

УДК 004.8:681.5:620.9
DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.4.5>

Владислав ГОЛЕЦЬ

аспірант, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», vladislav.holets@gmail.com
ORCID: 0009-0003-8532-621X

Ганна САРИБОГА

старший викладач, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», sarigana-eds@iitl.kpi.ua
ORCID: 0000-0003-0805-7899

ПРОГРАМНИЙ КОМПЛЕКС ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ ТА МОНІТОРИНГУ СТАНУ ВИРОБНИЧОГО ОБЛАДНАННЯ НА ОСНОВІ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Анотація. У статті представлено програмне рішення, яке забезпечує прогнозування енергоспоживання та моніторинг технічного стану виробничого обладнання в режимі реального часу. На відміну від традиційних систем, які використовують усереднені статистичні дані, запропоноване рішення інтегрує методи машинного навчання з аналізом телеметричної інформації, що дозволяє отримувати більш точні прогнози, оперативно виявляти відхилення в роботі обладнання та вчасно реагувати на них.

Мета дослідження полягає у створенні інтелектуального рішення для моніторингу аналізу та прогнозу технічного стану виробничого обладнання для ефективного розподілу енергоресурсів та уникнення матеріальних збитків підприємства.

Методологія. Для аналізу даних у роботі використано часові ряди енергоспоживання та телеметрії виробничого обладнання (температура, вібрація, навантаження). Дані проходять попередню обробку (фільтрація шумів, нормалізація, агрегація) та подаються на алгоритм градієнтного бустингу LightGBM, що забезпечує точне прогнозування у реальному часі. Архітектура системи побудована за мікросервісним підходом із застосуванням Docker-контейнерів, MongoDB для збереження даних та Flask Dashboard для візуалізації результатів. Така структура дозволяє масштабувати систему, адаптуючи її під різні виробничі умови.

Наукова новизна полягає у визначенні впровадженні багатокomпонентної інтелектуальної системи, що одночасно виконує функції моніторингу, прогнозування та управління енергоспоживанням на основі алгоритмів машинного навчання та сучасних технологій обробки телеметрії.

Висновки. Розроблена система демонструє потенціал для зменшення витрат на електроенергію, підвищення рівня автоматизації управління ресурсами та зростання ефективності виробничих процесів. Подальші дослідження передбачають інтеграцію методів само навігачання моделі, розширення набору телеметричних параметрів та повну інтеграцію з платформами енергетичного ринку для автоматизованої торгівлі надлишковою енергією.

Ключові слова: машинне навчання, енергоспоживання, виробниче обладнання, прогнозування, телеметрія, програмне забезпечення.

Vladyslav HOLETS, Hanna SARYBOHA. INTELLIGENT SYSTEM FOR ENERGY CONSUMPTION FORECASTING BASED ON MONITORING OF INDUSTRIAL EQUIPMENT USING ML ALGORITHMS

Abstract. The article presents a software solution that enables real-time energy consumption forecasting and monitoring of the technical condition of industrial equipment. Unlike traditional systems that rely on averaged statistical data, the proposed approach integrates machine learning methods with telemetry analysis, allowing for more accurate predictions, timely detection of equipment deviations, and prompt response to anomalies.

The purpose of the study is to develop an intelligent integrated solution that combines analysis of the technical state of industrial equipment with energy consumption forecasting based on collected telemetry. This approach ensures improved energy efficiency and reduces the financial losses of enterprises.

Methodology. The study relies on time series of energy consumption and telemetry parameters of industrial equipment (temperature, vibration, workload). The data undergo preprocessing (noise filtering, normalization, aggregation) and are then processed by the LightGBM gradient boosting algorithm, which ensures accurate real-time forecasting. The system architecture is implemented using a microservice approach with Docker containers, MongoDB for data storage, and a Flask-based dashboard for visualization. Such an architecture allows for flexible scaling and adaptation of the system to various industrial conditions.

Scientific novelty. The research introduces a multi-component intelligent system that simultaneously performs monitoring, forecasting, and energy management functions based on machine learning algorithms and modern telemetry data processing technologies. Unlike existing solutions, the proposed system integrates predictive models with real-time equipment condition monitoring, enabling anomaly detection and automated analytical reporting.

Conclusions. The developed system demonstrates the potential to reduce electricity costs, increase the level of automation in resource management, and improve the efficiency of industrial processes. Future work involves implementing self-learning mechanisms, expanding the set of telemetry parameters, and achieving full integration with energy market platforms to enable automated surplus energy trading.

Key words: machine learning, energy consumption, industrial equipment, forecasting, telemetry, software.

© В. Голец, Г. Сарибоба, 2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0

Вступ. Підходи до планування споживання електроенергії, що використовуються на даний момент, часто мають усереднені значення, неактуальну інформацію та часто здійснюються вручну навіть у промислових масштабах [1]. Відповідно, результати таких прогнозів будуть не зовсім коректними і не відповідатимуть реальним витратам електроенергії, оскільки вони не враховують зміни поведінки персоналу або стан обладнання.

У результаті, стає очевидним, що без сучасних систем планування ефективно керувати енергоспоживанням уже неможливо [2]. Нові рішення мають враховувати технічні характеристики та стан обладнання, динамічно та миттєво реагувати на виявленні збої чи відхилення, гнучко підходити до планування енерговитрат, запобігати перевантаженням, уникати зайвих витрат і оптимізувати використання енергоресурсів без втручання людини [2].

Постановка проблеми. Традиційні підходи до прогнозування енергоспоживання не враховують оперативну інформацію про стан обладнання та зміни в режимах його роботи. Відсутність гнучкості та автоматизації створює ризики перевантажень і нераціонального використання енергетичних ресурсів, що особливо критично в умовах промислових підприємств [10]. Моніторинг виробничого обладнання має важливе значення з точки зору ефективного розподілу енергетичних ресурсів. У разі виходу з ладу окремих одиниць виробничого обладнання або простою частини виробництва, виникає ризик формування надлишку обсягу невикористаної електроенергії [12]. Така ситуація вимагає постійної перевірки стану виробничого обладнання задля оперативного реагування. Такі заходи мають бути системними. Завдяки збут енергетичних ресурсів шляхом продажу на внутрішній енергетичному аукціоні іншим підприємствам на платформах енергетичного обміну.

Таким чином, система моніторингу повинна оперативно виявляти потенційні відмови обладнання та інформувати про обсяг використаної енергії для запобігання фінансових втрат [8].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Результати останніх публікацій підтверджують актуальність задачі поєднання прогнозування енергоспоживання з аналізом технічного стану обладнання. Зокрема, у роботах [1] і [2] описано участь промислових підприємств у програмах енергетичного ринку шляхом продажу надлишкової потужності, яка вивільняється у результаті оптимізації чи простоїв [13]. У [3] розглянуто алгоритмічні моделі оцінки готовності до участі в таких програмах у реальному часі. На практиці, такі функції реалізовані у промислових рішеннях типу AutoGrid Flex, EnergyHub, Siemens DEOP та інших DRMS (Demand Response Management System), що дозволяють здійснювати торги надлишками енергії. Проте ці системи зазвичай не мають глибокої прив'язки до технічних параметрів конкретного обладнання – вони спираються на агреговану статистику енергоспоживання або сторонні EMS-платформи, не виявляючи причин змін у навантаженні. Зокрема Siemens EnergyIP, Schneider EcoStruxure, ETAP iEnergy – орієнтовані переважно на енергосистеми середнього та високого рівня. Вони ефективні для моніторингу великих об'єктів, проте мають високий поріг входу, потребують складного налаштування та часто не підходять для малих або середніх підприємств, які працюють з верстатним обладнанням [14, 15]. Тобто, в результаті аналізу аналогічних програмних систем можна говорити про їх важливий недолік – це відсутність глибокої інтеграції між програмним забезпеченням та моніторингом реальних параметрів виробничого обладнання для подальшого прогнозування енергоспоживання. Таким чином, було прийнято рішення розробити інноваційне програмне забезпечення, яке об'єднує в собі: прогнозування енергоспоживання з урахуванням поточного технічного стану виробничих систем, моніторинг показників працездатності (вібрація, температура, навантаження тощо), автоматичне виявлення простоїв або перевищень ресурсних меж, формування аналітичної звітності для прийняття рішень щодо перенаправлення чи реалізації надлишкової енергії.

Метою дослідження є створення програмного комплексу моніторингу і прогнозування технічного стану обладнання в реальному часі та визначення енергетичних та матеріальних витрат підприємства.

Опис рішення. Запропонований програмний комплекс прогнозування (ПКП), який має модульну архітектуру та включає інтерфейс візуалізації, модуль обробки даних, алгоритм машинного навчання-прогнозу модель LightGBM, а також база даних телеметричних параметрів (рис. 1).

Моніторинг в ПКП – це автоматизований збір та аналіз телеметричних даних, а саме технічних параметрів виробничого обладнання [4]. Ці дані збираються у базу даних для обробки великих даних, MongoDB у вигляді часових записів, що згодом використовуються для побудови прогнозу. Модель для прогнозування має враховувати також календарні чинники, а саме день тижня, вихідні та святкові дні. Рішення орієнтоване на мікросервісну архітектуру, що дозволяє легко масштабувати систему під різні масштаби виробництва – від малого підприємства з 3–5 верстатами до великого виробничого комплексу з десятками технологічних ліній [5–7].

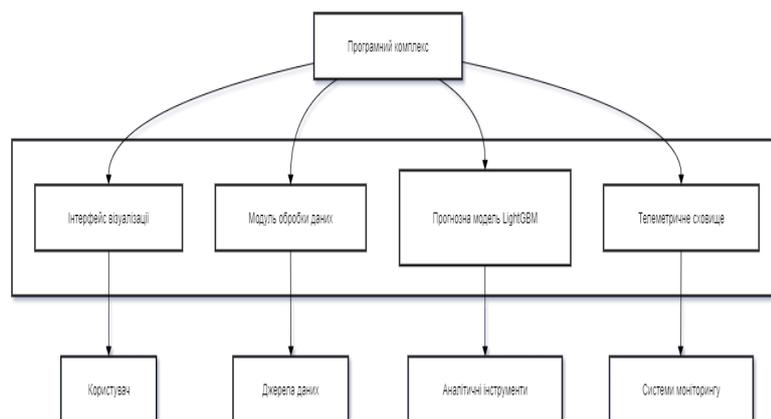
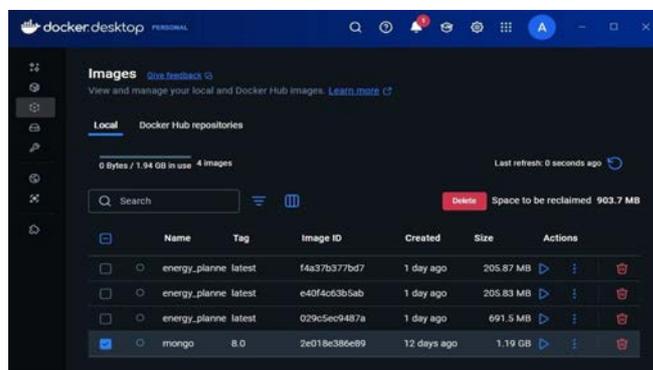


Рис. 1. Архітектура програмного комплексу прогнозування (ПКП)

ПКП складається з кількох ключових компонентів, які працюють у взаємодії для моніторингу [10] та прогнозування енергоспоживання промислового обладнання [11]. Веб-інтерфейс (Flask Dashboard) надає операторам зручний спосіб візуалізації даних у реальному часі. Наприклад, майстер верстатного цеху може відстежувати очікуване енергоспоживання на поточну зміну, а система автоматично попередить про аномалії в роботі машин [12], що дозволяє оперативно реагувати на потенційні проблеми. Оркестратор (Orchestrator) виступає центральним ланцюгом системи, забезпечуючи узгоджену взаємодію між інтерфейсом користувача, прогнозуючою моделлю та базою даних [9]. Він керує потоками інформації, спрямовуючи запити та відповіді між компонентами. Модуль прогнозу побудовано на основі алгоритму машинного навчання LightGBM для аналізу поточних даних в реальному часі та збереження історичних даних телеметрії в базу даних [4]. База даних (MongoDB) зберігає необхідні дані – від історичних показників до поточних параметрів роботи обладнання. Для запуску всіх цих компонентів було створено конфігураційний файл `docker-compose.yml`, який дозволяє запускати всю систему однією командою.



Структура ПКП побудована таким чином, щоб кожен компонент мав власну директорію з окремим Dockerfile (рис. 2), файлами залежностей (`requirements.txt`) та основними модулями логіки. Для забезпечення стабільності та простоти розгортання всі компоненти системи інкапсульовані в Docker-контейнерах. Такий підхід дозволяє легко масштабувати рішення, адаптуючи його до роботи з великою кількістю промислових машин – наприклад, у цехах з фрезерними верстатами, пресами чи іншим енергоємним обладнанням. Використання `docker-compose` значно спрощує управління інфраструктурою, особливо при розширенні парку підключених пристроїв. Прогнозування енергоспоживання базується на телеметричних даних, отриманих безпосередньо з обладнання. На виробництві це можуть бути дані з контролерів ЧПУ станків, вібраційних сенсорів, температурних датчиків або систем живлення. Основні параметри для моніторингу залежать від параметрів виробничого обладнання [4, 10].

У якості прикладу розглянемо декілька одиниць обладнання, які використовуються на виробництві (табл. 1) та порівняємо денне споживання енергії з урахуванням стану обладнання та без.

Таблиця 1

Параметри реальних виробничих станків та печей

Обладнання	Компоненти	Потужність, кВт
Станок 1	2 шпинделі (з інверторами), крокові двигуни, компресор	8,4
Пічка 1	2 ТЕНи, 2 мотори	27,0
Пічка 2	1 ТЕН, 1 мотор	16,5
Лазер	Волоконна голова, чіллер	2,6

Таким чином, загальна пікова потужність обладнання сягає приблизно 54,5 кВт.

Витрати на енергію визначаються як добуток середньої потужності на тариф і час:

$$C_{\text{без}} = P_{\text{ном}} \cdot t \cdot T, \quad (1)$$

де:

$P_{\text{ном}}$ – номінальна потужність обладнання (кВт),

t – час роботи (год),

T – тариф (грн/кВт·год).

Для нашого випадку $P=54,5$ кВт, протягом робочого дня $t=8$ год/день, та за тарифом $T= 5$ грн/кВт·год, отримаємо вартість електроенергії:

$$C_{\text{без}} = 54,5 \cdot 8 \cdot 5 = 2180 \text{ грн / день},$$

З урахуванням прогнозу (наприклад, 15% зниження через простій):

$$C_3 = (P_{\text{ном}} - \Delta P) \cdot t \cdot T, \quad (2)$$

де ΔP – знижене навантаження через прогнозовані простой (наприклад, 7.5 кВт),

В такому разі вартість становитиме:

$$C_3 = (54,5 - 7,5) \cdot 8 \cdot 5 = 1853 \text{ грн/день}$$

Економія 327 грн на день -і це лише для 3-х станків

Порівняємо денне споживання з урахуванням стану обладнання та без. На графіку (рис. 3) видно різницю в даних щодо спожитої енергії. Синя лінія – номінальне споживання (без прогнозу), помаранчева – прогнозоване (з урахуванням простоїв і дефектів).



Рис. 3. Порівняльні графіки прогнозування електроспоживання

Отже, як ми бачимо, використання ПКП надасть економії енергоресурсів і як наслідок енерговитрат на 10–20% в початковому наближенні. У модулі прогнозування використовується модель LightGBM – легка, швидка та точна реалізація градієнтного бустингу. Модель навчається на основі попередньо підготовлених ознак, серед яких:

- hour – година доби,
- is_dayoff – ознака вихідного дня,
- avg_vibration, avg_temp – агреговані значення телеметрії,
- power_on_duration – тривалість безперервної роботи обладнання.

Користувач починає роботу з інтерфейсу, відкриваючи вебсторінку за адресою <http://127.0.0.1:5000/dashboard>.

Саме тут починається ланцюг подій: веб інтерфейс, створений за допомогою фреймворку Flask, ініціює запит до нашого програмного комплексу для отримання прогнозу енергоспоживання (рис. 4). Цей запит передається до оркестратора, спеціального модуля, який виконує роль «посередника» між інтерфейсом та модулем машинного навчання. Його завдання – не обробляти дані, а направляти запит туди, де його можуть правильно обробити.

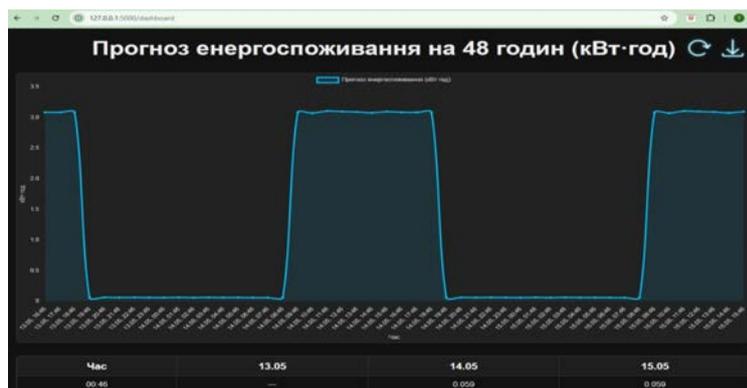


Рис. 4. Інтерфейс системи

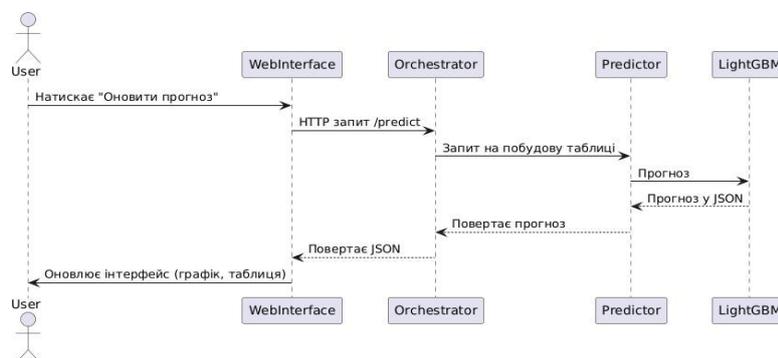


Рис. 5. Діаграма послідовності оновлення прогнозу енергоспоживання

Програма дозволяє не лише передбачати споживання, а й аналізувати потенційну готовність обладнання до роботи [8]. У разі збоїв або зупинок, програма автоматично формує звіт про нереалізоване енергоспоживання [9]. Наприклад, при виході з ладу фрезерного верстата на одну зміну, визначається, що плановий обсяг споживання зменшиться на 25 кВт·год [12]. Цей надлишок можна реалізувати через внутрішню енергетичну біржу підприємства.

Висновки. Запропонована система демонструє потенціал до зниження витрат, оптимізації споживання та підвищення гнучкості енергетичного менеджменту підприємств. Подальші дослідження передбачають впровадження механізмів самообучення та інтеграцію з платформами енергетичного ринку.

Список використаних джерел:

1. Angamuthu M. Smart manufacturing: AI and cloud data engineering for predictive maintenance. *European Journal of Computer Science and Information Technology*. 2025. Vol. 13. P. 100–119. DOI: 10.37745/ejsit.2013/vol13n25100119.
2. Avazov K., Sevinov J., Temerbekova B., Bekimbetova G., Mamanazarov U., Abdusalomov A., Cho Y. Hybrid cloud-based information and control system using LSTM-DNN neural networks for optimization of metallurgical production. *Processes*. 2025. Vol. 13. Art. 2237. DOI: 10.3390/pr13072237.
3. Bashir F., Khan F. Analysis of job failure prediction in a cloud environment by applying machine learning techniques. *International Journal of Innovations in Science and Technology*. 2022. Vol. 4. P. 184–192. DOI: 10.33411/IJIST/2022040407.
4. Hrudzinskiy J. Технології сучасних кібер-фізичних систем. Київ: НТУУ «КПІ ім. Ігоря Сікорського», 2020.
5. Jassas M., Mahmoud Q. Analysis of job failure and prediction model for cloud computing using machine learning. *Sensors*. 2022. Vol. 22. Art. 2035. DOI: 10.3390/s22052035.
6. Kumari P., Dubey V., Jain M., Mishra G. Machine learning-based model for predicting failure of physical machines in cloud computing. *Communications in Computer and Information Science*. 2023. DOI: 10.1007/978-981-99-4795-9_39.
7. Leroux S., Simoens P. Hybrid edge-cloud models for bearing failure detection in a fleet of machines. *Electronics*. 2024. Vol. 13. Art. 5034. DOI: 10.3390/electronics13245034.
8. Matov O. Туманні обчислення та їхнє математичне моделювання. *Інститут проблем реєстрації інформації НАН України*. 2021. DOI: 10.35681/1560-9189.2021.23.3.244787.
9. Mousavi S. Machine learning applications for predictive energy analytics. *Journal of Industrial Engineering*. 2023.
10. Real-time demand response algorithms [Electronic resource]. *IEEE Xplore*, 2021. URL: <https://ieeexplore.ieee.org> (accessed: 24.12.2025).

11. Shaikh M. Benchmarking and goal-driven approach for developers for Industry 4.0 applications. *Scientific and Social Research*. 2025. Vol. 7. P. 22–30. DOI: 10.26689/ssr.v7i5.10220.
12. Ullah A. A case study on improving sustainable strategies and performance through implementation of digital transformation and ESG in Schneider Electric. 2025. DOI: 10.13140/RG.2.2.31086.52803.
13. Wang H. et al. Architectural design alternatives based on Cloud/Edge/Fog computing for connected vehicles. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2020. Vol. 22, No. 4.
14. Zhang X., Li Y. Smart energy forecasting in industrial systems // *Energy Reports*. 2022.
15. Електронний навчальний архів КПІ ім. Ігоря Сікорського. URL: <https://ela.kpi.ua/items/f88f6059-411b-43d8-84ae-799a3d87e2ba> (accessed: 24.12.2025).

Дата надходження статті: 15.11.2025

Дата прийняття статті: 10.12.2025

Опубліковано: 30.12.2025