

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2026-86-23>

УДК 621.311.004

КАРНАУХОВ Олександр

Тернопільський національний технічний університет ім. І.Пулюя  
<https://orcid.org/0009-0007-1432-5577>

e-mail: [karnaukhov@tntu.edu.ua](mailto:karnaukhov@tntu.edu.ua)

МАРЦЕНКО Сергій

Тернопільський національний технічний університет ім. І.Пулюя  
<https://orcid.org/0000-0003-2205-0204>

e-mail: [martsenko\\_s@tntu.edu.ua](mailto:martsenko_s@tntu.edu.ua)

## МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ КОНТРОЛЮ І ОБЛІКУ РЕСУРСІВ УНІВЕРСИТЕТУ

Університет щороку витрачає значні кошти на газ, воду й електроенергію, проте отримання даних про споживання кожного з ресурсів має суттєві обмеження через закритість газових мереж, відсутність деталізації водопостачання на рівні окремих ділянок та неможливість локалізації вузьких місць в електромережі. Автоматизовані засоби збору параметрів дають можливість отримувати дані про процеси споживання та своєчасно реагувати на нештатні ситуації. У роботі описано розробку та впровадження автоматизованої системи контролю і обліку ресурсів ТНТУ, яка об'єднує всі три види ресурсів у єдиній платформі. Оскільки газ, вода й електрика характеризуються різними фізичними закономірностями, методи та засоби збору, аналізу й оброблення даних для кожного з них не можуть бути однаковими, що ускладнює використання єдиного підходу до їх опрацювання. Узагальнюючим критерієм обрано економічну доцільність – мінімізацію витрат при збереженні нормального функціонування інфраструктури.

Задача отримання даних для кожного ресурсу вирішується по-різному. Оскільки доступ до показів газових лічильників є закритим з боку газорозподільчих мереж, найпростішим способом отримання даних без фізичного втручання у конструкцію приладу є зчитування IP-камерою з подальшим розпізнаванням за допомогою моделі TrOCR. Показники водо- та електроспоживання надходять у режимі реального часу через IoT-контролери на базі ESP32 мережею LoRaWAN. Для виявлення аномалій водоспоживання розроблено двохшаровий метод, де перший шар на основі GRU-автоенкодера виявляє структурні відхилення добового профілю від еталонного для відповідного типу дня, другий на основі нормованого відхилення фіксує нічні витоки та різкі сплески. Обидва шари враховують режим роботи організації, що дає змогу відрізнити аварійну ситуацію від закономірного зростання споживання. Впровадження системи у ТНТУ скоротило час між виникненням нештатної ситуації та реакцією на неї.

Ключові слова: автоматизована система контролю і обліку, АСКОВЕ, енергоресурси, цифровий університет, IoT, виявлення аномалій, GRU-автоенкодер, машинне навчання, інтелектуальні системи, моніторинг даних, водоспоживання, газоспоживання, оптичне розпізнавання, циклічний випадковий процес, адитивна математична модель, статистична обробка.

MARTSENKO Serhii, KARNAUKHOV Oleksandr

Ternopil Ivan Puluj National Technical University

## METHODS AND MEANS OF AN AUTOMATED RESOURCE CONTROL AND ACCOUNTING SYSTEM FOR A UNIVERSITY

Universities spend considerable resources on gas, water, and electricity, yet obtaining consumption data for each resource faces significant limitations due to the closed nature of gas distribution networks, the lack of granular water supply measurements at the level of individual pipeline sections, and the inability to localize bottlenecks within the electrical grid. Automated parameter collection tools make it possible to gather data on consumption processes and respond to abnormal situations in a timely manner. This paper describes the development and deployment of an automated resource control and accounting system at TNTU, which integrates all three resource types within a single platform. Since gas, water, and electricity are governed by different physical laws, the methods and tools for data collection, analysis, and processing cannot be the same for each, which makes the development of a unified mathematical model for all three resources impractical. The common criterion is economic feasibility – minimizing costs while maintaining normal infrastructure operation.

Since access to gas meter readings is restricted by gas distribution networks, the only way to retrieve data without physically modifying the metering device is to capture readings with an IP camera and recognize them using the TrOCR model. Water and electricity consumption data are received in real time from ESP32-based IoT controllers over LoRaWAN. The data acquisition approach for each resource reflects the unique nature of the organization's operational processes.

A two-layer method was developed for detecting water consumption anomalies. The first layer, based on a GRU autoencoder, identifies structural deviations of the daily consumption profile from the reference profile for the corresponding day type; the second layer, based on normalized deviation, detects nighttime leaks and sharp consumption spikes. Both layers account for the organization's operational schedule, which allows the system to distinguish an emergency from an expected rise in consumption. Deployment at TNTU reduced the time between an incident occurring and its detection.

Keywords: automated control and accounting system, energy resources, digital university, IoT, anomaly detection, GRU autoencoder, machine learning, intelligent systems, data monitoring, water consumption, gas consumption, optical recognition, cyclic random process, additive mathematical model, statistical processing.

Стаття надійшла до редакції / Received 01.04.2026

Прийнята до друку / Accepted 20.04.2026

Опубліковано / Published 31.05.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© КАРНАУХОВ Олександр, МАРЦЕНКО Сергій

## ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Задача автоматизованого обліку ресурсів у великих організаціях залишається актуальною попри широкий спектр наявних рішень. Університет як об'єкт управління характеризується розгалуженою мережею споживачів газу, води та електроенергії, розподілених між кількома корпусами. Отримання достовірних даних про споживання кожного з ресурсів пов'язане з суттєвими технічними обмеженнями, що унеможливають застосування стандартних підходів до збору даних. Газові мережі є закритими системами, доступ до телеметрії яких регулюється газорозподільними організаціями і недоступний для університету. Наявні лічильники водоспоживання забезпечують лише загальний облік без деталізації на рівні окремих ділянок мережі, внаслідок чого ні прорив, ні повільний витік не можуть бути виявлені за показниками єдиного лічильника. Електромережа університету не оснащена засобами локалізації вузьких місць, що приховує неефективне споживання і унеможливує його своєчасне виявлення.

Більшість існуючих рішень вирішує задачу лише частково. SCADA-платформи промислового класу характеризуються високою вартістю впровадження і мають обмеження в роботі з аналоговими лічильниками без цифрового інтерфейсу [1]. BMS-платформи орієнтовані на окрему будівлю і погано масштабуються на мережу корпусів [2] [3]. IoT-рішення на базі LoRaWAN ефективно виявляють витіки води, проте залишаються моноресурсними [4]. Побудова єдиної аналітичної платформи, яка об'єднує облік газу, води й електрики разом із засобами диспетчеризації, є задачею, яка вирішується в даній роботі.

Окремою проблемою є унікальність бізнес-процесів організації, яка безпосередньо впливає на характер споживання. На відміну від промислових об'єктів з відносно стабільним режимом роботи, споживання ресурсів в університеті визначається академічним календарем, де чергування навчальних тижнів, сесій, відпрацювань та канікул формує принципово різні профілі споживання на різних етапах навчального року. Система без урахування цього факту генеруватиме хибні спрацювання при легальному зростанні навантаження і пропускатиме реальні аномалії в умовах зниженої базової лінії. Таким чином, задача полягає у розробці методів та засобів автоматизованої системи, яка забезпечує збір даних в умовах обмеженого доступу до лічильників, об'єднує ресурси різної природи в єдиній платформі та реалізує методи аналізу, адаптовані до режиму роботи конкретної організації.

## АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Питання моніторингу та управління ресурсами активно досліджується в світі. Проведено масштабний огляд підходів до побудови інтелектуальних університетських середовищ, де узагальнюються наявні архітектурні рішення та окреслюються актуальні виклики у сфері збору й аналізу даних споживання ресурсів [5]. У роботі [6] запропоновано архітектуру розумного університету та описано практичні кроки її впровадження. Спільним висновком цих робіт є те, що жодне з існуючих рішень не враховує повною мірою специфіку бізнес-процесів конкретної організації.

Серед промислових платформ широко застосовується Siemens SIMATIC Energy Manager [1], що реалізує одночасний контроль газу, води й електрики. Проте закрита архітектура цього рішення, висока вартість впровадження та складність інтеграції з окремими типами лічильників обмежують можливість його використання в умовах університетської інфраструктури. BMS (Building Management System) платформи, зокрема Loxone [3] та Home Assistant [2], є більш доступними, однак орієнтовані на окрему будівлю і не розраховані на мережу корпусів із великою кількістю точок обліку.

Платформи збору даних на рівні окремої будівлі для задач інтелектуального енергоспоживання розглядаються у роботі [7], де досліджується інтеграція систем збору з аналітичними модулями. Наявні підходи, як правило, орієнтовані на окремий вид ресурсу, що ускладнює спільний аналіз в межах єдиної платформи.

Окрему групу складають IoT-рішення на базі LoRaWAN. Роботи [4] та [8] описують IoT-архітектури для обліку водоспоживання на базі LoRaWAN, де показано ефективність таких рішень для виявлення витоків. Автори у роботах [9] та [10] описують розробку модульних IoT-систем моніторингу водопостачання з передачею кількісних і якісних показників у реальному часі. Спільним обмеженням цих рішень є моноресурсність – кожне з них зосереджене виключно на водопостачанні і не описано розширення на інші ресурси.

У сфері обліку електроенергії досліджується IoT-система низькобюджетного моніторингу електроспоживання з відображенням даних через мобільний застосунок [11], зазначається, що подібні рішення не розраховані на масштабну інфраструктуру з великою кількістю розподілених точок обліку. Перший досвід моніторингу електроспоживання в ТНТУ описано у роботах [12], [13], [14], де реалізовано дротову систему обліку для першого корпусу з формуванням бази даних показників. Ця реалізація не передбачала бездротової передачі та аналітичних методів оброблення даних, що ускладнює її подальше масштабування і використання для потреб університету.

Питання газоспоживання розглядається у контексті прогнозування на основі метеорологічних факторів із застосуванням алгоритмів машинного навчання [15], а також виявлення несанкціонованого

газоспоживання засобами нейронних мереж [16]. У першій роботі встановлено суттєву залежність споживання газу від зовнішньої температури, що необхідно враховувати при моделюванні очікуваного рівня споживання для конкретних кліматичних умов.

Значна увага приділяється аналітичним методам виявлення аномалій. У роботі [17] показано, що двонаправлений LSTM-автоенкодер забезпечує точне виявлення аномалій у даних лічильників.

Роботи [18] та [19] розвивають аналітичні підходи до водоспоживання – від короткострокового прогнозування засобами машинного навчання до виявлення прихованих закономірностей через кластеризацію часових рядів. Комбінований підхід до виявлення аномалій, що поєднує статистичні методи з методами машинного навчання, досліджується у роботі [20], де показано переваги двошарової архітектури перед однорівневими рішеннями.

Спроби побудови мультиресурсної університетської платформи через сервіс-орієнтовану архітектуру розглядаються у роботі [21], однак запропоноване рішення охоплює широкий клас IoT-застосунків університетського середовища і не передбачає спеціалізованих методів збору та аналізу даних ресурсів. Авторами також розглядалась концепція кіберфізичних систем у контексті цифрового університету [22] та запропоновано архітектуру інформаційно-технологічної платформи як основу для інтеграції різноманітних підсистем обліку [23].

У сфері оптичного розпізнавання символів досліджується модель TrOCR на основі трансформерів із попередньо навченими моделями [24], що демонструє високу точність розпізнавання друкованого тексту і є основою для зчитування показів аналогових лічильників.

Порівняльний аналіз розглянутих класів систем за ключовими характеристиками наведено у таблиці 1.

Таблиця 1

**Порівняльний аналіз класів систем моніторингу ресурсів**

Клас системи	Аналітика	OCR для аналог. лічильників	Масштабованість
	Вбудована, ISO-звітність Базові сценарії		Промислова, висока вартість Loxone – комерційна BMS; HA – побутова, для кінцевого споживача
<b>IoT для води (LoRaWAN)</b>	Виявлення витоків		Розподілена, периферійні вузли та хмара
<b>ML/DL-аналітика</b>	ViLSTM-автоенкодер (аномалії), LSTM (прогнозування)		Дослідницький характер
<b>АСКОЕ ТНТУ</b>			Docker, сервісна архітектура

Таким чином, аналіз існуючих досліджень і рішень показує, що жодне з них не забезпечує повного охоплення всіх трьох ресурсів в єдиній платформі з урахуванням специфіки бізнес-процесів організації, зокрема академічного календаря, що є визначальним для коректного виявлення аномалій.

### ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Розроблена система складається з набору контейнеризованих сервісів, що розгортаються через Docker Compose у спільній мережі. Запуск відбувається у суворому порядку залежностей – спочатку PostgreSQL 16, потім OCRService, після нього ManagementPanel, і насамкінець паралельно GasService, IiotWaterService та ElectricService, Grafana, JupyterLab. Такий підхід до побудови платформи загалом узгоджується з принципами сервісно-орієнтованої архітектури для університетських IoT-систем [21], і фокусується на задачах обліку та аналізу ресурсів. Кожен сервіс масштабується незалежно, що забезпечує можливість нарощування потужності окремих компонентів без зупинки всієї системи, структурна схема компонентів наведена на рисунку 1.

Веб-інтерфейс керування реалізований на базі ASP.NET Core 9 з використанням Blazor та Fluent UI. Спільна бібліотека DataAccess, побудована на EF Core 9 та Npgsql, забезпечує єдину точку доступу до бази даних для всіх сервісів, що усуває дублювання логіки та спрощує підтримку схеми при змінах. Візуалізація реалізована через Grafana, аналітична обробка – через JupyterLab.

Зберігання даних організоване за принципом розподілу за типом ресурсу у три незалежні групи таблиць бази asko-data на PostgreSQL 16. Підсистема газоспоживання використовує таблицю GasMeter для зберігання метаданих лічильника, таблицю GasSelection для координат зони розпізнавання, при цьому кожен лічильник має рівно одну зону. Часовий ряд значень з метрикою впевненості OCR та знімками накопичується в таблиці GasMeterData.

Підсистема водоспоживання ідентифікує шлюз через таблицю WaterGateway за UID та PWD, окремі лічильники шлюзу реєструються у WaterGatewayDevice, а щохвилинні показники кожного лічильника разом із необробленим бінарним пакетом зберігаються у WaterData. Аналогічна структура прийнята для електроспоживання – відповідно ElectricGateway, ElectricGatewayDevice та ElectricData. Збереження

необробленого бінарного пакету у всіх підсистемах надає змогу у будь-який момент відтворити оригінальні дані та провести діагностику протоколу.

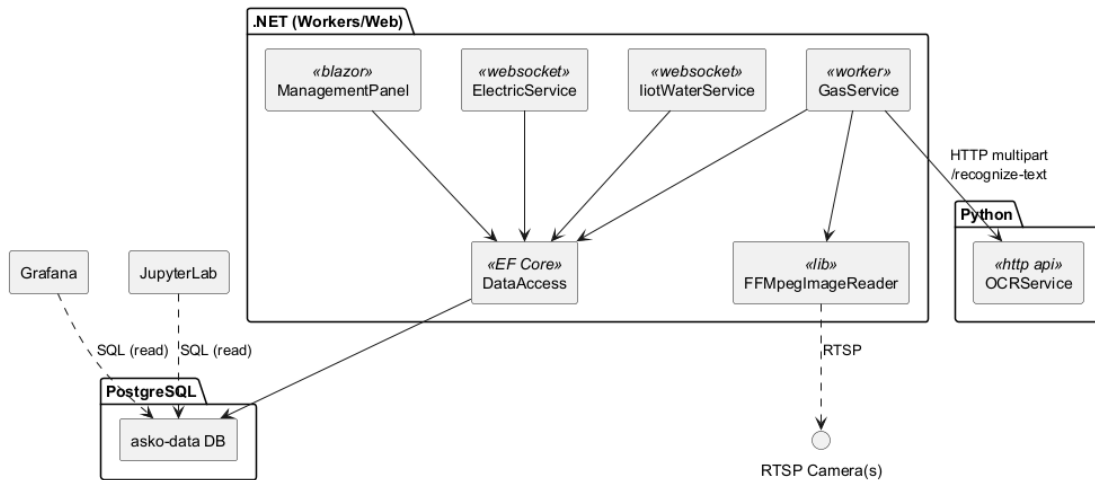


Рис. 1. Структурна схема компонентів системи АСКОЕ

Спосіб ідентифікації лічильників залежить від типу ресурсу. Для газових лічильників таким ідентифікатором є IP-адреса камери, що визначає джерело відеопотоку для конкретного приладу. У підсистемах водо- та електроспоживання всі лічильники мають власні унікальні числові ідентифікатори, через які вони прив'язуються до відповідного шлюзу.

#### Методи та засоби підсистеми збору даних газоспоживання

Засобами підсистеми є IP-камера з RTSP-виходом, сервіс GasService з модулем FFMpegImageReader для витягування відеокадрів та сервіс OCRService на базі Python FastAPI з моделлю microsoft/trocr-large-printed [24]. Газові лічильники, встановлені в корпусах ТНТУ, мають закриті інтерфейси, що унеможливило читання показників програмними засобами безпосередньо з приладу. За таких умов використання IP-камери з подальшим оптичним розпізнаванням є найпростішим способом отримання даних без фізичного втручання у конструкцію лічильника та без залучення ручної праці. Трансформерні моделі оптичного розпізнавання символів, зокрема TrOCR, демонструють високу точність на зображеннях друкованого тексту і добре адаптуються до реальних умов зйомки, що робить їх придатними для задач дистанційного зчитування показників.

Методом зчитування є OCR-конвеєр. IP-камера безперервно передає відеопотік до GasService, де модуль FFMpegImageReader витягує окремі кадри з налаштованою частотою і надсилає їх до OCRService. Модель повертає розпізнане значення разом із метрикою впевненості, після чого результат очищується від нецифрових символів і зберігається у таблиці GasMeterData разом зі знімком зображення. Послідовність взаємодії компонентів підсистеми наведено на рисунку 2.

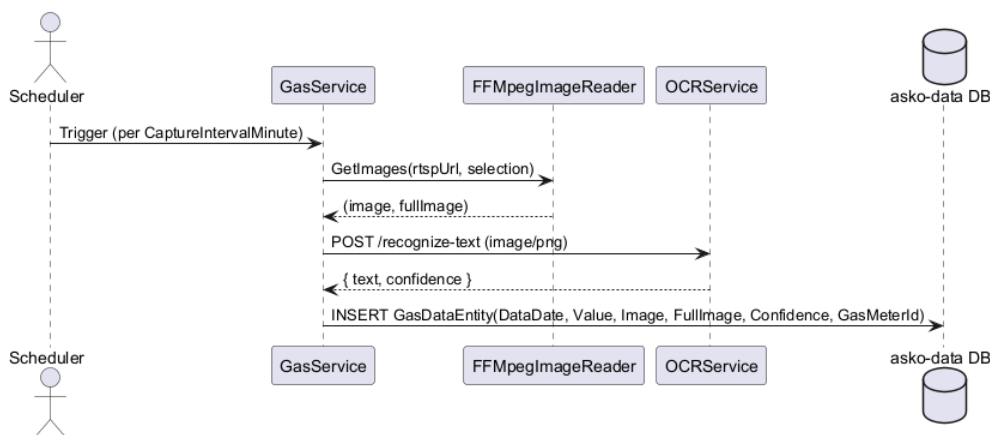


Рис. 2. Послідовність зчитування показників газового лічильника

Методом оцінки якості розпізнавання є розрахунок ступеня впевненості як середньгеометричної ймовірності усіх символів розпізнаного рядка. Чим вища ця ймовірність, тим надійнішим вважається отриманий результат. Показники з низькою впевненістю автоматично відфільтровуються і не зберігаються як

достовірні. Жадібне декодування з обмеженням кількості символів на виході обрано як метод прискорення роботи сервісу – воно забезпечує прийнятний час відповіді в умовах фоновго опитування без черги запитів. На реальних зображеннях лічильників ТНТУ модель досягає точності 92% коректно розпізнаних показників, що підтверджує практичну придатність обраного підходу для задач дистанційного обліку газоспоживання.

### Методи та засоби підсистем збору даних водо- та електроспоживання

Засобами обох підсистем є однакові апаратні компоненти – контролер ESP32, мережа LoRaWAN, IoT-шлюз та відповідні серверні сервіси IiotWaterService і ElectricService. Вибір LoRaWAN як засобу передачі даних обумовлений тим, що ця технологія забезпечує покриття кількох корпусів університету без прокладання додаткового кабелю до кожної точки обліку, споживає мінімум енергії і стабільно працює через капітальні конструкції. Ефективність LoRaWAN для задач моніторингу водоспоживання підтверджена у роботах [4], [8], а модульні IoT-платформи на його основі успішно застосовуються для вимірювань у реальному часі як кількісних, так і якісних показників [9], [10].

Методом побудови контролера є дворівнева архітектура мікропрограми ESP32. Верхній рівень залишається незмінним для будь-яких задач обліку і відповідає за формування пакетів та їх передачу через LoRaWAN до шлюзу. Нижній рівень є модульним і реалізує протокол конкретного типу лічильника через стандартизовані інтерфейси MODBUS/RS-485 та RS-232, при цьому лічильники води підключаються через імпульсний вхід, електричні – через відповідний порт на лічильнику, а зміна типу підключеного пристрою потребує лише оновлення мікропрограми без будь-яких апаратних змін, що суттєво спрощує масштабування системи. Окрім передачі планових показників, мікропрограма реалізує метод локального виявлення миттєвих сплесків і надсилає попереджувальне повідомлення безпосередньо з пристрою – реакція на прорив у цьому випадку не залежить від серверного шару аналізу і забезпечує мінімальну затримку між подією та сповіщенням.

Методом передачі та автентифікації є бінарний WebSocket-протокол, однаковий для обох підсистем. Послідовності прийому даних наведено на рисунках 3 і 4.

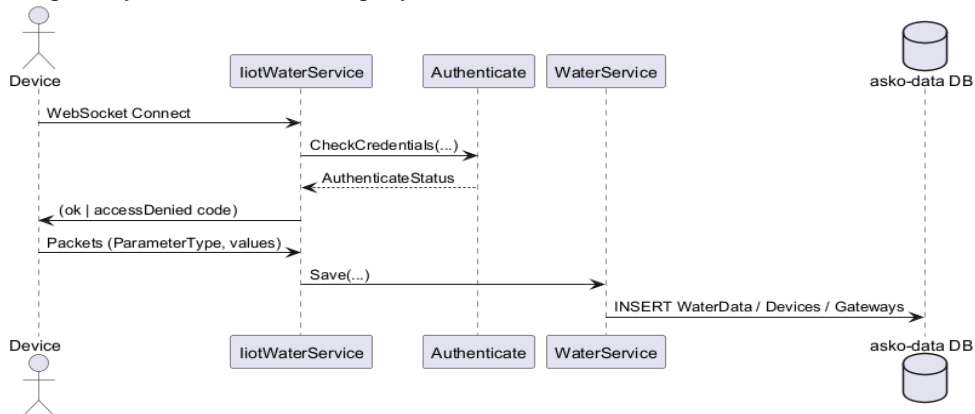


Рис. 3. Послідовність прийому даних лічильників води

Послідовність прийому даних для підсистеми електроспоживання є структурно ідентичною до водоспоживання – відмінність полягає лише у типі підключеного лічильника та відповідному серверному сервісі.

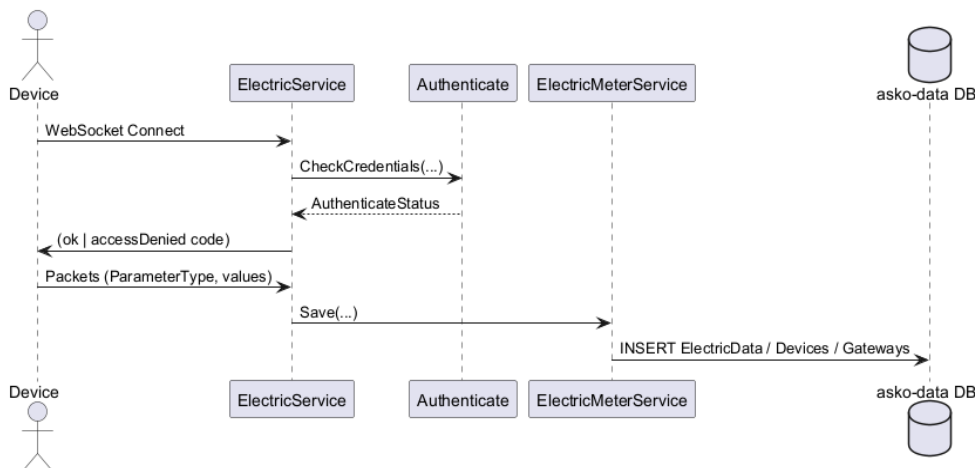


Рис. 4. Послідовність прийому даних лічильників електроенергії

Шлюз агрегує дані від кількох контролерів і передає їх до відповідного сервісу, після чого показники зберігаються щохвилини разом із необробленими даними пакету, що забезпечує можливість аудиту та діагностики в будь-який момент. Бінарний протокол передачі зменшує обсяг трафіку та затримку, що відповідає вимогам передачі даних у мережах з обмеженою пропускну здатністю, до яких належить LoRaWAN.

### Математичні методи виявлення аномалій водоспоживання

Водоспоживання в університеті не є стаціонарним процесом – той самий день тижня в різні періоди навчального року має принципово різні профілі, які є нормальними для свого контексту, хоча абсолютні значення можуть суттєво відрізнятися. Єдина глобальна статистична межа тут не працює, оскільки занижений поріг призводить до хибних спрацьовувань при реальному зростанні споживання, а завищений – до пропуску реальних аварій. Поєднання нейромережових і статистичних методів для виявлення аномалій є обґрунтованим підходом, підтвердженим у роботі [20], де показано переваги двошарової архітектури перед однорівневими рішеннями.

Автоенкодер виявляє відхилення від типової форми добового профілю споживання [17], тоді як статистичний метод фіксує абсолютні відхилення у конкретних часових діапазонах. Разом вони покривають класи аномалій, які кожен метод окремо упускає.

Споживання за кожний 15-хвилинний інтервал обчислюється як різниця між останнім та першим зафіксованими показниками накопичувального лічильника в межах цього інтервалу.

$$c_t = V_{\text{last}} - V_{\text{first}}$$

де  $V_{\text{first}}$  та  $V_{\text{last}}$  – відповідно перший та останній показники в інтервалі  $t$ . Кожному інтервалу присвоюється мітка типу дня від 0 до 5, де 0 відповідає понеділку, а 5 – вихідному дню.

Розглянемо формування університетського календаря для забезпечення задач обліку ресурсів. Відпрацювання, канікули й офіційні свята перевизначаються вручну через конфігураційний CSV-файл підмін дат, без якого будь-яке закономірне зростання споживання після перерви в роботі організації система розцінювала б як аномалію, адже різниця між фактичним та очікуваним рівнем споживання перевищувала б статистичний поріг, хоча саме зростання є цілком передбачуваним наслідком відновлення повноцінної роботи підрозділів.

Перший шар детектування реалізований як GRU-автоенкодер, що навчається на добових профілях усіх лічильників одночасно. Одна послідовність відповідає календарній добі від 00:00 до 23:45 і містить 96 інтервалів, доби з неповними даними виключаються. Кожен інтервал представляється чотиривимірним вектором ознак, що включає логарифмічно нормоване споживання, тригонометричне кодування години доби та нормований номер групи дня. Логарифмічне перетворення стабілізує дисперсію для рядів із великою часткою нульових значень, тригонометричне кодування забезпечує неперервний циклічний зв'язок між останнім і першим інтервалами доби. Ефективність автоенкодерів для задач виявлення аномалій у даних автоматизованого обліку споживання підтверджена у роботі [17].

Енкодер отримує добову послідовність і стискає її у компактне приховане представлення, що відображає типову структуру споживання для відповідного типу дня. Декодер відновлює з цього представлення реконструйований ряд споживання, намагаючись якомога точніше відтворити вхідну послідовність. Навчання моделі виконується на накопиченій історії показників усіх лічильників. Відхилення між реконструйованим і фактичним нормованим споживанням для кожного інтервалу є мірою аномальності. Поріг аномалії обчислюється як 99-й перцентиль цих відхилень окремо для кожної комбінації групи дня та часового діапазону по всіх пристроях з достатньою кількістю даних

$$\theta(g, s) = P_{99}(e_t \mid \text{day\_group}_t = g, \text{time\_slot}_t = s)$$

Якщо відхилення для поточного інтервалу перевищує відповідний поріг, інтервал класифікується як структурний сплеск  $\text{burst\_gru}$ . Для пристроїв з недостатньою кількістю записів, коли формування повної доби є неможливим, аномальність оцінюється через z-score відносно групи великих пристроїв. Поріг 3 відповідає правилу  $3\sigma$ , згідно з яким значення, що відхиляється від середнього більш ніж на три стандартні відхилення, виходить за межі 99,7% нормально розподілених спостережень і вважається статистично малоімовірним за умови нормальної роботи системи. При перевищенні цього порогу інтервал позначається як аномальний.

Другий шар обчислює нормоване відхилення від базової лінії, що будується для кожної комбінації пристрою, групи дня та часового діапазону на основі фактичних даних споживання

$$z_t = \frac{c_t - \mu_{i,g,s}}{\sigma_{i,g,s}}$$

де  $\mu_{i,g,s}$  та  $\sigma_{i,g,s}$  – середнє значення та стандартне відхилення споживання пристрою  $i$  для відповідної групи. Для коректного виявлення послідовних витоків часовий ряд кожного пристрою розбивається на серії, межею яких є нульове споживання. Інтервал вважається кандидатом на витік за одночасного виконання двох умов – належності до нічного вікна з 21:00 до 06:00 та перевищення порогу z-score більше 3. Поодинокий аномальний інтервал у нічний час не може свідчити про витік, адже реальне протікання, навіть незначне, проявляється як стає споживання протягом тривалого часу. Тому витік підтверджується лише тоді, коли

щонайменше три послідовні інтервали в межах однієї серії одночасно задовольняють умову аномальності. Поодинокі перевищення порогу поза нічним вікном або без відповідної послідовності класифікуються як статистичний сплеск *burst\_statistical*.

Кожному інтервалу присвоюється рівно один тип аномалії за системою пріоритетів – структурне відхилення *burst\_gru* має вищий пріоритет над витокком *leak*, який своєю чергою передре статистичному сплеску *burst\_statistical*.

$$\text{anomaly\_type} = \begin{cases} \text{burst\_gru} & \text{якщо } \text{is\_burst}_t = \text{True} \\ \text{leak} & \text{якщо } \text{leak\_consecutive}_t = \text{True} \\ \text{burst\_statistical} & \text{якщо } z_t > 3 \\ \text{normal} & \text{інакше} \end{cases}$$

де  $\text{is\_burst}_t$  – ознака аномалії першого шару,  $\text{leak\_consecutive}_t$  – ознака підтверженого витоку,  $z_t$  – нормоване відхилення статистичного шару для інтервалу  $t$ .

Передбачено перемаркування для випадку, коли серія починається як витік і переростає у прорив – якщо в серії виявлено хоча б один інтервал *burst\_gru*, всі попередні інтервали *leak* тієї самої серії перемарковуються на вищий клас, тоді як інтервали *burst\_statistical* перемаркуванню не підлягають. Результати класифікації зберігаються разом зі значеннями відхилення та порогу аномалії, що забезпечує повну відтворюваність класифікації та можливість аудиту рішень системи в будь-який момент часу.

### ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШОГО РОЗВИТКУ У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У роботі проведено розробку методів та засобів автоматизованої системи контролю і обліку ресурсів університету, яка впроваджена в ТНТУ ім. Івана Пулюя для збору, аналізу параметрів і реагування на нештатні ситуації. Три підсистеми – газ, вода та електрика – об'єднані спільною платформою зберігання і візуалізації. Через різну природу процесів газо-, водо- та електроспоживання методи та засоби збору, аналізу й оброблення даних для кожного з ресурсів не можуть бути однаковими, що визначило архітектурне рішення системи. Узагальнюючим критерієм проектування обрано економічну доцільність – мінімізацію витрат при збереженні стабільного функціонування інфраструктури.

Оскільки доступ до телеметрії газових мереж є закритим, для зчитування показів аналогових лічильників застосовано метод оптичного розпізнавання на основі моделі TrOCR. Послідовність IP-камера – FFMpeg – OCRService зчитує показники з налаштованою частотою без фізичного втручання у конструкцію приладу. На реальних зображеннях лічильників ТНТУ досягнуто точності 92% коректно розпізнаних показників, решта відфільтровується за метрикою впевненості розпізнавання. Збір даних водо- та електроспоживання реалізовано засобами IoT-контролерів ESP32 з передачею мережею LoRaWAN, що забезпечує покриття кількох корпусів університету без прокладання додаткової кабельної інфраструктури. Дворівнева архітектура мікропрограми контролера надає змогу змінювати тип підключеного лічильника лише через оновлення мікропрограми без апаратних змін, а виявлення миттєвих сплесків реалізовано безпосередньо на рівні пристрою незалежно від серверного шару аналізу.

Для виявлення аномалій водоспоживання розроблено двошаровий метод. Перший шар на основі GRU-автоенкодера виявляє відхилення від типової форми добового профілю і класифікує їх як структурні сплески. Другий статистичний шар на основі нормованого відхилення фіксує нічні витокки тривалістю від 45 хвилин та одиничні перевищення порогу. Обидва шари враховують академічний календар організації, що надає змогу відрізнити аварійну ситуацію від закономірного зростання споживання. Впровадження системи у ТНТУ скоротило час між виникненням нештатної ситуації та реакцією на неї, що безпосередньо зменшує фінансові втрати від аварій. Підключення нового типу ресурсу до платформи не потребує змін у вже існуючих сервісах.

Перспективою подальшого розвитку є розробка методів виявлення аномалій електроспоживання з урахуванням режиму роботи підрозділів університету – складу активного обладнання, кількості присутніх осіб та сезонного навантаження. Окремим напрямом є вдосконалення підсистеми газоспоживання через розширення моделі прогнозування очікуваного рівня споживання з урахуванням зовнішньої температури та режиму опалення, що підвищує точність виявлення аномалій у цій підсистемі. Перспективним також є дослідження взаємозв'язку між ресурсами – зокрема впливу зміни споживання одного ресурсу на характер споживання іншого, що може бути додатковою ознакою для виявлення аномалій та підвищення достовірності класифікації нештатних ситуацій у межах єдиної платформи.

### References

1. Siemens SIMATIC Energy Manager. URL: <https://www.siemens.com> (дата звернення: 11.04.2026).
2. Home Assistant Open Source Home Automation. URL: <https://www.home-assistant.io> (дата звернення: 11.04.2026).
3. Loxone Smart Home and Building Automation. URL: <https://www.loxone.com> (дата звернення: 11.04.2026).
4. Andrić I., Vrsalović A., Perković T., Čuvić M. A., Šolić P. IoT approach towards smart water usage. Journal of Cleaner Production. 2022. Vol. 367. P. 133065. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.133065>.

5. Chagnon-Lessard N. та ін. Smart Campuses: Extensive Review of the Last Decade of Research and Current Challenges. IEEE Access. 2021. Vol. 9. P. 124200–124234. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3109516.
6. Sutjarittham T., Habibi Gharakheili H., Kanhere S., Sivaraman V. Realizing a Smart University Campus: Vision, Architecture, and Implementation. 2018. P. 1–6. DOI: 10.1109/ANTS.2018.8710084.
7. Hildén A. та ін. A data collection and supplementary control platform of a modern building for smart energy applications. Sustainable Energy, Grids and Networks. 2022. Vol. 32. P. 100928. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.segan.2022.100928>.
8. Slaný V. та ін. An Integrated IoT Architecture for Smart Metering Using Next Generation Sensor for Water Management Based on LoRaWAN Technology: A Pilot Study. Sensors. 2020. Vol. 20, No. 17. DOI: 10.3390/s20174712.
9. Symos E. та ін. An Intelligent Modular Water Monitoring IoT System for Real-Time Quantitative and Qualitative Measurements. Sustainability. 2023. Vol. 15, No. 3. DOI: 10.3390/su15032127.
10. Geetha S., Gouthami S. Internet of things enabled real time water quality monitoring system. Smart Water. 2017. Vol. 2. P. 1. DOI: 10.1186/s40713-017-0005-y.
11. Islam M., Sarker S., Mazumder M., Ranim M. An IoT based Real-time Low Cost Smart Energy Meter Monitoring System using Android Application. 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2001.10350.
12. Щербак Л.М., Марценко С. В. Задачі і система моніторингу електроспоживання підприємства. Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. 2007. № 1. С. 37–41.
13. Мулик Н.В., Марценко С. В. Основні положення методики прогнозу електроспоживання навчального закладу. Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. 2008. № 2. С. 168–173.
14. Марценко С. В. Структура та інформаційна параметризація бази даних електроспоживання навчального закладу. Вісник Тернопільського державного технічного університету. 2008. № 4. С. 177–182.
15. Panek W., Włodek T. Natural Gas Consumption Forecasting Based on the Variability of External Meteorological Factors Using Machine Learning Algorithms. Energies. 2022. Vol. 15, No. 1. DOI: 10.3390/en15010348.
16. Arslan K., Akpınar M., Adak M. F. The detection of unaccounted natural gas consumption: A neural networks and subscriber-based solution. Engineering Science and Technology, an International Journal. 2024. Vol. 52. P. 101669. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2024.101669>.
17. Lee S. та ін. Smart Metering System Capable of Anomaly Detection by Bi-directional LSTM Autoencoder. 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2112.03275.
18. Boudhaouia A., Wira P. A Real-Time Data Analysis Platform for Short-Term Water Consumption Forecasting with Machine Learning. Forecasting. 2021. Vol. 3, No. 4. P. 682–694. DOI: 10.3390/forecast3040042.
19. Wang R., Zhao X., Qiu H., Cheng X., Liu X. Uncovering urban water consumption patterns through time series clustering and entropy analysis. Water Research. 2024. Vol. 262. P. 122085. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.watres.2024.122085>.
20. Klots Y., Titova V., Petliak N., Tymoshchuk D., Zagorodna N. Intelligent data monitoring anomaly detection system based on statistical and machine learning approaches. CEUR Workshop Proceedings. Lviv, 2025. Vol. 4042. P. 80–89. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4042/paper6.pdf>.
21. Martins P., Lopes S. I., Rosado da Cruz A. M., Curado A. Towards a Smart and Sustainable Campus An Application-Oriented Architecture to Streamline Digitization and Strengthen Sustainability in Academia. Sustainability. 2021. Vol. 13, No. 6. DOI: 10.3390/su13063189.
22. Karnaukhov O., Duda O., Martsenko S., Yatsyshyn V. Cyber-physical systems at Digital University. CEUR Workshop Proceedings, ITTAP. Ternopil, 2023. P. 306–314. ISSN 1613-0073.
23. Марценко С., Карнаухов О. Архітектура інформаційно-технологічної платформи «Цифровий університет». Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво. 2025. № 57. С. 101–110. DOI: 10.36910/6775-2524-0560-2024-57-12.
24. Li M. та ін. TrOCR: Transformer-Based Optical Character Recognition with Pre-trained Models. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2023. Vol. 37, No. 11. P. 13094–13102. DOI: 10.1609/aaai.v37i11.26538.