості машинного доїння. Оскільки цей параметр безпосередньо впливає на структуру систем автоматизації, вдосконалення математичних моделей тривалості доїння є критично важливим завданням для теорії та практики розбудови сучасних доїльно-молочних відділень.

На сучасних молочних фермах конвеєрні установки типу «Карусель» функціонують як безперервно-поточні лінії, де тварини рухаються разом зі станками, а персонал залишається на місці. Ефективність таких систем залежить від безлічі факторів, проте чинні методи оцінки часу підготовки та видоювання тварин є недосконалими, оскільки часто базуються на спрощених припущеннях про сталість інтервалів або на невідповідних законах розподілу. Використання нормального чи логнормального розподілів не враховує детермінований мінімальний час роботи апарату та специфіку лактаційних груп, тоді як гамма-розподіл та хі-квадрат дають точніші результати. Існуючі статистичні моделі не забезпечують необхідної точності розрахунку продуктивності конвеєрів, що зумовлює потребу в нових моделях, які б адекватно пов'язували статистику доїння з конструктивними параметрами установок та алгоритмами керування. Створення таких моделей дозволить оптимізувати роботу конвеєрів, підвищити точність проектування інформаційно-вимірювальних комплексів та вдосконалити системи автоматичного управління фермами [1, 2].

Метою дослідження є розробка уточнених статистичних моделей, що встановлюють функціональний зв'язок між часом роботи конвеєрних доїльних установок та характеристиками підготовки і видоювання тварин із урахуванням їхньої кількості й типу обладнання. Моделювання базується на експериментальних даних про тривалість окремих етапів доїння, що дозволяє детально проаналізувати циклограми роботи конвеєрів. Основним завданням є математичне обґрунтування залежностей між статистичними параметрами функціонування установки та техніко-зоотехнічними показниками процесу. Для підтвердження адекватності та точності розроблених теоретичних положень передбачено їхню верифікацію шляхом порівняння з реальними експериментальними показниками.

Розглянемо циклограму роботи конвеєрної доїльної установки, яка наведена на рис. 1.

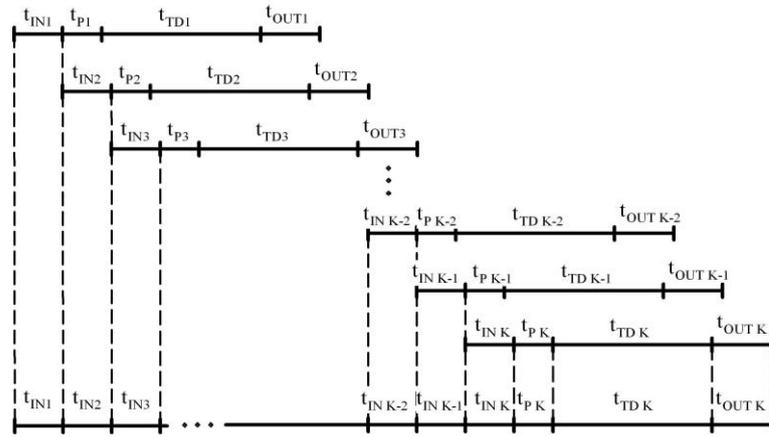


Рис. 1. Циклограма роботи конвеєрної доїльної установки

Типовий алгоритм роботи такої установки полягає в наступному. Доїльна платформа обертається з постійною номінальною кутовою швидкістю  $\omega_K$ . Тварини по черзі заходять на платформу і розміщуються у доїльних станках, дояр здійснює процес підготовки тварини до доїння, який має тривалість  $t_{pi}$ , після чого вдягає доїльний апарат і починається процес доїння, тривалістю  $t_{TDi}$ . Максимальне значення тривалості інтервалу підготовки тварини  $t_{pi}$  регламентується технічними умовами експлуатації установки. Вихід тварин з платформи здійснюється тоді, коли платформа здійснить майже повний оберт. Як впливає із аналізу циклограми, тривалість доїння групи з  $K$  тварин визначається виразом

$$T_{DK} = t_{PK} + t_{TDK} + t_{OUTK} + \sum_{i=1}^K t_{INi}, \quad (1)$$

де  $t_{INi}$  - час, за який тварина входить на платформу у доїльний станок;  $t_{OUTi}$  - час, за який тварина виходить з доїльного станка на платформу.

Вираз, який визначає математичне очікування  $M_{DK}$  тривалості роботи конвеєрної доїльної установки

$$M_{DK} = M_{PD} + M_{TD} + M_{OUT} + M_{IN}K. \quad (2)$$

Вираз, який визначає дисперсію  $D_{DK}$  тривалості роботи конвеєрної доїльної установки

$$D_{DK} = D_{PD} + D_{TD} + D_{OUT} + D_{IN}K. \quad (3)$$

Вираз, який визначає математичне очікування тривалості роботи конвеєрної доїльної установки при використанні доїльних апаратів з функцією керування процесом доїння

$$M_{DK} = k + t_s + t_{ND} + t_M + m(l+1) + M_{OUT} + M_{IN}K. \quad (4)$$

Вираз, який визначає дисперсію тривалості роботи конвеєрної доїльної установки при використанні доїльних апаратів з функцією керування процесом доїння

$$D_{DK} = 2k + m^2(l+1) + D_{OUT} + D_{IN}K. \quad (5)$$

Таким чином, вирази (4) та (5) описують статистичну модель тривалості доїння стада з  $K$  тварин, за допомогою конвеєрної доїльної установки при використанні доїльних апаратів з функцією керування процесом доїння.

При наявності в групі тугодійних тварин можлива ситуація, коли тривалість доїння  $t_{TDi}$  перевищить час, за який платформа буде встановлена в положення виходу

тварини. У цьому випадку тварина у доїльному станку буде робити ще один оберт разом з платформою, і тривалість її знаходження у станку збільшиться в два рази. Це приведе до порушення черги тварин, порушення безперервності роботи конвеєра, втрат часу і технологічної затримки роботи доїльної установки. Мінімізувати вплив наявності тугодійних тварин на продуктивність роботи конвеєрної доїльної установки можна шляхом впровадження регульованого приводу доїльної платформи на основі статистичних показників тривалості доїння групи тварин. Теоретичний розрахунок  $M_{DK}$  та  $D_{DK}$  проводився на основі наступних експериментальних параметрів. У роботах [3, 4] встановлено, що при безприв'язному утриманні  $M_{PD}=28$  с,  $D_{PD}=56$  с<sup>2</sup>, а математичне очікування тривалості доїння при використанні вищевказаного доїльного апарату з функцією керування процесом доїння  $M_{TD}=326$  с, дисперсія  $D_{TD}=3801$  с<sup>2</sup>. Статистичні характеристики тривалості входу та виходу тварин  $M_{IN}=36$  с,  $M_{OUT}=36$  с,  $D_{IN}=86$  с<sup>2</sup>,  $D_{OUT}=86$  с<sup>2</sup>, коефіцієнт  $\eta(M_{TD}, M_{PD}, D_{TD}, D_{PD})=1.3$ ,  $t_K=558$  с,  $\omega_K=0.01$  рад/с. В результаті розрахунку встановлено що, відносна оцінка розбіжності експериментального та теоретичного значення математичного очікування тривалості доїння складає  $M_v=12.06$  %, а відносна оцінка розбіжності експериментального та теоретичного значення дисперсії тривалості доїння складає  $D_v=14.81$  %. Отримані значення відносної оцінки розбіжності свідчать про адекватність розробленої статистичної моделі.

У роботі розроблено уточнені статистичні моделі, що встановлюють функціональну залежність між часом роботи конвеєрних доїльних установок та характеристиками підготовки і видоювання тварин, їхньою кількістю та типом обладнання. Завдяки новому підходу до оцінювання часових параметрів суттєво підвищується точність розрахунку продуктивності, що є критичним для проектування автоматизованих систем управління та інформаційно-вимірювальних комплексів на фермах. Адекватність моделей підтверджена експериментально, причому точність теоретичних розрахунків значно перевершує існуючі методи, де похибка традиційно становить 20–30%.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Kulakov, P. *et al.* (2025). Information System Based on the Internet of Things Technology for the Dairy Farms with Tethered Cows. In: Semenov, A., Yepifanova, I., Kajanová, J. (eds) Data-Centric Business and Applications. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, vol 240. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-81557-7\\_19](https://doi.org/10.1007/978-3-031-81557-7_19)
2. Kulakov, P. *et al.* (2026). Mathematical Models of the Milking Processes Duration. In: Semenov, A., Yepifanova, I., Kajanová, J. (eds) Data-Centric Business and Applications. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, vol 275. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-032-10153-2\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-032-10153-2_14)
3. Kucheruk, V. Y., Palamarchuk, E. A., Kulakov, P. I., & Gnes, T. V. (2014). Statistical models of machinery milking duration. Eastern - European Journal of Enterprise Technologies, 1(3(67)), 4–7. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2014.20080>
4. Кучерук, В. Ю., Паламарчук, Є. А., & Кулаков, П. І. (2014). The statistical models of machinery milking duration by group milking machines. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 4(4(70)), 13–17. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2014.26287>

## **СТАТИСТИЧНА МОДЕЛЬ ТРИВАЛОСТІ МАШИННОГО ДОЇННЯ НА УСТАНОВЦІ З ПАРАЛЕЛЬНО-ПРОХІДНИМИ СТАНКАМИ**

При безприв'язному утриманні тварин ефективність молочних ферм залежить від впровадження автоматизованих систем керування та інформаційно-вимірвальних технологій. Проте проектування та модернізація доїльних залів стикаються з проблемою неточного визначення їхньої продуктивності, оскільки виробники обладнання часто надають приблизні дані. Ключовим чинником тут є тривалість машинного доїння, але існуючі статистичні моделі для її розрахунку є недосконалими, що негативно впливає на структуру систем моніторингу технологічних і зоотехнічних параметрів. Саме тому вдосконалення математичних моделей тривалості доїння є актуальним завданням для успішної автоматизації та підвищення ефективності сучасних тваринницьких комплексів. У сучасному тваринництві використовують різноманітні типи доїльних установок, таких як «Тандем», «Паралель», «Ялинка» та «Карусель», що відрізняються способом розміщення тварин та організацією доступу персоналу. Ефективність цих систем залежить від тривалості машинного доїння, яка є випадковою величиною, проте існуючі методи її розрахунку мають суттєві недоліки. Зокрема, моделі на основі нормального або логнормального розподілів не враховують мінімальний час роботи апарату та специфіку фізіологічного стану тварин. Хоча деякі дослідження пропонують використовувати гамма-розподіл або хі-квадрат, загальноприйняті статистичні моделі все ще не забезпечують достатньої точності для визначення реальної продуктивності залів. Через це виникає гостра потреба у створенні нових, більш адекватних моделей, які б враховували тип обладнання, алгоритми роботи апаратів та кількість поголів'я. Впровадження таких уточнених розрахунків дозволить значно підвищити якість проектування автоматизованих систем управління та інформаційно-вимірвальних комплексів на сучасних фермах [1, 2].

Метою досліджень, що проводяться, є розробка уточнених статистичних моделей, що встановлюють функціональну залежність між загальною тривалістю роботи установок із паралельно-прохідними станками і характеристиками часу підготовки та видоювання тварин. Моделювання базується на експериментальних даних щодо кількості поголів'я, типів доїльних апаратів та їхньої кількості, що дозволяє детально проаналізувати циклограми технологічного процесу. Основними завданнями є математичне обґрунтування зв'язків між статистичними параметрами роботи обладнання та зоотехнічними показниками, а також подальша перевірка отриманих теоретичних результатів на практиці для підтвердження їхньої адекватності та точності.

Розглянемо циклограму роботи доїльної установки з паралельно-прохідними станками, яку наведено на рис. 1. На такій доїльній установці кожний дояр обслуговує два доїльних станка, які знаходяться по обидві сторони його робочої зони, в станки тварини входять протягом часу  $t_{INi}$ , після чого дояр готує першу тварину до доїння протягом часу  $t_{Pi}$ , вдягає їй доїльний апарат і переходить до роботи з іншою

твариною. Доїння тварини відбувається протягом часу  $t_{TDi}$ , після чого вона виходить з станка протягом часу  $t_{OUTi}$ , а на її місце входить наступна тварина.

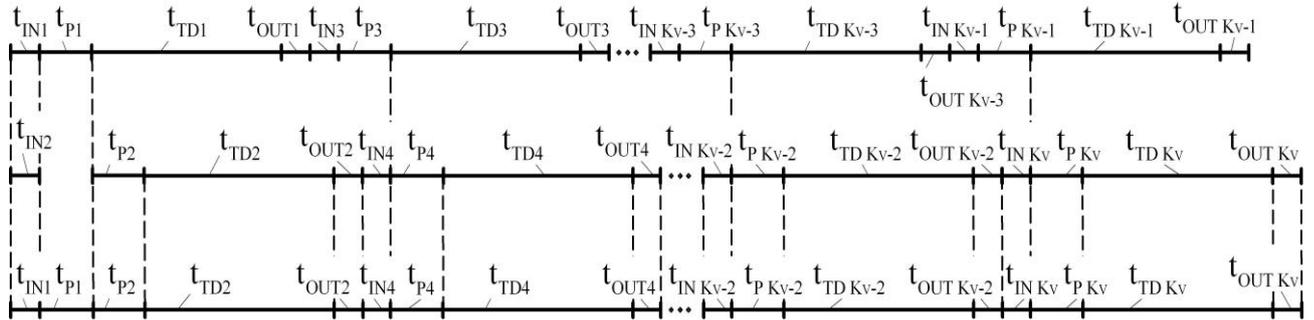


Рис. 1 - Циклограма роботи доїльної установки з паралельно-прохідними станками

Максимальна кількість тварин  $K_V$ , доїння яких здійснюється одним дояром, якщо потоки тварин рівномірно розподілені між робочими місцями, визначається виразом

$$K_V = \begin{cases} K/N_D, \{K/N_D\} = 0 \\ 1 + [K/N_D], \{K/N_D\} \neq 0 \end{cases}, \quad (1)$$

де  $K$  - загальна кількість тварин в стаді,  $N_D$  - кількість робочих місць дояра.

Як впливає з аналізу, при парній кількості тварин  $K_V$ , тривалість роботи доїльної установки визначається виразом

$$T_{PPU} = t_{IN1} + t_{P1} + t_{P2} + t_{D2} + t_{OUT2} + \sum_{i=4}^{K_V} (t_{INi} + t_{Pi} + t_{Di} + t_{OUTi}), i = 4, 6, 8..K_V. \quad (2)$$

При непарній кількості тварин  $K_V$ , тривалість роботи визначається виразом

$$T_{PPU} = \sum_{i=4}^{K_V} (t_{INi} + t_{Pi} + t_{Di} + t_{OUTi}), i = 1, 3, 5..K_V. \quad (3)$$

Математичне очікування  $M_{IN}$  та дисперсія  $D_{IN}$  часу входження тварини в доїльний станок та математичне очікування  $M_{OUT}$  та дисперсія  $D_{OUT}$  часу виходу тварини з доїльного станка розглянуті у [1]. Вираз, який визначає математичне очікування  $M_{PPU}$  тривалості роботи доїльної установки з паралельно-прохідними станками

$$M_{PPU} = \begin{cases} K_V (M_{IN} + M_{OUT} + M_{TD})/2 + (K_V/2 + 1)M_{PD}, \{K_V/2\} = 0 \\ K_V (M_{IN} + M_{PD} + M_{OUT} + M_{TD})/2, \{K_V/2\} \neq 0. \end{cases} \quad (4)$$

Вираз, який визначає дисперсію  $D_{PPU}$  тривалості роботи доїльної установки з паралельно-прохідними станками

$$D_{PPU} = \begin{cases} K_V (D_{IN} + D_{OUT} + D_{TD})/2 + (K_V/2 + 1)D_{PD}, \{K_V/2\} = 0 \\ K_V (D_{IN} + D_{PD} + D_{OUT} + D_{TD})/2, \{K_V/2\} \neq 0. \end{cases} \quad (5)$$

Таким чином, вирази (4) та (5) описують статистичну модель тривалості доїння стада з  $K$  тварин, яке обслуговують  $N_D$  доярів, за допомогою доїльної установки з паралельно-прохідними станками.

Експериментальні дослідження тривалості роботи доїльної установки з паралельно-прохідними станками проводилися у приватному фермерському

господарстві. Доїльні станки обладнані блоками управління доїнням "Bigmilk" виробництва ПАТ "Брацлав" (Україна), які мають функцію керування процесом доїння і у яких  $t_s=15$  с,  $t_{ND}=30$  с,  $t_M=30$ . Досліджуване стадо складалося з 68 тварин, статистичні характеристики тривалості роботи установки визначалися за вибіркою з 430 спостережень. В роботі [3] встановлено, що при безприв'язному утриманні  $M_{PD}=28$  с,  $D_{PD}=56$  с<sup>2</sup>, а математичне очікування тривалості доїння при використанні вищевказаного доїльного апарату з функцією керування процесом доїння  $M_{TD}=326$  с, дисперсія  $D_{TD}=3801$  с<sup>2</sup>. Статистичні характеристики тривалості входу та виходу тварин  $M_{IN}=24$  с,  $M_{OUT}=22$  с,  $D_{IN}=76$  с<sup>2</sup>,  $D_{OUT}=70$  с<sup>2</sup> [4].

В результаті експериментів та подальших розрахунків встановлено що, відносна оцінка розбіжності експериментального та теоретичного значення математичного очікування тривалості доїння складає  $M_v=7.42$  %, а відносна оцінка розбіжності експериментального та теоретичного значення дисперсії тривалості доїння складає  $D_v=11.56$  %. Отримані значення відносної оцінки розбіжності свідчать про адекватність розробленої статистичної моделі.

У доповіді представлено уточнені статистичні моделі, що пов'язують тривалість роботи установок із паралельно-прохідними станками з параметрами підготовки й видоювання тварин, їхньою кількістю та типом обладнання. Завдяки новому підходу до оцінювання часових характеристик ці моделі значно підвищують точність розрахунку продуктивності під час проектування та модернізації ферм, а також сприяють розвитку методів створення інформаційно-вимірювальних систем і систем автоматичного управління. Адекватність розробок підтверджена порівнянням із експериментальними даними, при цьому точність теоретичних розрахунків виявилася суттєво вищою за існуючі аналоги, де похибка зазвичай сягає 20–30%.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Kulakov, P. *et al.* (2026). Mathematical Models of the Milking Processes Duration. In: Semenov, A., Yepifanova, I., Kajanová, J. (eds) Data-Centric Business and Applications. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, vol 275. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-032-10153-2\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-032-10153-2_14)
2. Kulakov, P. *et al.* (2025). Information System Based on the Internet of Things Technology for the Dairy Farms with Tethered Cows. In: Semenov, A., Yepifanova, I., Kajanová, J. (eds) Data-Centric Business and Applications. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, vol 240. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-81557-7\\_19](https://doi.org/10.1007/978-3-031-81557-7_19)
3. Kucheruk, V. Y., Palamarchuk, E. A., Kulakov, P. I., & Gnes, T. V. (2014). Statistical models of machinery milking duration. Eastern - European Journal of Enterprise Technologies, 1(3(67)), 4–7. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2014.20080>
4. Кучерук, В. Ю., Паламарчук, Є. А., & Кулаков, П. І. (2014). The statistical models of machinery milking duration by group milking machines. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 4(4(70)), 13–17. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2014.26287>

## АЛГОРИТМИ ШИФРУВАННЯ НА ОСНОВІ ДЕТЕРМІНОВАНО-ХАОТИЧНИХ ПРОЦЕСІВ

У сучасних телекомунікаційних системах забезпечення криптографічної стійкості є одним із ключових завдань інформаційної безпеки. Класичні алгоритми шифрування базуються на добре досліджених математичних структурах, що з одного боку гарантує їх надійність, а з іншого – робить їх об'єктом систематичного криптоаналізу. Перспективним напрямом розвитку криптографії є використання властивостей детермінованого хаосу, зокрема нелінійних динамічних систем, які демонструють чутливість до початкових умов та складну аперіодичну поведінку.

Однією з найвідоміших хаотичних систем є система Лоренца, яка поряд із логістичним відображенням може бути використана для побудови генераторів псевдовипадкових бітових послідовностей у потокових шифрах.

Система Лоренца виникла як спрощена модель конвективних процесів у шарі рідини, що підігрівається знизу. Початкова модель описується рівняннями гідродинаміки:

$$\text{- рівняння Нав'є-Стокса: } \rho \frac{d\bar{v}}{dt} = \bar{F} - \nabla p + \mu \nabla^2 \bar{v}; \quad (1)$$

$$\text{- рівняння теплопровідності: } \frac{dT}{dt} = k \nabla^2 T; \quad (2)$$

$$\text{- рівняння нерозривності: } \frac{dp}{dt} + \text{div}(\rho \bar{v}) = 0; \quad (3)$$

де  $\rho$  – щільність рідини;  $\mu$  – в'язкість;  $p$  – тиск;  $k$  – температуропровідність;  $\bar{F} = \rho g \bar{e}_x$  – зовнішня сила тяжіння в напрямку  $\bar{e}_x$ .

У загальному вигляді ці рівняння описують поле швидкості, поле температури, розподіл тиску та густини рідини. При нагріванні знизу виникає конвективний рух – теплі шари піднімаються, холодні опускаються, утворюючи конвекційні вали.

Для спрощення аналізу Лоренц: припустив нескінченність валів, врахував залежність лише від двох просторових координат, застосував розклад у ряд Фур'є та зберіг лише молодші гармоніки, ввів функцію струму та відхилення температури від лінійного профілю.

У результаті редукції складної системи рівнянь у частинних похідних отримано систему трьох нелінійних звичайних диференціальних рівнянь:

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = \sigma(y - x); \\ \frac{dy}{dt} = x(R - z) - y; \\ \frac{dz}{dt} = xy - bz, \end{cases} \quad (4)$$

де  $\sigma$  – число Прандтля,  $R$  – нормоване число Рейля,  $b$  – геометричний параметр системи. Число Рейля характеризує відношення архімедової сили до в'язкості та температуропровідності, а число Прандтля визначається фізичними властивостями рідини. При класичних значеннях параметрів  $\sigma = 10$ ,  $b = 8/3$ ,  $R = 28$  система демонструє хаотичну поведінку з утворенням так званого дивного атрактора Лоренца. Траєкторія у фазовому просторі не є періодичною, але притягується до обмеженої області. Рух має блукаючий характер – система здійснює нерегулярні оберти навколо двох нестійких фіксованих точок. Ключовою властивістю є експоненційна чутливість до початкових умов, що визначається позитивним показником Ляпунова. Саме ця властивість є фундаментальною для криптографічного застосування.

На рис. 1, 2 та 3 наведений аттрактор Лоренца, проекція атрактора на площину та реалізація процесу відповідно.

У поточкових шифрах зашифрування здійснюється за формулою:

$$C_i = M_i \otimes K_i, \quad (5)$$

де  $K_i$  – ключова послідовність, сформована генератором.

Криптостійкість такої схеми повністю визначається якістю генератора ключа.

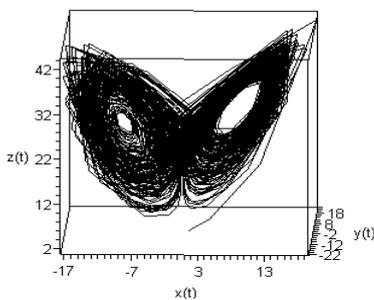


Рис. 1 – Атрактор Лоренца

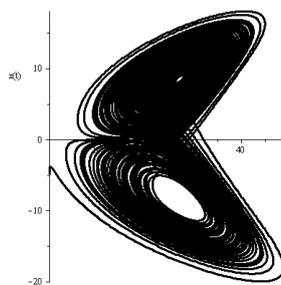


Рис. 2 – Проекція атрактора Лоренца на площину  $(x, z)$

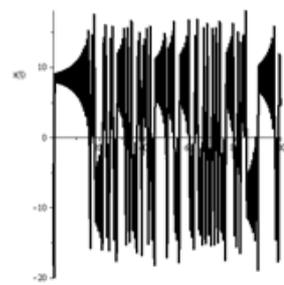


Рис. 3 – Реалізація процесу  $x(t)$

Детерміновано-хаотичні системи є природними кандидатами для побудови псевдовипадкових генераторів через: аперіодичність, ергодичність, складну спектральну структуру, чутливість до початкових умов.

Для підвищення криптографічної складності доцільним є поєднання неперервної системи Лоренца та дискретної хаотичної системи – логістичного відображення:

$$v_{n+1} = r v_n (1 - v_n),$$

яка демонструє хаотичну поведінку при  $r \in (3,57; 4)$ .

Алгоритм генерації ключа складається з таких етапів:

1. Інтегрування системи Лоренца з відкиданням перехідного процесу.
2. Нормування змінних  $x, y, z$  до одиничного інтервалу.
3. Генерація порогового значення за допомогою логістичного відображення.
4. Формування трьох бітових послідовностей шляхом порівняння змінних із порогом.

5. Комбінування послідовностей операцією XOR для отримання кінцевого ключа.

Динамічний характер порогового рівня забезпечує додаткову нелінійність та ускладнює статистичний аналіз. Секретними параметрами виступають:  $\sigma, b, R$ ,

початкові умови  $x_0, y_0, z_0$ , початкове значення та параметр логістичного відображення. За умови задання параметрів із високою точністю простір ключів набуває експоненційного масштабу. Проте необхідно враховувати, що цифрова реалізація детерміновано-хаотичних систем здійснюється з обмеженою розрядністю. Дискретизація може знижувати хаотичність і призводити до періодизації траєкторій. Тому для практичного застосування необхідні: статистичне тестування псевдовипадковості, аналіз кореляцій, перевірка чутливості до зміни одного біта початкових умов, дослідження впливу розрядності обчислень.

Хаотичні динамічні системи, зокрема система Лоренца, що має фізичне походження з рівнянь гідродинаміки, є перспективною основою для побудови криптографічних генераторів ключів. Поєднання неперервних та дискретних хаотичних моделей дозволяє сформувати складну бітову структуру з високою чутливістю до параметрів.

Інтеграція методів нелінійної динаміки та криптографії відкриває можливості створення нових класів алгоритмів шифрування, здатних забезпечити підвищений рівень інформаційної безпеки за умови коректної цифрової реалізації та комплексного аналізу криптостійкості.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Кучерук В. Ю. Про основні принципи створення вимірювальних пристроїв з використанням генераторів хаотичних коливань [Текст] / В. Ю. Кучерук, В. С. Маньковська // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. - 2011. - № 2. - С. 101-104.
2. Кучерук В. Ю. Використання прецизійних генераторів хаотичних коливань у вимірювальній техніці [Текст] / В. Ю. Кучерук, В. С. Маньковська // Вісник Інженерної академії України. - 2011. - № 3-4. - С. 152-156.
3. Кучерук В. Ю. Метод генератора хаотичних коливань: контроль параметрів нелінійних хаотичних систем [Текст] / В. Ю. Кучерук, В. С. Маньковська // Наукові праці Донецького національного технічного університету. Серія "Обчислювальна техніка та автоматизація". - Донецьк: ДонНТУ, 2010. - Вип. 19 (169). - С. 223-227.
4. Solak, E. Cryptanalysis of observer based discrete-time chaotic encryption schemes [Текст] / E. Solak // International Journal of Bifurcation and Chaos, 15(2):653-658, 2005.

## **АКТУАЛЬНІ НАПРЯМИ ТА МОЖЛИВОСТІ РОЗВИТКУ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

На сучасному етапі розвитку суспільства інформаційні технології посідають провідне місце серед чинників, що визначають темпи науково-технічного прогресу. Вони суттєво впливають на функціонування економіки, системи освіти, науки та управління, забезпечуючи ефективну роботу з інформаційними ресурсами. Швидке поширення цифрових рішень зумовлює необхідність аналізу основних тенденцій та перспектив розвитку інформаційних технологій. Одним із ключових напрямів розвитку ІТ є застосування хмарних обчислень. Хмарні платформи надають можливість зберігати та обробляти дані без використання власної обчислювальної інфраструктури. Це дозволяє організаціям оптимізувати витрати, підвищити надійність інформаційних систем та забезпечити доступ до ресурсів незалежно від місця перебування користувачів. Особливо актуальними такі технології є для підприємств та закладів освіти, які працюють у дистанційному або змішаному форматі [1]. Важливу роль у розвитку інформаційних технологій відіграють методи аналізу даних та системи штучного інтелекту. Обробка великих масивів інформації дає змогу виявляти приховані закономірності, здійснювати прогнозування та автоматизувати процес прийняття рішень. Технології машинного навчання активно використовуються у фінансовій сфері, медицині, логістиці та цифрових сервісах, підвищуючи їх ефективність і точність [2]. Особливої уваги потребують питання інформаційної безпеки. Зростання кількості електронних ресурсів і мережевих сервісів супроводжується підвищенням ризику несанкціонованого доступу до даних. У зв'язку з цим актуальними є розробка та впровадження засобів захисту інформації, зокрема криптографічних методів, систем контролю доступу та механізмів виявлення кіберзагроз [3]. Подальший розвиток інформаційних технологій пов'язаний із цифровою трансформацією різних галузей діяльності. Очікується активне впровадження інтернету речей, інтелектуальних систем управління та автоматизованих платформ. Водночас зростає потреба у фахівцях, які володіють сучасними ІТ-компетентностями та здатні адаптуватися до швидких технологічних змін. Таким чином, інформаційні технології є важливим інструментом модернізації суспільства. Їх розвиток сприяє підвищенню продуктивності, створенню інноваційних рішень та формуванню цифрового середовища. Дослідження актуальних тенденцій ІТ дозволяє визначити перспективні напрями подальшого наукового та практичного розвитку.

### **СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ**

1. Соммервіль І. Інженерія програмного забезпечення. Київ: Видавнича група ВНУ, 2018. 640 с.
2. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. MIT Press, 2016. 775 p.
3. Столінгс В. Криптографія та безпека мереж. Принципи і практика. Київ: Діалектика, 2019. 816 с.

## **ВИКОРИСТАННЯ ESP МІКРОКОНТРОЛЕРІВ ЯК ЗАСОБІВ АВТОМАТИЗАЦІЇ**

Розвиток концепції Інтернету речей (IoT) сприяв широкому впровадженню мікроконтролерів у системи автоматизації. Особливе місце серед них займають мікроконтролери сімейства ESP8266 та ESP32, які поєднують низьку вартість, енергоефективність і вбудовані модулі бездротового зв'язку. Це робить їх ефективним інструментом для створення гнучких і масштабованих систем автоматизації.

Історія створення мікроконтролерів сімейства ESP пов'язана зі стрімким розвитком технологій Wi-Fi та Інтернету речей (IoT) на початку 2010-х років. Мікроконтролери ESP були розроблені компанією Espressif Systems, заснованою у 2008 році в Шанхаї. Компанія спеціалізувалася на розробці недорогих Wi-Fi-чипів для споживчої електроніки. У 2014 році Espressif представила мікросхему ESP8266. Спочатку вона позиціонувалася як недорогий Wi-Fi-модуль для підключення інших мікроконтролерів до мережі. Однак розробники швидко виявили, що чіп має достатньо обчислювальних ресурсів (32-бітний процесор Tensilica, GPIO, ADC) для автономної роботи без зовнішнього контролера.

Це стало переломним моментом:

- модуль коштував у кілька разів дешевше за конкурентів;
- підтримував повноцінний стек TCP/IP;
- легко програмувався через середовище Arduino IDE.

Спільнота ентузіастів почала масово використовувати ESP8266 у DIY-проектах, що фактично зробило його революційним рішенням у сфері IoT.

У 2016 році компанія випустила нове покоління - ESP32. Цей чіп став суттєвим технологічним кроком вперед:

- двоядерний процесор;
- підтримка Wi-Fi та Bluetooth;
- більша кількість GPIO;
- покращене енергозбереження;
- апаратні механізми безпеки.

ESP32 був орієнтований не лише на аматорські проекти, а й на комерційні та промислові рішення.

Популярність ESP значною мірою зумовлена відкритістю документації та активною спільнотою. З'явилися численні прошивки, бібліотеки та фреймворки, зокрема підтримка в Arduino, MicroPython і ESP-IDF. Це дозволило швидко інтегрувати ESP у системи автоматизації та платформи типу Home Assistant.

Сьогодні лінійка ESP включає кілька модифікацій (ESP32-S2, S3, C3 тощо), що підтримують нові стандарти бездротового зв'язку та мають покращені характеристики безпеки й продуктивності. ESP-мікроконтролери широко застосовуються у:

- розумному домі;
- промисловій автоматизації;

- носимій електроніці;
- системах енергомоніторингу;
- освітніх проєктах.

Історія ESP - це приклад того, як поєднання низької вартості, функціональності та підтримки спільноти може змінити ринок. Від простого Wi-Fi-модуля до повноцінної платформи для IoT - мікроконтролери ESP стали одним із ключових інструментів сучасної автоматизації.

ESP-мікроконтролери - це компактні мікросхеми з підтримкою Wi-Fi (а у випадку ESP32 - також Bluetooth), що дозволяють підключати різноманітні датчики та виконавчі пристрої. Вони підтримують програмування через середовище Arduino IDE, MicroPython або ESP-IDF, що забезпечує доступність для широкого кола розробників - від аматорів до професіоналів.

Основні переваги використання ESP у автоматизації:

- Низька вартість. Доступність компонентів дозволяє створювати бюджетні рішення для дому та промисловості.

- Вбудований бездротовий зв'язок. Підключення до локальної мережі без додаткових модулів.

- Гнучкість інтеграції. Підтримка протоколів MQTT, HTTP, WebSocket для взаємодії з серверами автоматизації.

- Компактність і низьке енергоспоживання. Можливість автономної роботи від батарей.

- Масштабованість. Легке розширення системи за рахунок додавання нових вузлів.

ESP-мікроконтролери широко використовуються для: моніторингу температури, вологості, освітленості та інших параметрів середовища; керування освітленням, реле, електроприводами; створення розумних розеток і вимикачів; автоматизації систем поливу та вентиляції; збору та передачі даних у системи керування, зокрема в Home Assistant.

У типовій системі автоматизації ESP виступає як периферійний вузол (edge-пристрій), який зчитує дані з датчиків або керує виконавчими механізмами, передаючи інформацію до центрального сервера. Такий підхід забезпечує розподілену структуру системи, підвищує її надійність і зменшує навантаження на центральний контролер.

Велика спільнота розробників, наявність бібліотек і готових прошивок (наприклад, ESPHome) значно спрощують впровадження. Відкрита архітектура дозволяє адаптувати рішення під конкретні задачі та забезпечує довгострокову підтримку.

До основних викликів належать необхідність базових знань електроніки та програмування, питання кібербезпеки бездротових підключень, а також потреба у стабільному живленні для безперебійної роботи.

ESP-мікроконтролери є ефективним, доступним і гнучким інструментом для створення систем автоматизації різного масштабу. Їх використання дозволяє реалізувати розподілені IoT-рішення з мінімальними витратами та високим рівнем адаптивності. Завдяки поєднанню технічних можливостей і відкритості екосистеми ESP-платформи формують основу сучасних інтелектуальних систем керування.

## **HOME ASSISTANT ЯК ОСНОВА ДЛЯ ДОМАШНЬОЇ АВТОМАТИЗАЦІЇ**

Домашня автоматизація стає невід'ємною частиною сучасного житла. Зростання вартості енергоносіїв, потреба в підвищенні безпеки та комфорту стимулюють використання розумних систем керування. У цьому контексті Home Assistant виступає універсальною платформою, що дозволяє інтегрувати різноманітні пристрої в єдину екосистему. Home Assistant - це програмне забезпечення з відкритим кодом, призначене для централізованого керування пристроями розумного дому. Платформа підтримує тисячі інтеграцій: освітлення, кліматичне обладнання, системи безпеки, інвертори, датчики енергії, мультимедійні пристрої тощо. Вона може працювати на різних апаратних платформах, зокрема на одноплатних комп'ютерах, таких як Raspberry Pi, що робить її доступною та економічно вигідною. Основні переваги Home Assistant:

1. Локальність роботи. Дані зберігаються локально, що підвищує конфіденційність і зменшує залежність від хмарних сервісів.
2. Гнучкість та масштабованість. Користувач може почати з базового набору пристроїв і поступово розширювати систему.
3. Широка сумісність. Підтримка різних протоколів (Wi-Fi, Zigbee, Z-Wave, MQTT) дозволяє інтегрувати обладнання різних виробників.
4. Автоматизації та сценарії. Можливість створення складних логічних алгоритмів на основі тригерів, умов і дій.
5. Енергоефективність. Моніторинг споживання електроенергії та оптимізація навантажень.

Функціональні можливості Home Assistant дозволяють реалізувати сценарії:

- автоматичне керування освітленням залежно від часу доби або присутності людей;
- контроль температури та вологості з оптимізацією роботи опалення;
- моніторинг стану батарей та сонячних інверторів;
- інтеграцію з камерами відеоспостереження та системами сигналізації;
- віддалений доступ через захищене підключення.

Використання Home Assistant дає можливість створити єдину систему керування будинком без прив'язки до конкретного виробника. Це особливо важливо в умовах модернізації існуючого житла, коли обладнання придбане в різний час і від різних брендів. Платформа забезпечує централізований інтерфейс керування через веб-браузер або мобільний застосунок. Серед викликів можна виділити потребу в базових технічних знаннях для налаштування, можливі труднощі інтеграції окремих пристроїв та необхідність забезпечення резервного живлення сервера автоматизації. Home Assistant є потужною, гнучкою основою для побудови системи домашньої автоматизації. Завдяки відкритій архітектурі, широкій підтримці пристроїв платформа забезпечує високий рівень контролю, безпеки та енергоефективності. Її використання дозволяє створити інтелектуальне середовище, адаптоване до індивідуальних потреб користувача.

## **БІОМЕТРИЧНА АВТЕНТИФІКАЦІЯ: ПЕРЕВАГИ ТА РИЗИКИ**

У сучасному цифровому світі питання захисту інформації стає дедалі актуальнішим. Паролі поступово втрачають ефективність через їхню вразливість до зламу та людський фактор. Однією з альтернатив є біометрична автентифікація - спосіб підтвердження особи за допомогою унікальних фізичних або поведінкових характеристик людини.

Біометрична автентифікація - це метод ідентифікації користувача за його унікальними ознаками, такими як відбиток пальця, розпізнавання обличчя, райдужна оболонка ока, голос або навіть манера набору тексту.

Сьогодні ця технологія широко використовується у смартфонах, банківських додатках, системах контролю доступу та прикордонному контролі.

Найпоширенішими видами біометричної автентифікації є:

- відбиток пальця;
- розпізнавання обличчя;
- сканування райдужної оболонки ока;
- розпізнавання голосу;
- поведінкова біометрія (швидкість друку, рухи миші тощо) [1, с. 113].

Принцип роботи системи складається з кількох етапів:

1. Зчитування даних (наприклад, сканування відбитка пальця або обличчя).
2. Перетворення в цифровий код - система створює математичну модель.
3. Порівняння із збереженим шаблоном у базі даних.
4. Прийняття рішення - надати або відмовити в доступі.

Таким чином, замість перевірки пароля система перевіряє унікальні характеристики людини.

Переваги біометричної автентифікації:

- Зручність - користувачу не потрібно запам'ятовувати складні паролі.
- Швидкість - ідентифікація відбувається за кілька секунд.
- Унікальність - біометричні дані є індивідуальними для кожної людини.
- Зниження ризику крадіжки паролів.

Ризики та недоліки:

- Неможливість зміни біометричних даних. Якщо пароль можна змінити, то відбиток пальця або обличчя - ні.

- Ризик витоку даних. У разі зламу бази біометричні дані можуть бути використані зловмисниками.

- Помилки розпізнавання. Система може не впізнати власника або помилково надати доступ іншій особі.

- Проблеми конфіденційності. Збір і зберігання біометричних даних викликає етичні та правові питання.

Біометрична автентифікація активно використовується в мобільних пристроях, банківській сфері, державних установах, системах відеоспостереження та прикордонному контролі [2, с. 268].

Отже, біометрична автентифікація є сучасним та зручним способом захисту даних, який має значні переваги над традиційними паролями. Проте вона не є абсолютно безпечною та потребує належного захисту зібраної інформації. Оптимальним рішенням є поєднання біометрії з іншими методами захисту, наприклад багатофакторною автентифікацією [3, с. 55].

#### СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Лавренчук А.А., Пастушенко М.С., Стародубцев С.О. СУЧАСНІ МЕТОДИ БІОМЕТРИЧНОЇ АВТЕНТИФІКАЦІЇ: ІННОВАЦІЇ, ЗАГРОЗИ ТА ЗАХИСТ. Міжнародна науково-практична конференція, 27 березня 2025 року, Харків, С. 113-114.

2. Мальченко М.С., Пожидаєв І.Д., Волосянський О.В. СУЧАСНІ МЕТОДИ БІОМЕТРИЧНОЇ АУТЕНТИФІКАЦІЇ. The 12th International scientific and practical conference “Innovations and prospects in modern science” (November 20-22, 2023) SSPG Publish, Stockholm, Sweden. 2023, С. 265-272.

3. Журавель Ю.І., Лісовський Б.В. Аналіз моделей та алгоритмів автентифікації на основі біометричних даних. Сучасний захист інформації, 2025, С. 51-58.

## **КОМПЛЕКСНІ АРХІТЕКТУРНІ ТА АЛГОРИТМІЧНІ МЕТОДИ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ КІБЕРБЕЗПЕКИ СУЧАСНИХ ПЛАТІЖНИХ СИСТЕМ**

Стрімка цифровізація фінансового сектору та масштабне впровадження дистанційних сервісів суттєво трансформували ландшафт кіберзагроз у сфері електронних платежів. Зростання обсягів безготівкових операцій, використання мобільного банкінгу та розвиток онлайн-платежів супроводжуються підвищенням активності кіберзлочинців, що спрямовують свої атаки на інформаційні системи фінансових установ. Згідно з аналітичними дослідженнями у сфері кібербезпеки, найбільш поширеними векторами атак залишаються соціальна інженерія, зокрема цільовий фішинг, шкідливе програмне забезпечення типу ransomware, банківські трояни, а також приховане використання обчислювальних ресурсів систем для криптомайнінгу [1, 2].

Зростання складності кібератак зумовлює необхідність удосконалення архітектур інформаційної безпеки платіжних систем. Особливої актуальності набуває дотримання нормативних вимог регуляторів щодо організації кіберзахисту банківської інфраструктури, а також впровадження сучасних методів захисту інформації. У таких умовах розроблення адаптивних архітектур безпеки, здатних ефективно протидіяти сучасним кіберзагрозам, стає важливим науковим і практичним завданням.

Традиційні периметрові моделі захисту інформаційних систем поступово втрачають ефективність у протидії сучасним кіберзагрозам, оскільки значна частина атак базується на компрометації облікових записів користувачів або використанні людського фактору. Це зумовлює необхідність переходу до проактивної моделі кіберзахисту, яка передбачає використання інтелектуальних систем аналізу мережевого трафіку, автоматизованого виявлення аномалій та багаторівневого контролю доступу до інформаційних ресурсів.

Одним із ключових принципів побудови захищеної інфраструктури платіжних систем є використання концепції багаторівневого захисту, яка передбачає створення декількох незалежних рубежів безпеки. У такій архітектурі потенційний зловмисник змушений долати послідовність гетерогенних механізмів захисту перед отриманням доступу до критичних компонентів системи. Практична реалізація такого підходу передбачає сегментацію мережевої інфраструктури, контроль доступу до ключових сервісів, використання захищених серверних платформ та застосування систем моніторингу мережевої активності. Подібні підходи широко застосовуються у сучасних системах кіберзахисту та відповідають міжнародним стандартам інформаційної безпеки [6, 7].

Важливим інструментом підвищення ефективності систем кіберзахисту є застосування алгоритмів машинного навчання для аналізу транзакційних даних та поведінкових характеристик користувачів. Такі алгоритми дозволяють здійснювати автоматичний аналіз великих масивів даних та виявляти аномальні шаблони поведінки, що можуть свідчити про несанкціонований доступ до фінансових ресурсів або підготовку шахрайських операцій. Використання методів аналізу даних і

машинного навчання для виявлення фінансового шахрайства активно досліджується у сучасній науковій літературі та демонструє високу ефективність при аналізі транзакційної активності [3, 4, 5].

Особливу роль у забезпеченні безпеки платіжних систем відіграє ефективне управління ідентифікацією користувачів та контролем доступу до інформаційних ресурсів. У сучасних системах кіберзахисту широко застосовуються механізми управління ідентифікацією та привілейованим доступом, що базуються на принципі найменших привілеїв. Реалізація такого підходу передбачає використання багатofакторної автентифікації, захищене зберігання криптографічних ключів, детальне журналювання дій користувачів та контроль сеансів привілейованого доступу. Це дозволяє своєчасно виявляти аномальні дії та зменшувати ризик компрометації критичних елементів інформаційної інфраструктури.

Важливою складовою сучасної системи кіберзахисту є також безперервний аудит безпеки та регулярна оцінка вразливостей інформаційної інфраструктури. Системи моніторингу дозволяють аналізувати поведінку процесів, використання обчислювальних ресурсів та мережеву активність з метою виявлення прихованих загроз, зокрема шкідливого програмного забезпечення або несанкціонованого використання ресурсів системи. Додатково застосовується регулярне тестування на проникнення, яке дозволяє оцінити ефективність існуючих механізмів захисту та своєчасно усувати виявлені вразливості.

Таким чином, забезпечення кіберстійкості сучасних платіжних систем потребує комплексного підходу, що поєднує технологічні, організаційні та процедурні механізми захисту. Поєднання багаторівневої архітектури безпеки, поведінкового аналізу на основі алгоритмів машинного навчання, сучасних систем управління доступом та безперервного аудиту інформаційної інфраструктури дозволяє значно підвищити рівень захисту фінансових систем і зменшити ризик успішної реалізації кіберзагроз.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Захист від шахрайства з банківськими картками: корисні поради та рекомендації. – Режим доступу: <https://www.oschadbank.ua/blog/zahist-vid-sahrajstva-z-bankivskimi-kartkami-korisni-poradi-ta-rekomendacii>

2. Як працюють шахраї з банківськими картками та як від них захиститися. – Режим доступу: <https://minfin.com.ua/ua/2021/08/31/70762402/>

3. Bolton R., Hand D. Statistical Fraud Detection: A Review. – Statistical Science. – 2002. – Vol. 17, No. 3. – P. 235-255.

4. Bhattacharyya S., Jha S., Tharakunnel K., Westland J. Data Mining for Credit Card Fraud Detection: A Comparative Study. – Decision Support Systems. – 2011. – Vol. 50. – P. 602-613.

5. Delamaire L., Abdou H., Pointon J. Credit Card Fraud and Detection Techniques: A Review. – Banks and Bank Systems. – 2009. – Vol.4, No.2. – P. 57-68.

6. Stallings W. Network Security Essentials: Applications and Standards. – 6th ed. – Boston: Pearson Education, 2017.

7. ISO/IEC 27001:2022 Information security, cybersecurity and privacy protection – Information security management systems – Requirements. – ISO, 2022.

## **ТЕХНОЛОГІЇ BIG DATA В АНАЛІЗІ МІСЬКОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ: НА ПРИКЛАДІ ДАТАСЕТУ LONDON BICYCLES**

У сучасних умовах глобальної цифровізації великі дані (Big Data) стають стратегічним ресурсом для прийняття обґрунтованих управлінських рішень у режимі реального часу. Здатність до швидкої обробки та аналізу експоненційно зростаючих масивів інформації дозволяє виявляти приховані закономірності, що є критично важливим для розвитку концепції «Smart City» та оптимізації міської інфраструктури. Ефективне використання інструментів Big Data забезпечує трансформацію сирих даних у прикладні знання, підвищуючи якість життя в урбанізованому середовищі.

Теоретичне підґрунтя аналізу великих масивів даних охоплює широкий спектр інструментів - від базової описової статистики до методів штучного інтелекту. У науковій літературі акцентується увага на важливості статистичного навчання та класифікації як фундаменту для інтерпретації великих даних. Використання цих методів дозволяє структурувати несистематизовану інформацію, що є необхідною умовою для подальшої апроксимації результатів та прийняття рішень у складних транспортних системах [1].

Стрімка урбанізація та розвиток концепції «Smart City» зумовлюють потребу в ефективному управлінні транспортними потоками. Традиційні методи обробки даних часто не здатні впоратися з обсягами інформації, що генеруються системами міського прокату велосипедів. Використання технологій Big Data дозволяє не лише зберігати масиви даних, а й виявляти приховані закономірності для оптимізації міської логістики.

### *Технологічний стек та інструментарій обробки*

Для дослідження обрано платформу Google BigQuery - хмарне сховище даних (Data Warehouse) з архітектурою безсерверних обчислень [2]. Основними перевагами обраної технології є:

- Columnar Storage: колонкове зберігання даних, що забезпечує високу швидкість виконання агрегаційних запитів.
- Dremel Engine: використання багаторівневих дерев виконання запитів для масштабованості до петабайтів.
- Інтеграція: можливість підключення інструментів BI (Looker, Google Data Studio) для візуалізації результатів.

### *Характеристика набору даних*

Об'єктом аналізу виступає публічний датасет bigquery-public-data.london\_bicycles [3]. Він складається з двох основних таблиць:

- cycle\_hire: містить записи про понад 24 мільйони поїздок (ідентифікатори, тривалість, часові мітки, координати).
- cycle\_stations: містить метадані про станції (назви, кількість стійло-місць, актуальний статус).

### *Методологія та етапи аналізу*

Процес дослідження реалізовано через такі етапи:

- Аудит структури (Data Exploration): Дослідження схеми таблиць за допомогою GoogleSQL. Перевірка цілісності зв'язків між таблицями за ключем `start_station_id`.
- Препроцесинг (Data Cleansing): Фільтрація «шуму». Вилучення записів із тривалістю менше 60 секунд (технічні збої) та понад 24 години (аномалії).
- Генерація ознак (Feature Engineering): Декомпозиція часових міток для створення розрізів: година доби, день тижня, тип дня (робочий/вихідний).
- Агрегація: Застосування операторів GROUP BY та віконних функцій для розрахунку щільності потоків.

#### *Практична реалізація (SQL-аналіз)*

Для отримання аналітичних показників застосовано прямі запити до сховища. Наприклад, для визначення періодів максимального навантаження на інфраструктуру реалізовано алгоритм часової декомпозиції. Функція EXTRACT дозволяє перетворити високоточні часові мітки (TIMESTAMP) у категоріальні дані (години доби). Це дає змогу згрупувати мільйони записів у 24 аналітичні кошики для ідентифікації пікових значень [4].

```
SQL
SELECT
  CAST(EXTRACT(HOUR FROM start_date) AS STRING) AS hour_of_day,
  COUNT(*) AS total_trips
FROM `bigquery-public-data.london_bicycles.cycle_hire`
GROUP BY 1 ORDER BY CAST(hour_of_day AS INT64) ASC;
```

Другий алгоритм фокусується на просторових потоках між вузлами транспортної мережі. В основі лежить операція групування парних ідентифікаторів (станція відправлення - станція прибуття). Важливою умовою алгоритму є фільтрація «петлеподібних» маршрутів (`start_station_name != end_station_name`), що дозволяє зосередитися саме на транзитних переміщеннях.

```
SQL
SELECT start_station_name, end_station_name, COUNT(*) AS trip_count
FROM `bigquery-public-data.london_bicycles.cycle_hire`
WHERE start_station_name != end_station_name
GROUP BY 1, 2 ORDER BY 3 DESC LIMIT 5;
```

Для оцінки впливу соціальних факторів на тривалість використання транспорту застосовано алгоритм бінарної класифікації дат. Використовуючи логічний оператор CASE та функцію DAYOFWEEK, дані поділяються на робочі та вихідні дні. Паралельно проводиться математичне усереднення (AVG) тривалості поїздки з конвертацією одиниць виміру із секунд у хвилини.

```
SQL
SELECT
  CASE
    WHEN EXTRACT(DAYOFWEEK FROM start_date) IN (1, 7) THEN 'Вихідні'
    ELSE 'Будні'
  END AS day_type,
  ROUND(AVG(duration) / 60, 2) AS avg_duration_minutes
FROM
  `bigquery-public-data.london_bicycles.cycle_hire`
GROUP BY
  day_type;
```

*Результати дослідження та висновки*

В ході аналізу встановлено значну циклічність використання велотранспорту. Найбільша активність припадає на періоди 08:00-09:00 та 17:00-18:30, що підтверджує роль велосипедів як засобу маятникової міграції, результат зображено на наступному рисунку:

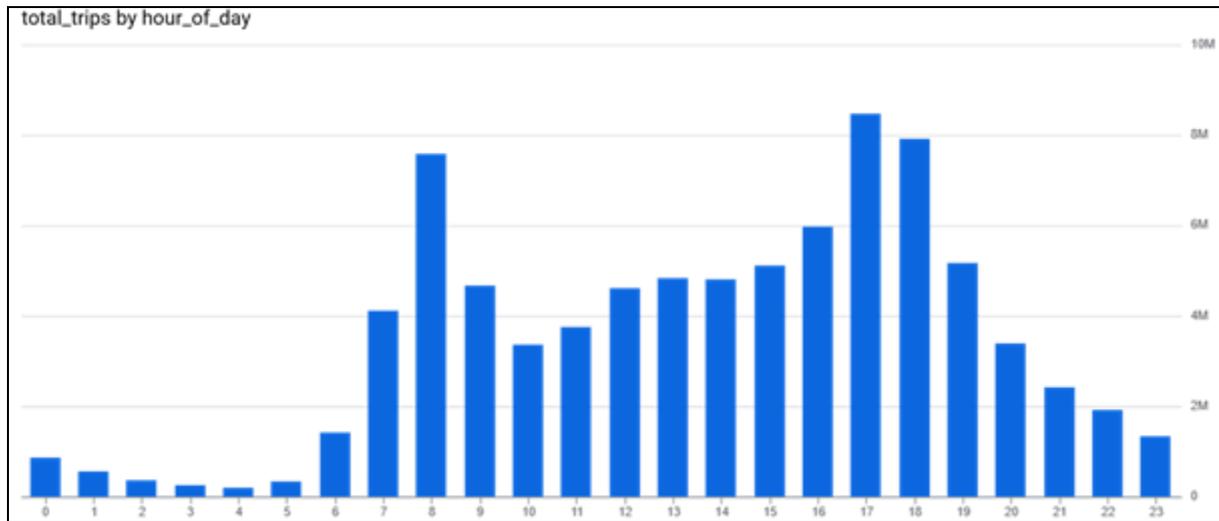


Рисунок 1 - Діаграма загальних поїздок відповідно до години дня

Середня тривалість поїздки становить 15-20 хвилин. Виявлено кореляцію між щільністю станцій та інтенсивністю руху в центрі Лондона.

Технології Big Data демонструють високу ефективність при аналізі великих масивів міських даних. Отримані результати можуть бути використані муніципальними службами для планування нових велодоріжок та динамічного перерозподілу ресурсів.

#### *Бібліографічний список:*

1. Нескородєва Т.В., Федоров Є. Є., Ліщук Р. І., Кулаков П. І. та інш. Методи штучного інтелекту. Статистичне і машинне навчання з вчителем (класифікація, апроксимація та прогнозування). Навчальний посібник Умань: УНУС, 2024. 146 с.
2. Lakshmanan V., Tigani J. Google BigQuery: The Definitive Guide. - O'Reilly Media, 2019. - 519 p.
3. Google Cloud Documentation. BigQuery public datasets: London Bicycles URL: <https://cloud.google.com/bigquery/public-data>.
4. Wijaya A. Data Engineering with Google Cloud Platform. - Packt Publishing, 2022. - 352 p.

## **СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО БАГАТООБ'ЄКТНОГО ТРЕКІНГУ В СИСТЕМАХ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ: ВІД SORT ДО ТРАНСФОРМЕРІВ**

Актуальність теми відстеження об'єктів (Object Tracking) зумовлена стрімким розвитком систем автономного водіння, автоматизованого відеоспостереження та робототехніки. На відміну від простої детекції, трекінг потребує не лише локалізації об'єкта на конкретному кадрі, а й збереження його унікального ідентифікатора (ID) протягом усього часу перебування в полі зору камери. Основним викликом залишається забезпечення балансу між точністю (MOTA, IDF1) та швидкістю обробки кадрів (FPS), особливо в умовах перекриття об'єктів та зміни освітленості [3].

Класична парадигма Tracking-by-Detection (TBD) довгий час домінувала у галузі. Вона базується на двоступеневому процесі: спочатку детектор (наприклад, YOLO [2] або Faster R-CNN) знаходить об'єкти, а потім алгоритм асоціації пов'язує їх між кадрами. Основоположними роботами тут є алгоритми SORT (Simple Online and Realtime Tracking) [1] та його вдосконалена версія DeepSORT, яка додала глибокі дескриптори зовнішнього вигляду для розв'язання проблеми ідентифікації після перекриттів [6].

Проте останнім часом спостерігається перехід до архітектур Joint Detection and Tracking (JDT) та методів на основі механізму уваги (Attention Mechanism (Transformers)), які дозволяють виконувати детекцію та трекінг одночасно, зменшуючи сумарні обчислювальні витрати [4, 5].

Основні методи та алгоритми асоціації даних:

### 1. Фільтрація Калмана та угорський алгоритм (SORT/DeepSORT)

Алгоритм SORT використовує лінійну модель руху (фільтр Калмана) для прогнозування положення об'єкта в наступному кадрі. Асоціація здійснюється через метрику Intersection over Union (IoU) між прогнозом та реальною детекцією за допомогою угорського алгоритму [1]. DeepSORT розширює цей підхід, використовуючи CNN-модель для вилучення ознак, що дозволяє порівнювати об'єкти за "зовнішністю", а не лише за геометрією руху [6].

### 2. ByteTrack: робота з низькопороговими детекціями

Однією з ключових проблем TBD-методів є ігнорування об'єктів із низькою ймовірністю розпізнавання детектора, які часто виникають при частковому перекритті. Алгоритм ByteTrack запропонував стратегію "кожного пікселя", де спочатку асоціюються високонадійні детекції, а на другому етапі – ті, що залишилися, порівнюються з треками на основі лише IoU [7]. Це значно покращило показник MOTA без збільшення обчислювальної складності.

### 3. Трансформери в трекінгу (MOTR, TransTrack)

Поява архітектур на основі Transformer (наприклад, DETR) відкрила шлях до створення методів, де трекінг розглядається як задача послідовного прогнозування. MOTR використовує запити треків, які передаються від кадру до кадру, автоматично оновлюючи стан об'єктів. Це дозволяє моделі враховувати довгострокові часові залежності без використання явних фільтрів Калмана [4, 7].

Нижче наведено порівняння ключових архітектур за показниками точності та ресурсномісткості:

Метод	Парадигма	Переваги	Обчислювальна складність
SORT	TBD	Надзвичайна швидкість	Низька стійкість до перекриттів
DeepSORT	TBD	Стійкість до ID switch	Висока через Re-ID модуль
ByteTrack	TBD	Найкращий баланс MOTA/FPS	Залежність від якості детектора
MOTR	Transformer	Наскрізне навчання (end-to-end)	Висока потреба у VRAM

Основними технічними бар'єрами на шляху до ідеального трекінгу залишаються:

- Дрейф ознак – при зміні ракурсу або освітлення дескриптори об'єкта змінюються, що призводить до втрати ідентифікатора.
- Масштабованість – зі збільшенням кількості об'єктів (наприклад, натовп на стадіоні) складність угорського алгоритму або механізмів уваги зростає нелінійно [3].
- Real-time на edge-пристроях: Більшість сучасних SOTA (State-of-the-Art) моделей потребують потужних GPU, що обмежує їх використання в мобільних роботах або дронах.

Майбутній розвиток галузі, ймовірно, піде шляхом поєднання ефективних детекторів (сімейства YOLO [2]) із трансформерами та методами самонавчання для кращої Re-ID без розмітки величезних наборів даних.

Аналіз сучасних методів відстеження об'єктів показує, що хоча методи на основі трансформерів демонструють вищу точність у складних сценаріях, класичні підходи з ефективною асоціацією даних (як ByteTrack) залишаються пріоритетними для систем реального часу [5, 7]. Вибір архітектури повинен базуватися на специфіці задачі: для систем безпеки критичною є стійкість до перекриттів, тоді як для вбудованих систем – мінімізація затримки.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Bewley, A., Ge, Z., Ott, L., Ramos, F., & Upcroft, B. (2016). Simple online and realtime tracking. 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 3464-3468.
2. Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2023). Ultralytics YOLOv8. GitHub Repository. [Online]. Available: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.
3. Luo, W., Xing, J., Milan, A., Zhang, X., Liu, W., & Paudel, P. K. (2021). Multiple object tracking: A review. *Artificial Intelligence*, 293, 103448.
4. Meinhardt, T., Kirillov, A., Leal-Taixe, L., & Feichtenhofer, C. (2022). Trackformer: Multi-object tracking with transformers. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 8844-8854.
5. Wang, Z., Zheng, L., Liu, Y., Li, Y., & Wang, S. (2020). Towards real-time multi-object tracking. *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 107-122.
6. Wojke, N., Bewley, A., & Paulus, D. (2017). Simple online and realtime tracking with a deep association metric. 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 3645-3649. (Фундаментальний DeepSORT).
7. Zeng, F., Liao, B., Tan, X., Ye, C., & Zhang, W. (2022). MOTR: End-to-end multiple-object tracking with transformer. *European Conference on Computer Vision*.

## **ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ ХВОРОБ ЛИСТЯ РОСЛИН ЗА ЦИФРОВИМИ ЗОБРАЖЕННЯМИ**

Сільське господарство є однією з найважливіших галузей економіки, від ефективності якої залежить продовольча безпека країни. Однією з головних проблем у рослинництві є хвороби рослин, які можуть призводити до значних втрат урожаю. Традиційні методи діагностики хвороб базуються на візуальному огляді рослин фахівцями, що потребує значного часу, досвіду та не завжди є доступним.

У зв'язку з розвитком інформаційних технологій з'явилася можливість автоматизувати процес визначення хвороб за допомогою цифрових зображень. Використання методів комп'ютерного зору та штучного інтелекту дозволяє швидко та точно аналізувати стан рослин.

Цифрове зображення — це представлення візуальної інформації у вигляді набору пікселів, кожен з яких має певне значення яскравості або кольору. Обробка таких зображень здійснюється за допомогою спеціальних алгоритмів.

Розпізнавання образів є напрямом комп'ютерних наук, що займається автоматичним визначенням об'єктів на зображеннях. У цій галузі широко використовуються методи машинного навчання, які дозволяють комп'ютеру навчатися на основі даних.

Особливе місце займає глибинне навчання, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN). Вони здатні автоматично виділяти важливі ознаки зображення, такі як текстура, форма та колір, що робить їх надзвичайно ефективними для задач класифікації [1, с.41].

Листя рослин є одним із найінформативніших елементів для діагностики хвороб. Саме на ньому найчастіше проявляються симптоми ураження, такі як: плями різного кольору, пожовтіння, некроз тканин, деформації. Хвороби рослин можуть бути різної природи: грибкові, бактеріальні, вірусні.

Основною складністю розпізнавання є те, що зображення можуть бути отримані в різних умовах: при різному освітленні, на складному фоні, з різною якістю камери. Це ускладнює процес аналізу та потребує використання складних алгоритмів.

До появи сучасних нейронних мереж широко використовувалися традиційні методи: фільтрація зображень для усунення шуму, сегментація для виділення області листя, виділення ознак (колір, текстура, форма). Ці методи потребують ручного налаштування та мають обмежену точність.

У рамках машинного навчання використовуються алгоритми класифікації: метод опорних векторів (SVM); k-найближчих сусідів (k-NN); дерева рішень. Вони працюють на основі заздалегідь визначених ознак і дозволяють підвищити точність розпізнавання [4].

Сучасні системи розпізнавання базуються на глибинних нейронних мережах, зокрема CNN. Найбільш поширені архітектури: VGG, ResNet, MobileNet [2].

Інтелектуальна система розпізнавання хвороб листя має наступні складові:

1. збір даних - отримання зображень листя рослин;
2. попередня обробка - нормалізація, усунення шумів, зміна розміру;

3. сегментація даних - поділ візуального входу на фрагменти для подальшого аналізу;
4. виокремлення ознак;
5. класифікація (методи класифікації [4]);
6. набори даних [1, с. 38-44].

На сьогодні існує багато програмних продуктів, що використовують штучний інтелект для діагностики рослин. Одним із прикладів є мобільні додатки, які дозволяють користувачеві зробити фото листя та отримати результат аналізу (наприклад, Plantix, PictureThis, Agrio, PlantIn та Agrobase). Такі системи визначають тип хвороби, надають рекомендації щодо лікування і можуть працювати в режимі реального часу. Це особливо корисно для фермерів, які можуть швидко реагувати на появу захворювань [3].

Перевагами таких технологій є: швидкість обробки інформації, висока точність, доступність через мобільні пристрої, автоматизація процесу. Проте є й недоліки: залежність від якості зображення, потреба у великих обсягах навчальних даних, можливість помилок при складних умовах зйомки.

Отже, розпізнавання хвороб листя рослин за цифровими зображеннями є перспективним напрямом, який поєднує методи комп'ютерного зору та штучного інтелекту. Використання сучасних алгоритмів, зокрема згорткових нейронних мереж, дозволяє досягати високої точності діагностики. Автоматизація цього процесу сприяє своєчасному виявленню хвороб, зменшенню втрат урожаю та підвищенню ефективності аграрного виробництва. Незважаючи на певні недоліки, технологія має значний потенціал і буде активно розвиватися в майбутньому.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Гуменюк Р., Попович І. Дослідження методів діагностики захворювань рослин за допомогою глибокого навчання // *Національний університет «Львівська політехніка»*. – 2024. – С. 37-48.

2. Свістельник Д. О. Дослідження та реалізація методу розпізнавання зображень для діагностики захворювання рослин : кваліфікаційна робота магістра / Харківський національний університет радіоелектроніки. – Харків, 2025. – 77с.

3. Лиса Н. К., Шамановський Б. В., Щербина А. Е. Мобільні засоби для розпізнавання хвороб рослин на основі зображень // *Національний університет «Львівська політехніка»*. – 2025. – DOI: <https://doi.org/10.30837/PMW.2025.T2.230>.

4. Нескородєва Т.В., Федоров Є. Є., Ліщук Р. І., Кулаков П. І. та інш. Методи штучного інтелекту. Статистичне і машинне навчання з вчителем (класифікація, апроксимація та прогнозування). Навчальний посібник Умань: УНУС, 2024. 146 с.

## **ЗАСТОСУВАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ РУКОПИСНИХ ЦИФР НА ОСНОВІ ДАТАСЕТУ MNIST**

Розпізнавання рукописних символів залишається актуальним завданням комп'ютерного зору, що знаходить застосування у системах автоматизованого введення даних, перевірки документів та освітніх платформах. Серед підходів до вирішення цього завдання особливе місце займають згорткові нейронні мережі (CNN) [1], здатні автоматично виокремлювати ієрархічні ознаки безпосередньо з пікселів зображення без ручного формування ознак. У роботі розглядається задача класифікації рукописних цифр з використанням CNN, навченої на еталонному датасеті MNIST [2]. Для оцінки узагальнювальної здатності моделі додатково сформовано власну тестову вибірку, отриману шляхом ручного оцифрування трьох фотографій послідовно написаних цифр датасету MNIST models testing: handwritten digits [3] (рис. 1-2). Кожне зображення було поділено на окремі цифри, зведено до потрібного розміру й перетворено на тензори інтенсивності кольору. На основі цих трьох зображень складено вибірку із 30 записів.

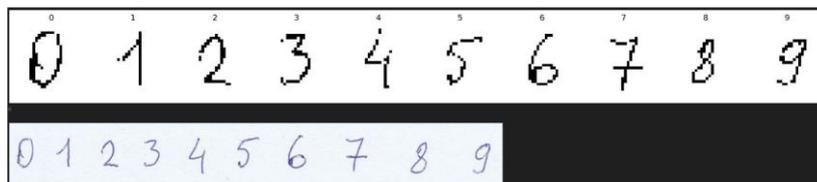


Рисунок 1 – Тензори (зверху) та оригінальне зображення (знизу)

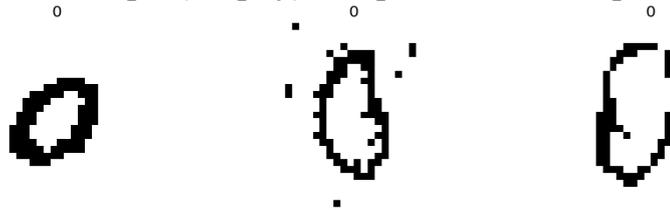


Рисунок 2 – Порівняння цифри 0 між різними наборами.

Для навчання моделі завантажується оригінальний датасет MNIST. Датасет ідеальний для навчання моделей: він містить 70 000 зображень, які відцентровані, кадровані й збалансовані між класами (рис. 3). Оригінальні дані представляють тензори  $28 \times 28$  пікселів, де колір кодується за допомогою 1 байта інформації. Знаючи це, легко нормалізувати значення, що полегшує процес навчання.

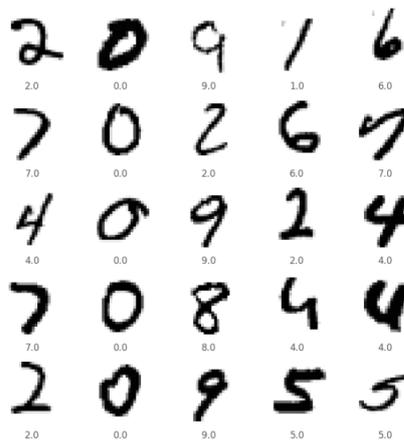


Рисунок 3 – Вибірка цифр із датасету MNIST.

Запропонована архітектура CNN складається з трьох функціональних блоків. Перші два блоки виконують ієрархічне виокремлення просторових ознак: перший блок містить два згорткові шари з фільтрами розміром  $5 \times 5$  (32 карти ознак) і шар підвибірки MaxPooling, другий – два аналогічні згорткові шари з більшою кількістю фільтрів, що дозволяє комбінувати примітивні форми у складніші структури. Третій блок реалізує класифікацію: після зменшення розмірності ознаки передаються до повнозв'язного шару з 256 нейронами та вихідного шару Softmax із 10 виходами. Для запобігання перенавчанню між блоками введено шари Dropout. Навчання проводилось протягом 25 епох із розміром міні-паketу 64 зображення. Як функція втрат використовувалась категоріальна крос-ентропія, оптимізатор – AdamW із початковим кроком навчання 0,001. Для адаптивного керування процесом навчання застосовано колбеки ReduceLROnPlateau, EarlyStopping та ModelCheckpoint. Точність на валідаційній вибірці (14 000 зображень) після навчання склала 0,9942, а криві навчання свідчать про відсутність ознак недо- або перенавчання. Прогноз моделі на тренувальній вибірці представлено на рисунку 4.

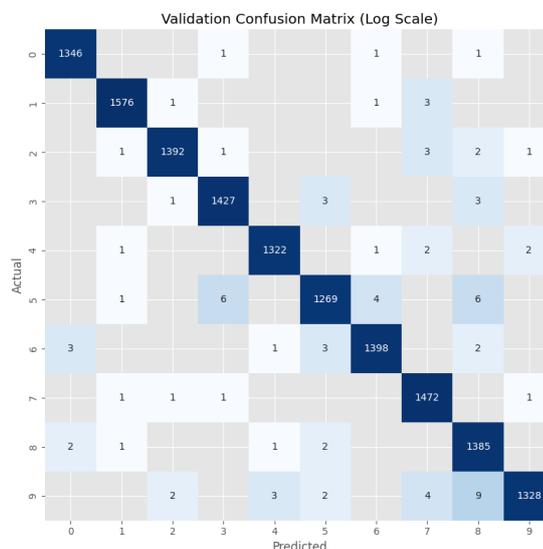


Рисунок 4 – Конфузійна матриця прогнозу моделі на валідаційній вибірці.

Тестування на власній вибірці рукописних цифр показало точність 0,9667 та значення F1-міри 0,9657. Аналіз матриці невідповідностей та хибно класифікованих зразків виявив, що модель допускає помилки переважно на сильно деформованих цифрах. Зокрема, зашумлені зображення, де форма цифри наближена до іншого класу, призводять до хибних прогнозів (рис. 5). Як встановлено, точність розпізнавання для таких випадків може бути підвищена шляхом аугментації навчальної вибірки (геометричні трансформації, зашумлення) та збільшення ємності моделі.

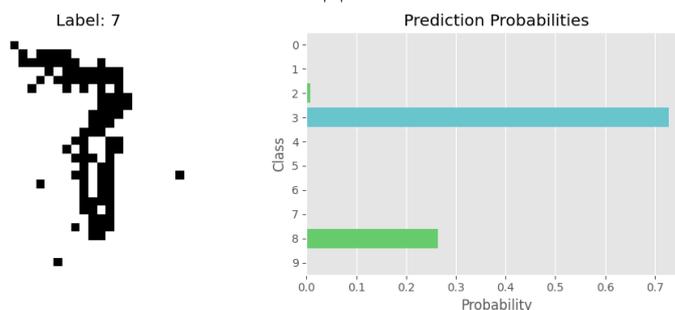


Рисунок 5 – Висновки моделі за некоректно спрогнозованим значенням.

В даному випадку модель сприйняла сигмоподібний вигин за ознаку трійки та присутність чіткого верху і низу, поділеного посередині, як рису вісімки. Загалом причиною хибного прогнозу є низька якість попередньої обробки – зображення трохи зашумлене. Таким чином, запропонована CNN-архітектура демонструє високу ефективність класифікації рукописних цифр як на еталонних, так і на реальних даних. Результати підтверджують доцільність використання згорткових нейронних мереж у задачах автоматичного розпізнавання символів та вказують на перспективність подальшого дослідження методів аугментації і регуляризації для підвищення стійкості моделі до шуму та деформацій. Результати та процес навчання моделі наведено у ноутбучі у репозиторії Kaggle автора [4].

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Convolutional neural network. [https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional\\_neural\\_network](https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional_neural_network). (дата звернення: 24.03.2026).
2. MNIST dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/avnishnish/mnist-original> (дата звернення: 24.03.2026).
3. MNIST models testing: handwritten digits. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/vbmokin/mnist-models-testing-handwritten-digits> (дата звернення: 24.03.2026).
4. CNN over MNIST with handwritten test. <https://www.kaggle.com/code/demkovivan/cnn-over-mnist-with-handwritten-digits-test> (дата звернення: 24.03.2026).

## ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДЛЯ ДЕТЕКЦІЇ DDoS-АТАК У ВИСОКОНАВАНТАЖЕНИХ СИСТЕМАХ

Сучасний стан розвитку інформаційних технологій характеризується масштабною інтеграцією хмарних сервісів та інтернету речей (IoT) у всі сфери життєдіяльності. Це створює нові вектори для кібератак, серед яких найбільш руйнівними залишаються розподілені атаки на відмову в обслуговуванні (DDoS). За даними звітів за 2024-2025 роки, зловмисники все частіше використовують штучний інтелект для генерації трафіку, який імітує поведінку реальних користувачів. Традиційні методи захисту, що базуються на статичних сигнатурах, втрачають ефективність. Актуальним завданням є розробка інтелектуальних систем захисту на основі методів Data Mining.[1,2,3]

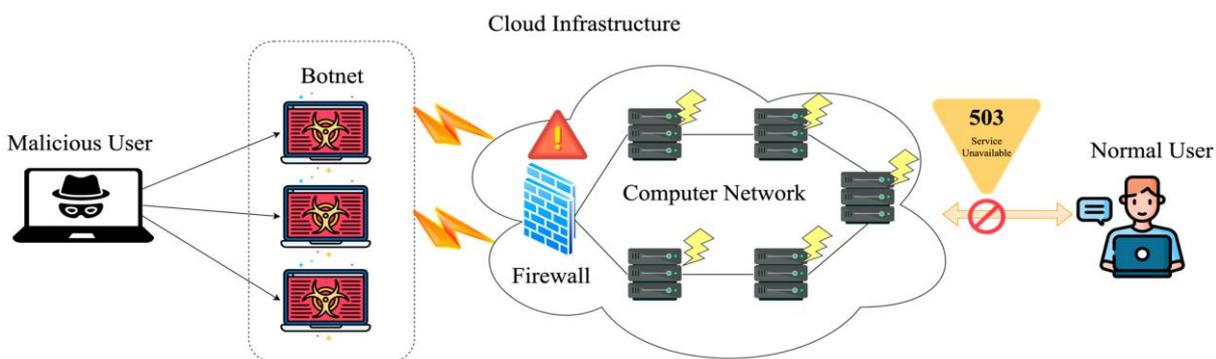


Рис. 1 — Приклад DdoS-атак на хмару інфраструктуру.

Ефективність інтелектуального аналізу критично залежить від якості вхідних даних. Мережевий трафік є зашумленим та неструктурованим. Процес підготовки даних (Data Pre-processing) у сучасних IDS включає:[3]

1. Очищення даних: видалення дубльованих запитів та виправлення пропущених значень у лог-файлах.
2. Нормалізація: приведення значень різних метрик (тривалість з'єднання, кількість байтів, кількість пакетів) до діапазону [0, 1].
3. Вибір ознак (Feature Selection): використання алгоритмів для визначення найбільш інформативних параметрів трафіку, що дозволяє скоротити розмірність даних та пришвидшити навчання моделі.

Для детекції атак у реальному часі найбільш перспективними є гібридні архітектури нейронних мереж. Конволюційні нейронні мережі (CNN) застосовуються для аналізу структури мережевого пакету, виявляючи аномальні патерни в заголовках. Рекурентні нейронні мережі, зокрема архітектура LSTM (Long Short-Term Memory), використовуються для аналізу послідовностей запитів у часі.

Поєднання цих підходів дозволяє системі не лише ідентифікувати одиничні шкідливі пакети, а й розпізнавати складні багатокрокові атаки, які розгортаються протягом тривалого часу. Це особливо важливо для виявлення атак типу «повільний

HTTP-запит», які не перевантажують канал миттєво, але поступово вичерпують ресурси сервера.[1]

Для наукового обґрунтування вибору алгоритму аналізу використовуються статистичні метрики. Окрім загальної точності (Accuracy), критично важливими є показники Precision (відсутність хибних блокувань легітимних користувачів) та Recall (здатність системи знайти всі реальні атаки).

Матриця помилок (Confusion Matrix) дозволяє візуалізувати результати роботи моделі. У системах критичної інфраструктури пріоритетом є мінімізація False Negative результатів (коли атака не була помічена), тоді як для комерційних веб-ресурсів важливо підтримувати низький рівень False Positive, щоб не перешкоджати клієнтам.[2,3]

Оскільки обсяги трафіку в магістральних мережах постійно зростають, централізований аналіз кожного пакету нейронною мережею може призвести до затримок (Latency). Сучасна парадигма передбачає перенесення частини інтелектуальних функцій на «край» мережі (Edge Computing). Програмовані мережеві адаптери та маршрутизатори з вбудованими мікропроцесорами виконують первинну фільтрацію та виявлення аномалій, передаючи лише підозрілі сегменти трафіку на глибокий аналіз у хмару.[1,2]

Інтелектуальний аналіз даних перетворює кібербезпеку з пасивного інструменту на активну систему передбачення загроз. Застосування гібридних нейронних мереж у поєднанні з методами попередньої обробки даних дозволяє забезпечити стабільну роботу IT-інфраструктури навіть під час потужних DDoS-нападів. Майбутнє галузі полягає у створенні повністю автономних систем захисту, які здатні до самонавчання без участі людини.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. DDoS Detection Using a Hybrid CNN–RNN Model Enhanced with Multi-Head Attention for Cloud Infrastructure. *MDPI Applied Sciences*. 2025. Vol. 15, Issue 21. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/15/21/11567>
2. Enhancing Machine Learning-Based DDoS Detection Through Hyperparameter Optimization. *MDPI Electronics*. 2025. Vol. 14, Issue 16. URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/14/16/3319>
3. Detection and Protection Analysis of Distributed Denial of Service (DDoS) Attacks Using Clustering Data Mining. *International Journal of Computer Science and Information Technology Research*. 2024. Vol. 12, Issue 2. P. 25-28. URL: <https://www.researchpublish.com/upload/book/DETECTION%20AND%20PROTECTION%20ANALYSIS-29052024-1.pdf>
4. ДСТУ 8302:2015. Інформація та документація. Бібліографічне посилання. Загальні положення та правила складання. Київ, 2016. 17 с. URL: [https://kubg.edu.ua/images/stories/podii/2017/06\\_21\\_posylannia/dstu\\_8302.pdf](https://kubg.edu.ua/images/stories/podii/2017/06_21_posylannia/dstu_8302.pdf)

## **ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ У ПРОГНОЗУВАННІ УРОЖАЙНОСТІ**

Сільське господарство є однією з ключових галузей економіки, що забезпечує продовольчу безпеку країни. У сучасних умовах розвитку інформаційних технологій дедалі більшого значення набуває використання методів інтелектуального аналізу даних (Data Mining) для підвищення ефективності аграрного виробництва.

Прогнозування урожайності є важливим завданням для аграріїв, оскільки дозволяє планувати обсяги виробництва, оптимізувати використання ресурсів, зменшувати ризики та підвищувати економічну ефективність господарств. Традиційні методи прогнозування часто не враховують великі обсяги різнорідних даних, таких як погодні умови, характеристики ґрунту, використання добрив та агротехнологій [1, с. 217].

Методи інтелектуального аналізу даних дозволяють обробляти великі масиви інформації та знаходити приховані закономірності між факторами, що впливають на врожайність. Використання машинного навчання, статистичних методів та алгоритмів класифікації дозволяє створювати моделі, які можуть досить точно прогнозувати майбутній урожай.

Інтелектуальний аналіз даних (Data Mining) — це процес виявлення прихованих закономірностей, тенденцій та залежностей у великих масивах даних за допомогою статистичних методів, алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту.

Основною метою Data Mining є перетворення великих обсягів інформації на корисні знання, які можуть бути використані для прийняття ефективних управлінських рішень.

Основні етапи інтелектуального аналізу даних включають:

1. Збір даних
2. Попередню обробку даних
3. Побудову моделі
4. Аналіз результатів
5. Використання отриманих знань

Методи інтелектуального аналізу даних широко використовуються в різних сферах: економіці, медицині, маркетингу, банківській діяльності та сільському господарстві [2, с. 3].

Сільське господарство генерує значну кількість різноманітних даних. До них належать:

- кліматичні показники (температура, опади, вологість);
- характеристики ґрунту;
- дані про використання добрив;
- інформація про сорти культур;
- показники врожайності.

Ці дані можуть надходити з різних джерел: метеостанцій, супутникових знімків, датчиків на полях, аграрних баз даних.

Обробка таких великих обсягів інформації традиційними методами є складною, тому використання інтелектуального аналізу даних є особливо актуальним [3, с. 69].

Урожайність сільськогосподарських культур залежить від багатьох факторів, серед яких:

1. кліматичні умови - температура повітря, кількість опадів та тривалість сонячного освітлення суттєво впливають на ріст рослин;
2. якість ґрунту - вміст поживних речовин, кислотність ґрунту та структура ґрунту визначають рівень родючості;
3. агротехнології - використання добрив, способи обробітку ґрунту та технології вирощування культур;
4. сорти рослин - різні сорти мають різну стійкість до погодних умов та хвороб;
5. шкідники та хвороби рослин.

Врахування всіх цих факторів дозволяє створити більш точні моделі прогнозування урожайності.

Перед побудовою моделі необхідно провести підготовку даних. Вона включає: очищення даних від помилок; видалення аномальних значень; нормалізацію показників; формування навчальної вибірки.

Наприклад, набір даних може містити такі параметри: температура, кількість опадів, вологість ґрунту, рівень добрив, урожайність попередніх років. Після підготовки дані використовуються для навчання моделі.

Для прогнозування урожайності можуть використовуватися різні алгоритми машинного навчання:

- лінійна регресія - дозволяє визначити залежність між урожайністю та факторами впливу;
- дерева рішень - будують модель у вигляді дерева, де кожна гілка відповідає певній умові;
- метод опорних векторів (SVM) - використовується для побудови точних моделей класифікації та регресії;
- нейронні мережі - дозволяють аналізувати складні нелінійні залежності.

Наприклад, модель може прогнозувати урожайність пшениці залежно від температури, кількості опадів та якості ґрунту.

Після побудови моделі необхідно перевірити її точність. Для цього використовуються такі показники: середня квадратична помилка (MSE), середня абсолютна помилка (MAE) та коефіцієнт детермінації ( $R^2$ ). Чим менша похибка, тим точнішим є прогноз.

Отже, застосування інтелектуального аналізу даних у аграрному секторі має ряд переваг:

- підвищення точності прогнозування урожайності;
- оптимізація використання ресурсів (води, добрив, техніки);
- зменшення економічних ризиків;
- підвищення ефективності управління аграрними підприємствами;
- можливість раннього виявлення проблем у вирощуванні культур.

Сучасні технології дозволяють поєднувати Data Mining із супутниковими даними, інтернетом речей (IoT) та системами точного землеробства.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Калінін А. М. Використання Big Data в українській економіці: можливості та перспективи розвитку. II Міжнародна науково-практична конференція “Інноваційні методи управління економікою в умовах цифровізації бізнесу” 10 жовтня 2024 року, м. Київ, с. 215-219.
2. Стендлер С. В., Балла І. В. Роль цифрових технологій у трансформації аграрного виробництва. Актуальні питання економічних наук / Випуск 20/2026, с. 1-3.
3. Андрейченко А. В., Журило С. С. Прийняття управлінських рішень у сфері агробізнесу. Науковий вісник / Менеджмент та бізнес-адміністрування, с. 65-72.

## **ЗАСТОСУВАННЯ ВЕЛИКИХ МОВНИХ МОДЕЛЕЙ (LLM) ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ СТРУКТУРУВАННЯ НЕСТРУКТУРОВАНИХ БІЗНЕС- ДАНИХ**

Сучасні команди інженерів даних стикаються з безпрецедентними викликами: значна частина спеціалістів витрачає більшість свого часу на завдання з обслуговування замість створення нових продуктів, тоді як обсяги даних щороку стрімко зростають. Ситуація ускладнюється поширенням гібридних архітектур баз даних (хмарних та локальних), що створює відчутні проблеми для традиційних процесів інтеграції. Збої у роботі з даними коштують дорого: компанії втрачають ринкову вартість після інцидентів, а прямі витрати на витіки даних сягають мільйонів доларів. Тому використання великих мовних моделей (LLM) дозволяє організаціям суттєво скоротити час розгортання нових конвеєрів даних та фундаментально змінює підходи до інженерії даних. [4].

LLM демонструють здатність з високою точністю аналізувати складні схеми баз даних. Дослідження показують, що передові моделі (наприклад, GPT-4) успішно розпізнають зв'язки у складних медичних структурах та правильно ідентифікують первинні й зовнішні ключі без жодних явних метаданих. Моделі здатні генерувати синтаксично правильні SQL-запити та код трансформації даних на Python з високим рівнем точності. Впровадження LLM-асистентів у реальні платформи дозволило суттєво скоротити зусилля на розробку нових ETL-конвеєрів (Extract, Transform, Load), зменшити витрати на обслуговування та загальний час розробки. Такі системи успішно опрацьовують мільйони записів з різних джерел, зберігаючи високу точність даних, та автоматично витягують і класифікують релевантні сутності із неструктурованих документів без втручання людини [4].

Поза межами суто інженерії даних, великі мовні моделі кардинально змінюють підходи до реінжинірингу бізнес-процесів (BPR) та управління знаннями. Замість традиційного ручного аналізу, LLM можуть автоматично обробляти величезні обсяги неструктурованої організаційної інформації (електронні листи, звіти, журнали комунікацій), виявляючи приховані неефективності та вузькі місця. Вони дозволяють компаніям віртуально моделювати нові робочі процеси перед їх фізичним впровадженням, перетворюючи управління процесами з одноразового проекту на безперервний цикл вдосконалення. У сфері знань LLM ефективно руйнують "інформаційні бункери", об'єднуючи розрізнені бази та забезпечуючи розумний контекстний пошук замість звичайного пошуку за ключовими словами, що покращує якість рішень на всіх рівнях компанії [1].

LLM оптимізують складні аналітичні запити, зменшуючи використання процесора (CPU) на 41,2% та споживання оперативної пам'яті на 36,8%. В еталонних тестах TPC-H оптимізовані LLM запити показали покращення продуктивності на 52,7%, а для окремих надскладних запитів час виконання скоротився на 76,4%. Моделі успішно трансформували вкладені підзапити у більш ефективні з'єднання (joins) у 93,7% випадків. Інтерфейси перетворення природної мови у SQL демонструють синтаксичну точність 94,7% та семантичну коректність 88,3%. Це

збільшило використання даних бізнес-користувачами на 284% і зменшило час отримання інсайтів з 27 до 7,3 хвилин. Крім того, у 93,1% випадків моделі успішно уточнювали неоднозначні запити лише за одну ітерацію діалогу [4].

Використання LLM у реінжинірингу бізнес-процесів (BPR) дозволяє підприємствам автоматизувати аналіз робочих процесів, виявляти неефективності, аналізувати витрати та віртуально моделювати альтернативні процеси перед їх впровадженням. Це перетворює BPR з одноразового проєкту на парадигму безперервного вдосконалення, здатну виявляти відхилення у реальному часі. У сфері управління знаннями LLM вирішують проблему розрізненості репозиторіїв та "інформаційних бункерів", об'єднуючи дані з різних систем в уніфіковані формати та підтримуючи семантичний пошук [1].

- **Фінансовий сектор:** Автоматизація звітів на базі LLM зменшила час їх підготовки на половину (з 4300 до 2107 людино-годин на квартал). Рівень помилок у транскордонній звітності впав до 2,7%, а точність вилучення регуляторних вимог склала 93% [4].

- **Ритейл:** Час виконання запитів до звітів про запаси зменшився в половину, а кількість випадків дефіциту товарів (out-of-stock) впала на 41%, що принесло близько 9,7 мільйона доларів щорічної економії. Надання менеджерам магазинів доступу до даних природною мовою підвищило прийняття рішень на основі даних на 284% [4].

- **Виробництво:** Під час обробки IoT-даних з датчиків кількість збоїв ETL-конвеєрів скоротилася на 78%. Система автоматично адаптувалася до нових форматів датчиків за лічені хвилини (раніше на це йшло 27 годин), що зумовило зниження незапланованих простоїв обладнання на 29% [4].

Незважаючи на успіхи, впровадження LLM супроводжується значними технічними та етичними викликами. Зі збільшенням складності завдань здатність моделей генерувати працюючий код різко падає. Аналіз показав, що відповіді, які містили непрацюючий код, у середньому були значно довшими (963 символи), ніж ті, що генерували успішний код (607 символів) [2].

- **Інженерія промптів:** Застосування класичних технік на кшталт "Ланцюжок думок" (Chain of Thought) або рольового промптингу ("Act As") самостійно не призвело до суттєвого зниження рівня помилок. Однак додавання до промпту реального вмісту файлів даних (наприклад, заголовків) підвищило відсоток виконання коду на 20% для завдань середньої складності (рівень 2) і на 15% для рівня 3. [3]

- **Самокорекція (Self-correction):** Найбільш ефективним методом виявився механізм самокорекції (передача помилок виконання назад до LLM з дозволом до трьох спроб на виправлення). Це збільшило частку успішно виконаного коду на 22,5% для завдань рівня складності 2, на 52,5% для рівня 3, на 27,5% для рівня 4, та на 15% для найскладнішого рівня 5. GPT-4 продемонстрував перевагу над GPT-3.5 на 10-17,5% саме для складних сценаріїв. [3]

- **Критичний розрив між виконанням та правильністю:** Найбільшим ризиком є "ілюзія коректності" або галюцинації. Навіть якщо згенерований код виконується без помилок, він не завжди є логічно правильним. Для найпростіших завдань виконувався 100% коду, але лише трохи більше половини із них видавало логічно правильний результат. Для складніших завдань (рівень 3) лише кожен четвертий працюючий код був коректним, а для завдань 5-го рівня складності цей показник склав 0%. [3]

- **Етика та безпека:** Організації повинні враховувати проблеми приватності даних, алгоритмічну упередженість, непрозорість прийняття рішень моделями, а також вплив масивних обчислень на екологію (сталий розвиток). [1, 2]

Інтеграція LLM у корпоративні дані - це перехід до адаптивних платформ (self-healing pipelines), які значно пришвидшують та здешевлюють аналітику. Проте через розрив між технічним виконанням коду та його логічною правильністю, ШІ не здатен повністю замінити людей-експертів. На відміну від алгоритмів, фахівці враховують ширший бізнес-контекст та "негласні" норми. [3]

На мою думку, впровадження великих мовних моделей суттєво оптимізує процеси інженерії даних, забезпечуючи автоматизацію ETL-конвеєрів, зниження навантаження на інфраструктуру та швидку аналітику неструктурованих даних. Проте зі зростанням складності завдань виявляються критичні обмеження ШІ, зокрема "ілюзія коректності" згенерованого коду та нездатність повністю осягнути бізнес-контекст. Тому мені здається що, найефективнішим підходом є побудова гібридних систем, де LLM (з використанням методів RAG та самокорекції) діють як допоміжний інструмент. Остаточна верифікація результатів та прийняття архітектурних рішень при цьому обов'язково залишаються в зоні відповідальності людини.

### СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Adeyumi Johnson, Michael O'connor, Hans Muller, Ravi Prakash (2025) // The Role of Large Language Models in Automating Business Process Reengineering and Knowledge Management: URL: [https://www.researchgate.net/publication/395465523\\_The\\_Role\\_of\\_Large\\_Language\\_Models\\_in\\_Automating\\_Business\\_Process\\_Reengineering\\_and\\_Knowledge\\_Management](https://www.researchgate.net/publication/395465523_The_Role_of_Large_Language_Models_in_Automating_Business_Process_Reengineering_and_Knowledge_Management)
2. Juri Di Rocco, Davide Di Ruscio, Claudio Di Sipio, Phuong T. Nguyen, Riccardo Rubei (2025) // On the use of large language models in model-driven engineering: URL: [https://riccardorubei.github.io/files/J\\_2025\\_3.pdf](https://riccardorubei.github.io/files/J_2025_3.pdf)  
DOI: <https://doi.org/10.1007/s10270-025-01263-8>
3. Jacqueline A. Janssen, Artur Manukyan, Nour Al Khoury (2024) // Leveraging large language models for data analysis automation: URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11844886/>  
DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0317084>
4. Deepika Annam (2025) // Large Language Models for Enterprise Data Engineering: Automating ETL, Query Optimization & Compliance Reporting: URL: <https://ejournals.org/ejsit/vol13-issue31-2025/large-language-models-for-enterprise-data-engineering-automating-etl-query-optimization-compliance-reporting/> DOI: 10.32996/jcsts

## **ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ФЕЙКОВИХ НОВИН НА ОСНОВІ АНСАМБЛЕВИХ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ**

В даний час із стрімким розвитком технологій та соціальних мереж люди отримують швидкий доступ до інформації, часто не звертаючи уваги на її надійність, через що проблема поширення фейкових новин набула глобального масштабу [4]. Ці засоби дезінформації застосовуються для маніпуляцій громадською думкою та підриву довіри суспільства до достовірних джерел [3, 4].

Усі сучасні програмні засоби для виявлення фейків базуються на спеціалізованих алгоритмах штучного інтелекту – методах обробки природної мови (NLP) та алгоритмах машинного навчання [2, 4]. Для виявлення маніпуляцій, як правило, використовують класичні методи класифікації тексту, за допомогою яких слова спочатку перетворюються на ознаки з використанням технології векторизації TF-IDF [1]. Після цього до них застосовуються такі алгоритми як логістична регресія (Logistic Regression) або наївний байєсівський класифікатор (Naïve Bayes) [1, 2].

Похибка вимірювання (в даному контексті – похибка класифікації новини) може збільшуватися внаслідок складності людської мови та використання маніпулятивних прийомів [3]. Наприклад, сарказм, гумор чи зміна контексту важко піддаються аналізу, якщо модель спирається лише на частоту появи окремих слів [2, 3]. У таких випадках виникає нерівномірність в оцінці важливості ознак, що є причиною збільшення похибки виявлення хибного контенту.

Для запобігання виникнення складової похибки вимірювання (хибної класифікації), яка зумовлена недостатнім аналізом контексту, пропонується наступне технічне рішення. Пропонується використовувати багаторівневу ансамблеву модель машинного навчання, зокрема алгоритм випадкового лісу (Random Forest) у поєднанні з оптимізацією відбору ознак [1, 2].

У цій системі текстові дані проходять етап попередньої обробки (токенізація, видалення стоп-слів, стемінг), після чого ознаки витягуються за допомогою вдосконаленого TF-IDF векторизатора [1]. Для зменшення розмірності простору ознак та уникнення перенавчання моделі застосовуються методи відбору ознак (наприклад, метод головних компонент - PCA) [1].

Вираз для базової метрики оцінки ефективності (Accuracy) запропонованої інтелектуальної моделі має вигляд:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

де TP – кількість істинно позитивних результатів (правильно виявлені фейки), TN – істинно негативні результати (правильно визначені справжні новини), FP та FN – помилки першого та другого роду (хибно позитивні та хибно негативні класифікації відповідно).

При використанні запропонованої конструкції алгоритму мінімізується значення складової похибки класифікації. Експериментальні дослідження підтверджують, що використання ансамблевого методу Random Forest дозволяє досягти точності

розпізнавання понад 99% на підготовлених наборах даних, що робить його значно надійнішим вибором порівняно з базовою логістичною регресією [1, 2].

Таким чином, використання інтелектуальних систем на основі асамблевих методів машинного навчання, зокрема алгоритму Random Forest у поєднанні з методами оптимізації відбору ознак, дозволяє суттєво зменшити похибку класифікації текстової інформації. Запропоноване рішення забезпечує високу точність та стійкість до маніпулятивних прийомів у мові, що робить його ефективним і надійним інструментом для автоматизованого виявлення фейкових нових у сучасних інформаційних системах.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Taha, Mohammed A.; Jabar, Haider D. A.; and Mohammed, Widad K. (2024) "Fake News Detection Model Basing on Machine Learning Algorithms," *Baghdad Science Journal*: Vol. 21, No. 2, pp. 415-428. URL: <https://doi.org/10.21123/bsj.2024.8710>
2. Advanced machine learning techniques for fake news detection: A comprehensive analysis. *Magna Scientia*, 2024. Vol. 4, Issue 1, pp. 12-25. URL: <https://doi.org/10.30574/msarr.2024.12.2.0198>
3. A Predictive Fake News Detection Model Using Machine Learning. *IEEE Xplore*, 2024. pp. 104-111. URL: DOI: 10.1109/SWC62898.2024.00232
4. Fake News Detection Using Machine Learning and Deep Learning Algorithms: A Comprehensive Review and Future Perspectives. *MDPI*, 2024, 15(1), pp. 45-68 <https://doi.org/10.3390/computers14090394>

## **ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ ЯК СТРАТЕГІЧНИЙ ДЕТЕРМІНАНТ РОЗВИТКУ СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ**

Інтелектуальний аналіз даних (ІАД, або Data Mining) у сучасній науковій парадигмі розглядається як мультидисциплінарний процес виявлення нетривіальних, раніше невідомих та потенційно корисних знань у великих масивах інформації [3]. На поточному етапі розвитку штучного інтелекту (ШІ) сфера ІАД перейшла від ролі допоміжного статистичного інструментарію до статусу фундаментального компонента когнітивної архітектури [1]. Синергія методів ІАД та машинного навчання створює умови для переходу від простої обробки великих даних до формування інтелектуальних систем нового покоління, здатних до глибокої семантичної самоорганізації. Актуальність даної теми зумовлена глобальним переходом до концепції Data-centric AI, де якість навчальної вибірки стає вагомішою за архітектурну складність моделі [1]. Згідно з останніми дослідженнями, викладеними у роботах Polyzotis & Zaharia (2021), сучасні нейромережеві структури критично залежать від системного підходу до збору та очищення даних, що робить алгоритми ІАД стратегічним пріоритетом розвитку галузі [1,2].

Методологічна база дослідження ґрунтується на циклі Knowledge Discovery in Databases (KDD), описаному в працях Han, J. et al. (2024) [3]. Вона включає інтелектуальний препроцесинг, інженерію ознак та методи редукції розмірності, що дозволяють стиснути інформаційний простір без втрати семантичних зв'язків. Використання таких підходів дозволяє виявити приховані структури в даних ще до етапу навчання нейронної мережі [3].

Окрему увагу приділено алгоритмічній оптимізації через вибір даних (Data Selection). Порівняльний аналіз свідчить, що впровадження інтелектуальної фільтрації суттєво підвищує продуктивність моделей. Роботи Sorscher et al. (2022) демонструють, що використання стратегій відбору найкращих прикладів дозволяє досягати вищої точності при менших обсягах навчальних вибірок, що є основою концепції Lean AI [2]. Крім того, методи редукції розмірності та прунінгу дозволяють зберігати ключові закономірності при скороченні обчислювальних витрат, що є критичним для впровадження ШІ на мобільних пристроях.

Важливим вектором розвитку є забезпечення робастності систем. Використання алгоритмів, таких як Isolation Forest, дозволяє ефективно виявляти аномалії та потенційні загрози в потоках даних, що забезпечує стійкість ШІ-моделей до зовнішніх маніпуляцій [4]. Паралельно з цим, аналіз явища «концептуального дрейфу» (Concept Drift) дозволяє системам ідентифікувати статистичні зміни в реальному часі, що мінімізує деградацію прогнозів при зміні середовища функціонування [5].

Проведене дослідження підтверджує, що інтелектуальний аналіз даних трансформувався у стратегічний детермінант розвитку ШІ. Впровадження принципів Data-centric AI [1] та методів оптимізованого відбору даних [2] дозволяє не лише підвищити точність прогнозів, а й розв'язати проблему енергозатратності навчання. Інтеграція методів детекції аномалій [4] та моніторингу дрейфу даних [5] є ключовою

умовою створення безпечних та адаптивних інтелектуальних систем. Таким чином, якість ІАД безпосередньо визначає інтелектуальний потенціал та надійність сучасного штучного інтелекту.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- 1.Polyzotis, N., & Zaharia, M. (2021). *Data-centric AI: Perspectives and Challenges*. URL: <https://arxiv.org/pdf/2112.03230.pdf>
- 2.Sorscher, B., Geirhos, R., Shekhar, S., Surya, S., & Morcos, A. (2020). *Beyond neural scaling laws: beating power law scaling via data selection*. URL: <https://arxiv.org/pdf/2206.14486.pdf>
- 3.Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2024). *Data Mining: Concepts and Techniques*. URL: <https://www.sciencedirect.com/book/9780128117606>
- 4.Liu, F. T., Ting, K. M., & Zhou, Z. H. (2008). *Isolation Forest*. In 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining (pp. 413-422). URL: <https://cs.nju.edu.cn/zhoush/zhoush.files/publication/icdm08b.pdf>
- 5.Lu, J., Liu, A., Dong, F., Gu, F., Gama, J., & Zhang, G. (2020). *Learning under Concept Drift: A Review*. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 32(12), 2342-2363. URL: <https://arxiv.org/pdf/2004.05785.pdf>

## **ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ ЯК ІНСТРУМЕНТ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ**

Інтелектуальний аналіз даних (Data Mining) є одним із ключових напрямів сучасних інформаційних технологій, що дозволяє виявляти приховані закономірності, тенденції та взаємозв'язки у великих масивах даних. У сучасному світі обсяги інформації стрімко зростають, що робить традиційні методи аналізу неефективними. Саме тому застосування інтелектуальних методів обробки даних стає необхідною умовою для ефективного функціонування підприємств та організацій [1].

Основною метою інтелектуального аналізу даних є автоматизоване отримання нових знань із великих наборів даних. До основних задач Data Mining належать класифікація, кластеризація, регресія, асоціативний аналіз та виявлення аномалій. Класифікація передбачає віднесення об'єктів до певних категорій на основі їх характеристик, тоді як кластеризація дозволяє групувати дані без попередньо заданих класів. Асоціативний аналіз використовується для знаходження закономірностей типу «якщо–то», що широко застосовується, наприклад, у маркетингових дослідженнях [2].

Інтелектуальний аналіз даних активно використовується у різних сферах. У бізнесі він допомагає прогнозувати попит, аналізувати поведінку клієнтів та оптимізувати маркетингові стратегії. У фінансовому секторі застосовується для виявлення шахрайських операцій та оцінки ризиків. У медицині Data Mining дозволяє аналізувати медичні дані для діагностики захворювань та прогнозування ефективності лікування. Також важливу роль він відіграє у сільському господарстві, де використовується для прогнозування врожайності та оптимізації ресурсів [3].

Значний розвиток інтелектуального аналізу даних пов'язаний із використанням методів машинного навчання та штучного інтелекту. Алгоритми, такі як дерева рішень, нейронні мережі, метод опорних векторів та ансамблеві методи, забезпечують високу точність прогнозування та аналізу. Важливим аспектом є також якість вхідних даних, адже некоректні або неповні дані можуть суттєво вплинути на результати аналізу [2].

Попри значні переваги, інтелектуальний аналіз даних має і певні проблеми. До них належать складність обробки великих обсягів інформації, потреба у високій обчислювальній потужності, а також питання конфіденційності та захисту даних. Крім того, інтерпретація отриманих результатів часто потребує участі фахівців.

Отже, інтелектуальний аналіз даних є потужним інструментом для підтримки прийняття рішень у різних сферах діяльності. Його розвиток сприяє підвищенню ефективності управління, оптимізації процесів та отриманню конкурентних переваг. У майбутньому роль Data Mining лише зростатиме завдяки розвитку технологій штучного інтелекту та обробки великих даних.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Han J., Kamber M., Pei J. Data Mining: Concepts and Techniques. Morgan Kaufmann, 2012. 703 p. URL:<https://homes.di.unimi.it/ceselli/IM/2012-13/slides/02-KnowYourData.pdf>
2. Witten I.H., Frank E., Hall M.A. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. Elsevier, 2016. 654 p. URL:<https://pzs.dstu.dp.ua/DataMining/bibl/Morgan.Kaufmann.Data.Mining.Practical.Machine.Learning.Tools.and.Techniques.Second.Edition.Jun.20.pdf>
3. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. MIT Press, 2016. 800 p. URL: <https://e-hir.org/journal/view.php?id=10.4258/hir.2016.22.4.351>

## **СИСТЕМА АВТОМАТИЗАЦІЇ ЖИТЛОВОГО ПРИМІЩЕННЯ НА БАЗІ МІКРОКОНТРОЛЕРА ESP32**

Автоматизація життєзабезпечення житлових приміщень є складною задачею, що поєднує досягнення в галузях вбудованих систем, телекомунікацій, програмної інженерії та енергозбереження. В основі таких систем лежить концепція Інтернету речей (IoT), яка передбачає інтеграцію фізичних пристроїв у єдину інформаційну мережу з можливістю обміну даними та віддаленого керування.

Сучасний етап розвитку інформаційних технологій характеризується широким впровадженням вбудованих систем та концепції Інтернету речей (IoT) у різні сфери діяльності людини. Особливе місце серед таких застосувань займають системи автоматизації життєзабезпечення житлових приміщень, що забезпечують інтегроване керування інженерними мережами будинку – освітленням, мікрокліматом, системами безпеки та іншими підсистемами. Використання мікроконтролерних платформ, зокрема ESP32, відкриває нові можливості для створення доступних, енергоефективних і гнучких рішень у цій галузі.

Автоматизація життєзабезпечення житлового приміщення — процес впровадження технічних і програмних засобів для автоматичного контролю та керування інженерними системами будинку (освітлення, мікроклімат, безпека).

На сьогодні існує велика кількість комерційних систем автоматизації житла, однак вони часто є дорогими, закритими або складними у налаштуванні. Використання мікроконтролера ESP32 дозволяє створити недороге та універсальне рішення завдяки вбудованим модулям Wi-Fi та Bluetooth, достатній обчислювальній потужності та широким можливостям інтеграції з різними датчиками та пристроями. Реалізація веб-інтерфейсу забезпечує зручний доступ до системи без необхідності встановлення додаткового програмного забезпечення, що підвищує її практичну цінність.

Система автоматизації житлового приміщення характеризується сукупністю кількісних та якісних показників. До кількісних показників відносять:

- температура повітря (°C);
- відносна вологість (%);
- рівень освітленості (умовні одиниці або люкси);
- час реакції системи (мс);
- кількість підключених пристроїв;
- енергоспоживання системи (Вт);
- частота оновлення даних.

Система якісних показників розглядає:

- надійність роботи системи;
- стабільність функціонування;
- зручність користування (юзабіліті);
- масштабованість;
- гнучкість налаштування;
- рівень автоматизації;

- безпека доступу до системи;
- доступність (вартість реалізації).

На сьогодні існує декілька підходів до реалізації систем автоматизації житлових приміщень:

1) централізований підхід – передбачає використання центрального контролера або сервера, який обробляє всі дані та керує пристроями. Перевагами є зручність адміністрування та централізований контроль. Недоліки – низька відмовостійкість і залежність від одного вузла;

2) децентралізований підхід використовується у випадках коли кожен пристрій функціонує автономно та взаємодіє з іншими через мережу. Такий підхід має наступні переваги: висока надійність та масштабованість. Недоліками є складність реалізації і необхідність узгодження протоколів;

3) у випадку поєднання централізованого керування з автономністю окремих вузлів застосовується гібридний підхід. Саме цей підхід найбільш широко застосовується в сучасних IoT-системах.

Аналіз технологічних підходів до реалізації IoT-систем показав, що застосовують різні підходи до організації взаємодії пристроїв. Серед них доцільно виділити:

1) хмарні рішення, які передбачають використання віддалених серверів для обробки та зберігання даних. Така взаємодія має такі переваги як доступ з будь-якої точки світу та масштабованість. Недоліками є залежність від Інтернету, затримки в роботі і ризики безпеки.

2) при використанні локальних систем (Edge Computing) обробка даних здійснюється безпосередньо на пристрої (наприклад, ESP32). Перевагами є швидкодія, автономність та підвищена безпека. Недоліками є обмежені ресурси та складність розширення.

3) веб-орієнтовані системи керування передбачають використання веб-інтерфейсу як універсального засобу взаємодії. Такі системи мають такі переваги як кросплатформеність, відсутність необхідності встановлення ПЗ і простота доступу. Саме веб-орієнтований підхід є оптимальним для систем на базі ESP32.

З метою обґрунтування вибору оптимальних алгоритмів функціонування системи автоматизації, врахування обмежень апаратної платформи, забезпечення ефективності, надійності та стабільності роботи системи був проведений аналіз підходів до обробки даних і керування. Це дозволило визначити найбільш доцільні методи реалізації керування, що відповідають вимогам конкретної задачі, а також сформулювати обґрунтовану постановку задачі дослідження.

У системах автоматизації застосовуються різні методи керування:

- порогове керування (найпростіше) - наприклад, включення світла при низькому рівні освітленості;
- логічне керування – використання умовних операторів та сценаріїв;
- інтелектуальне керування застосування алгоритмів машинного навчання (у більш складних системах).

Проведене дослідження показало, що в простих системах «Розумного будинку» доцільно використовувати порогово-логічний підхід як найбільш доцільний для мікроконтролера ESP32. Такий підхід із використанням ESP32 та веб-інтерфейсу дозволяє створити ефективну систему, що поєднує автономність, доступність і зручність використання.

## БІБЛІОГРАФІЯ

1. Горбенко, М.В. Статистична модель тривалості машинного доїння на конвеєрній установці / М.В. Горбенко, П.І. Кулаков // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 5 – 7.
2. Думик, Т.С. Статистична модель тривалості машинного доїння на установці з паралельно-прохідними станками / Т.С. Думик, П.І. Кулаков // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 8 – 10.
3. Павленко, В.В. Алгоритми шифрування на основі детерміновано-хаотичних процесів / В.В. Павленко, В.С. Маньковська // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 11 – 13.
4. Худченко, І.В. Актуальні напрями та можливості розвитку інформаційних технологій / І.В. Худченко, С.Д. Скуртол // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 14.
5. Сиваченко, Л.О. Використання ESP мікроконтролерів як засобів автоматизації / Л.О. Сиваченко, В.Ю. Кучерук // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 15 – 16.
6. Крутова, В.В. HOME ASSISTANT як основа для домашньої автоматизації / В.В. Крутова, В.Ю. Кучерук // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 17.
7. Григоренко, У.С. Біометрична автентифікація: переваги та ризики / У.С. Григоренко, С.Д. Скуртол // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 18 - 19.
8. Різник, Б.С. Комплексні архітектурні та алгоритмічні методи забезпечення кібербезпеки сучасних платіжних систем / Б.С. Різник, В.С. Маньковська // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-

конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 20 – 21.

9. Жданов, Ю.О. Технології BIG DATA в аналізі міської інфраструктури: на прикладі датасету LONDON BICYCLES / Ю.О. Жданов, Т.В. Нескородева // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 22 – 24.

10. Покуц, М.Д. Сучасні підходи до багатооб'єктного трекінгу в системах комп'ютерного зору: від Sort до трансформерів / М.Д. Покуц, Р.І. Ліщук // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 25 – 26.

11. Григоренко, У.С. Інтелектуальна система розпізнавання хвороб листя рослин за цифровими зображеннями / У.С. Григоренко, Т.В. Нескородева // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 27 – 28.

12. Демков, І.В. Застосування згорткових нейронних мереж для розпізнавання рукописних цифр на основі датасету / І.В. Демков, Т.В. Нескородева // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 29 – 31.

13. Кравчук, М.Ю., Застосування методів інтелектуального аналізу для детекції ddos-атак у високонавантажених системах / М.Ю. Кравчук, С.М. Концеба // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 32 – 33.

14. Григоренко, У.С., Інтелектуальний аналіз даних у прогнозуванні урожайності / У.С. Григоренко, С.М. Концеба // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 34 – 36.

15. Костюк, С.М., Застосування великих мовних моделей (LLM) для автоматизації структурування неструктурованих бізнес-даних / С.М. Костюк, С.М. Концеба // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 37 – 39.

16. Новакович, Є.О., Інтелектуальна система для виявлення фейкових новин на основі ансамблевих методів машинного навчання / Є.О. Новакович, С.М. Концеба // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 40 – 41.

17. Ткач, М.О., Інтелектуальний аналіз даних як стратегічний детермінант розвитку систем штучного інтелекту / М.О. Ткач, С.М. Концеба // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 42 – 43.

18. Худченко, І.В., Інтелектуальний аналіз даних як інструмент підтримки прийняття рішень / І.В. Худченко, С.М. Концеба // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 44 – 45.

19. Беднаж, Щ.-Ф.К., Система автоматизації житлового приміщення на базі мікроконтролера ESP32 / Щ.-Ф.К. Беднаж, Ю.П. Мазур // Тези доповіді VI Всеукраїнської студентської науково-практичної інтернет-конференції «Сучасні проблеми та перспективи розвитку інформаційних технологій», Умань, 25 березня 2026 р., С. 46 – 47.