

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Міністерство освіти і науки України

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ГОЛЕЦЬ ВЛАДИСЛАВ ОЛЕКСАНДРОВИЧ

УДК 004.67

ДИСЕРТАЦІЯ
МЕТОДИ ТА ПРОГРАМНІ ЗАСОБИ ГРАНИЧНОЇ АНАЛІТИКИ СТАНУ
ОБЛАДНАННЯ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ ПЛАНУВАННЯ
ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ

121 – Інженерія програмного забезпечення

12 – Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

_____ Владислав ГОЛЕЦЬ

Науковий керівник: Коваль Олександр Васильович, доктор технічних наук,
професор

Київ – 2026

АНОТАЦІЯ

Голець В.О. Методи та програмні засоби граничної аналітики стану обладнання для підвищення точності планування енергоспоживання. Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 121 «Інженерія програмного забезпечення». – Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, 2026.

Дисертацію присвячено розробленню методів і програмних засобів підвищення точності планування енергоспоживання підприємств учасників енергетичного ринку на основі семантичного моделювання роботи обладнання технологічних ліній.

Сучасний стан світової та вітчизняної енергетики характеризується стрімким переходом до відкритих ринків електричної енергії, де точність короткострокового планування споживання стає вагомим елементом бізнес-стратегії для промислових підприємств. В умовах функціонування ринку «на добу наперед» та балансуючого ринку, будь-які вагомі відхилення фактичного споживання від заявлених графіків призводять до значних фінансових штрафів. Для великих промислових споживачів проблема ускладнюється стохастичною природою виробничих процесів та динамічним зношенням технічного стану обладнання, що безпосередньо впливає на його енергоефективність.

Традиційні підходи до енергетичного менеджменту та планування, зокрема, статистичні методи ARIMA або нормативні методи на основі паспортних даних демонструють низьку точність у реальних умовах експлуатації. Це зумовлено наявністю інформаційного розриву між фізичним рівнем збору даних з сенсорів обладнання та рівнем комерційного планування підприємства. Сучасні програмні рішення часто ігнорують ступінь зносу обладнання, розглядаючи його як стаціонарний об'єкт із незмінними характеристиками, що в умовах прогресуючого зношення вузлів веде до похибок прогнозування (MAPE), які можуть перевищувати 40%.

Розвиток кіберфізичних систем та індустріального інтернету речей відкриває нові можливості для подолання цієї проблеми, проте існуючі централізовані хмарні архітектури стикаються із обмеженнями щодо пропускної здатності каналів зв'язку, затримок у передачі великих масивів даних та ризиків втрати детермінованості часу реакції. Це обумовлює необхідність переходу до парадигми граничних обчислень, де первинна аналітика та семантична обробка даних відбуваються безпосередньо у місці їх виникнення.

Актуальність дослідження полягає у необхідності створення нових архітектурних шаблонів, математичних моделей та методів децентралізованої обробки інформації, які б дозволили автоматизовано трансформувати необроблені дані з сенсорів обладнання у формалізовані семантичні стани та параметри працездатності. Розробка програмних засобів, здатних превентивно коригувати енергетичні плани на основі аналітики стану активів та топології матеріальних потоків, є критично важливою для мінімізації енергетичних небалансів та забезпечення цифрової трансформації промислового сектору.

Фундамент для вирішення завдань інтелектуального керування енергоспоживанням, предиктивної діагностики та розробки архітектури промислових кіберфізичних систем було закладено у працях багатьох провідних вітчизняних та зарубіжних науковців. Зокрема, значний внесок у розвиток методів математичного моделювання енергетичних процесів, інженерії знань, теорії графів та розподілених обчислень зробили Коцар О., Раско. І., Додонов О., Новосельцев О.В., Каплін М.І., Маляренко О.Є. Денисюк С.П., Баженов В.А., Kummari D., Laayati O., Bouzi M., Chebak A, Basmadjian R., Porter V., Oke P., Jiang Tao, Cao Yang, Yu Liang, та Wang Zhiqiang. Незважаючи на ґрунтовні теоретичні та практичні здобутки цих дослідників, які створили надійну алгоритмічну та методологічну базу для інтеграції інформаційних технологій у промисловий сектор, специфіка застосування парадигми граничних обчислень безпосередньо для цілей комерційного енергоменеджменту залишається недостатньо розкритою.

Насамперед, спостерігається протиріччя між тим, що мінімізація фінансових витрат потребує високої точності прогнозів, та тим, що існуючі методи

енергоменеджменту базуються переважно на статичних моделях і не враховують динамічні зміни технічного стану обладнання. По-друге, виникає архітектурне протиріччя: хоча централізовані хмарні архітектури здатні до обробки великих масивів даних з сенсорів, обмежена пропускна здатність каналів створює неприпустимі затримки в умовах оперативного керування споживанням. По-третє, комплексне врахування різномірних факторів від бізнес-плану до фізичного стану обладнання дозволяє точно визначати план енергоспоживання, проте наразі відсутні методи та програмне забезпечення для розподілу таких обчислювальних задач. Зрештою, наявне «безпекове» протиріччя, яке полягає в тому, що пропоновані хмарні сервіси мають низьку вартість для споживача, проте ставлять під ризик конфіденційність та суверенітет над даними про бізнес-процеси, структуру підприємства та стан обладнання.

Наявність наведених нерозв'язаних протиріч зумовила необхідність і доцільність проведення даного дослідження, що об'єктивно призвело до постановки наукового завдання дисертаційної роботи, яке полягає у підвищенні точності планування енергоспоживання промислових підприємств шляхом розробки методів та програмних засобів семантичної обробки телеметричних даних про технічний стан обладнання на базі архітектури граничних обчислень.

Об'єктом дослідження є процеси аналізу вимог, розробки та впровадження програмного забезпечення оперативного керування та планування енергоспоживання промислових підприємств.

Предметом дослідження є методи, моделі та програмні засоби розподілу обчислень в системах граничної аналітики для прогнозування енергоспоживання суттєвих споживачів.

Метою дослідження є підвищення точності планування енергоспоживання промислових підприємств за рахунок розробки методів та програмних засобів обчислення та аналізу параметрів працездатності та стану обладнання за допомогою застосування граничних обчислень та семантичного моделювання.

Вперше розроблено метод аналізу працездатності та стану обладнання, орієнтований на виконання безпосередньо на рівні граничних обчислень за

використанням семантичної моделі роботи обладнання. Його ключовою архітектурною особливістю є децентралізація обчислювального процесу: логіка семантичної фільтрації технологічного шуму та виявлення аномалій перенесена максимально близько до джерел виникнення сенсорних даних. Такий підхід забезпечив визначений час реакції програмного забезпечення на критичні зміни стану активів. На практиці це дозволяє формувати динамічну множину операційних обмежень у режимі реального часу, зменшуючи при цьому навантаження на корпоративні канали зв'язку та централізовані хмарні сервери.

Вперше запропоновано метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання за використанням математичної моделі корекції планування енергоспоживання. Цей метод вирізняється комплексним підходом до моделювання технологічного процесу: він поєднує використання теорії орієнтованих графів для точного опису топології матеріальних потоків підприємства. Завдяки такій інтеграції метод дозволяє програмно прогнозувати каскадні зміни навантаження суміжних ланок виробничої лінії при виникненні обмежень або відмов окремих агрегатів. Це, в свою чергу, на практиці забезпечує формування математично обґрунтованих графіків сумарного електричного навантаження, використання яких дозволяє підприємству мінімізувати фінансові втрати від небалансів на ринку електроенергії за рахунок зменшення похибки планування у порівнянні з статистичними методами з 44,5% до 8,5%.

Вперше розроблено модульну архітектуру системи керування та планування споживання електроенергії, яка базується на трирівневій парадигмі обробки даних: на граничному, туманному та хмарному рівнях обчислень. Деталізовано програмну імплементацію кожного рівня, що дозволило реалізувати розподілену обробку інформації. На рівні граничних обчислень впроваджено модулі семантичного аналізу, які забезпечують фільтрацію потоків сенсорних даних та ідентифікацію станів обладнання в режимі реального часу. Рівень туманних обчислень реалізує алгоритми топологічної корекції планів із використанням орієнтованих графів, що дозволяє враховувати взаємозв'язки між агрегатами та стан буферів накопичення. Хмарний рівень забезпечує інтеграцію підприємства з ринком електричної енергії,

автоматизуючи процес формування комерційних заявок. На практиці це забезпечує високу масштабованість та відмовостійкість рішення, підтвердивши здатність архітектури ефективно функціонувати в умовах динамічної зміни технічного стану промислового обладнання.

Експериментальну перевірку запропонованих рішень виконано на тестових даних шляхом розробки та застосування напівемпіричної імітаційної моделі технологічної лінії. Для забезпечення достовірності обчислювального експерименту ця модель об'єднала реальні масиви даних комерційного енергоспоживання та набір даних з сенсорів під час контрольованого фізичного зносу обладнання на базі публічних наборів даних. Проведені експерименти підтвердили ефективність розробленого методу аналізу на рівні граничних обчислень. Алгоритм методу аналізу працездатності та стану обладнання успішно продемонстрував здатність у режимі реального часу класифікувати поточний експлуатаційний стан агрегатів. Дослідження розробленого методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання в умовах імітації каскадних відмов довело його високу адаптивність: за рахунок врахування топологічних обмежень та місткості буферів середню абсолютну відсоткову похибку (MAPE) прогнозування було знижено до 8,5%, що у порівнянні з класичними статистичними моделями класу SARIMA була на рівні 44,8%.

Крім того, кількісна оцінка фінансової ефективності впровадження розробленого програмно-методичного комплексу, проведена за реальними регламентами асиметричного балансуєчого ринку електроенергії, довела, що система здатна утримувати погодинне енергоспоживання підприємства в межах допустимого відхилення ($\pm 10\%$). Це дозволяє промислового споживачу превентивно реагувати на зношення обладнання і уникати нарахування штрафних санкцій за енергетичні небаланси.

Основні наукові та практичні результати дисертаційної роботи впроваджено у виробничі процеси промислового підприємства. Зокрема, в ході дослідно-промислової експлуатації на підприємстві було успішно інтегровано: семантичну модель роботи обладнання для моніторингу та обчислення параметрів стану

обладнання; метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання за допомогою граничних обчислень; а також спеціалізоване програмне забезпечення планування енергоспоживання на основі розподілених граничних та туманних обчислень, яке автоматично враховує поточний технічний стан активів при формуванні завдань на зміну.

Використання розроблених методів та програмних засобів дозволило досягти підтвердженого техніко-економічного ефекту, а саме вдалось досягти таких результатів.

1. Підвищення точності короткострокового прогнозування електроспоживання на 9-11%, що дозволило підприємству мінімізувати штрафні санкції за небаланси на лібералізованому ринку електроенергії.

2. Зменшення часу непередбачуваного простою технологічного обладнання на 7-10% за рахунок раннього виявлення передаварійних станів агрегатів.

3. Оптимізація загальних графіків навантаження шляхом превентивного зміщення енергоємних виробничих операцій.

У підсумку, дисертаційна робота є завершеним науковим дослідженням, у якому розв'язано актуальне наукове завдання, яке полягає у підвищенні точності планування енергоспоживання промислових підприємств шляхом розробки методів та програмних засобів семантичної обробки телеметричних даних про технічний стан обладнання на базі архітектури граничних обчислень.

Ключові слова: інженерія програмного забезпечення, архітектура програмного забезпечення, граничні обчислення, гранична аналітика, програмне забезпечення керування енергоспоживанням, електроенергетика, інтернет речей, обробка даних, онтологія, мікросервісна архітектура, онтологічна модель, телеметрична інформація. аналіз даних, силові енергетичні установки, розподілена електромережа.

ABSTRACT

Holets V.O. Methods and software tools for edge analytics of equipment condition applied to improve the accuracy of energy consumption planning.

Qualifying scientific work as a manuscript.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 121 Software Engineering. The dissertation was prepared at the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Kyiv, 2026.

The dissertation focuses on developing methods and software tools to improve the accuracy of energy consumption planning for enterprises participating in the energy market, based on the semantic modeling of technological line equipment operation.

The current state of the global and domestic energy sectors is characterized by a rapid transition to open electricity markets, where the accuracy of short-term consumption planning has become a crucial element of business strategy for industrial enterprises. Within the framework of the day-ahead and balancing markets, any significant deviations of actual consumption from declared schedules result in substantial financial penalties. For large industrial consumers, this problem is exacerbated by the stochastic nature of production processes and the dynamic degradation of equipment, which directly impacts its energy efficiency.

Traditional approaches to energy management and planning, specifically statistical methods such as ARIMA or normative methods based on nameplate data, demonstrate low accuracy under real operating conditions. This stems from an information gap between the physical layer of data collection from equipment sensors and the commercial planning level of the enterprise. Current software solutions frequently overlook equipment wear, treating it as a stationary asset with immutable characteristics. Consequently, progressive component degradation leads to forecasting errors (MAPE) that can exceed 40%.

The advancement of cyber-physical systems and the Industrial Internet of Things (IIoT) provides new opportunities to address this issue. Nevertheless, current centralized cloud architectures face limitations regarding bandwidth, latency in transmitting massive datasets, and the risk of losing response time determinism. This necessitates a shift toward

the edge computing paradigm, where primary analytics and semantic data processing are executed directly at the data source.

The relevance of the research lies in the necessity to create new architectural patterns, mathematical models, and decentralized information processing methods that would facilitate the automated transformation of raw equipment sensor data into formalized semantic states and performance parameters. Developing software tools capable of preemptively adjusting energy plans based on asset condition analytics and material flow topology is critical for minimizing energy imbalances and ensuring the digital transformation of the industrial sector.

The foundation for solving the tasks of intelligent energy consumption management, predictive diagnostics, and the development of industrial cyber-physical system architectures was laid in the works of many leading domestic and foreign scientists. Specifically, significant contributions to the development of mathematical modeling of energy processes, knowledge engineering, graph theory, and distributed computing were made by O. Kotsar, I. Rasko, O. Dodonov, V. Senchenko, O.V. Novoseltsev, M.I. Kaplin, O.Ye. Maliarenko, S.P. Denysiuk, V.A. Bazhenov, D. Kummari, O. Laayati, M. Bouzi, A. Chebak, R. Basmadjian, V. Porter, P. Oke, Tao Jiang, Yang Cao, Liang Yu, and Zhiqiang Wang. Despite the substantial theoretical and practical achievements of these researchers, who have established a reliable algorithmic and methodological basis for integrating information technologies into the industrial sector, the specifics of applying the edge computing paradigm directly for commercial energy management purposes remain insufficiently explored.

First, there is a contradiction between the fact that minimizing financial costs requires high-accuracy forecasts, and the reality that current energy management methods rely primarily on static models, failing to account for dynamic changes in the technical condition of equipment. Second, an architectural contradiction arises: although centralized cloud architectures can process massive volumes of sensor data, the limited bandwidth of communication channels creates unacceptable delays in the context of operational consumption management. Third, comprehensively considering heterogeneous factors—from the business plan to the physical state of the equipment—

makes it possible to precisely determine the energy consumption plan; however, methods and software for distributing such computational tasks are currently lacking. Finally, there is a "security" contradiction, which lies in the fact that while the proposed cloud services offer low costs for consumers, they compromise confidentiality and data sovereignty regarding business processes, enterprise structure, and equipment status.

The existence of these unresolved contradictions has necessitated and justified this research, objectively leading to the formulation of the dissertation's scientific objective: to improve the accuracy of energy consumption planning for industrial enterprises by developing methods and software tools for the semantic processing of telemetry data regarding equipment condition, based on an edge computing architecture.

The object of the research encompasses the processes of requirements analysis, development, and implementation of software for the operational management and energy consumption planning of industrial enterprises.

The subject of the research includes the methods, models, and software tools for distributing computations within edge analytics systems to forecast the energy consumption of major consumers.

The aim of the research is to enhance the accuracy of energy consumption planning for industrial enterprises by developing methods and software tools to compute and analyze equipment operability and state parameters, utilizing edge computing and semantic modeling.

A novel method for analyzing equipment operability and condition has been developed, designed to be executed directly at the edge computing tier using a semantic model of equipment operation. Its key architectural feature is the decentralization of the computational process: the logic for semantic filtering of technological noise and anomaly detection is relocated as close as possible to the sources of sensor data generation. This approach has ensured a deterministic software response time to critical asset state changes. In practice, this facilitates the real-time formation of a dynamic set of operational constraints, thereby reducing the load on corporate communication channels and centralized cloud servers.

A novel method to enhance the accuracy of calculating energy consumption plan corrections has been proposed, employing a mathematical model for energy consumption planning correction. This method is distinguished by a comprehensive approach to modeling the technological process: it integrates the use of directed graph theory to accurately describe the topology of the enterprise's material flows. Thanks to this integration, the method makes it possible to programmatically forecast cascading load changes in adjacent segments of the production line when constraints or failures occur in individual units. Consequently, in practice, this ensures the generation of mathematically sound aggregate electrical load profiles. Utilizing these profiles empowers the enterprise to minimize financial losses caused by imbalances in the electricity market by reducing the planning error from 44.5% to 8.5% compared to statistical methods.

For the first time, modular architecture for an electricity consumption management and planning system has been developed, based on a three-tier data processing paradigm: at the edge, fog, and cloud computing levels. The software implementation of each tier has been detailed, which facilitated the realization of distributed information processing. At the edge computing tier, semantic analysis modules have been implemented to ensure the filtering of sensor data streams and the identification of equipment states in real time. The fog computing tier executes algorithms for topological plan correction using directed graphs, providing the capability to account for interconnections between units and the status of accumulation buffers. The cloud tier ensures the enterprise's integration with the electricity market, automating the process of generating commercial bids. In practice, this delivers high scalability and fault tolerance for the solution, validating the architecture's ability to function effectively under dynamically changing technical conditions of industrial equipment.

The experimental verification of the proposed solutions was conducted on test data through the development and application of a semi-empirical simulation model of a technological line. To ensure the reliability of the computational experiment, this model integrated real commercial energy consumption datasets and sensor datasets acquired during the controlled physical wear of equipment, based on public datasets. The conducted experiments corroborated the efficacy of the developed analysis method at the

edge computing tier. The algorithm of the equipment operability and condition analysis method successfully demonstrated the capability to classify the current operational state of units in real time. Investigating the developed method for enhancing the accuracy of energy consumption plan correction under simulated cascading failures proved its high adaptability: by incorporating topological constraints and buffer capacities, the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of forecasting was reduced to 8.5%, whereas it stood at 44.8% for classical statistical models of the SARIMA class.

Furthermore, a quantitative assessment of the financial efficiency of implementing the developed software and methodological complex, conducted according to the actual regulations of the asymmetric balancing electricity market, demonstrated that the system is capable of maintaining the enterprise's hourly energy consumption within the permissible deviation margin ($\pm 10\%$). This empowers the industrial consumer to react preemptively to equipment degradation and avoid the imposition of financial penalties for energy imbalances.

The primary scientific and practical results of the dissertation have been implemented into the production processes of an industrial enterprise. Specifically, during the pilot-industrial operation at the enterprise, the following were successfully integrated: a semantic model of equipment operation for monitoring and calculating equipment state parameters; a method for improving the accuracy of calculating energy consumption plan corrections utilizing edge computing; and specialized energy consumption planning software based on distributed edge and fog computing, which automatically accounts for the current technical condition of assets when generating shift assignments.

Utilizing the developed methods and software tools yielded a validated technical and economic effect, specifically achieving the following results:

1. An increase in the accuracy of short-term electricity consumption forecasting by 9-11%, which assisted the enterprise in minimizing financial penalties for imbalances in the liberalized electricity market.
2. A 7-10% reduction in unpredictable downtime of technological equipment through the early detection of pre-emergency states of units.

3. The optimization of overall load profiles by preemptively shifting energy-intensive production operations.

In conclusion, the dissertation is a comprehensive scientific study that resolves a highly relevant scientific problem: improving the accuracy of energy consumption planning for industrial enterprises by developing methods and software tools for the semantic processing of telemetry data regarding equipment condition, based on an edge computing architecture.

Keywords: software engineering, software architecture, edge computing, edge analytics, Energy Management Software, electric power sector, Internet of Things, data processing, ontology, microservice architecture, ontology model, telemetry data, data analysis, power energy devices, distributed electrical grid system.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Статті у фахових виданнях, включених до переліку наукових фахових видань України з присвоєнням категорії «Б» [1-3]:

1. Голець В.О., Сарибоба Г.В. Програмний комплекс для прогнозування енергоспоживання та моніторингу стану виробничого обладнання на основі алгоритмів машинного навчання. Інформаційні технології та суспільство. 2025. 4 (19), С. 33-38.

DOI: [10.32689/maup.it.2025.4.5](https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.4.5)

URL: <https://journals.maup.com.ua/index.php/it/article/view/5343>

Внесок Гольця В.О.: розробка структури програмного комплексу; вибір та імплементація алгоритмів машинного навчання для прогнозування; проведення експериментальних досліджень; розробка модулів моніторингу технічного стану в режимі реального часу; аналіз отриманих результатів.

Внесок Сарибоби Г.В.: методологічне обґрунтування застосування алгоритмів прогнозування в енергетиці; верифікація результатів моделювання; аналіз впливу зовнішніх чинників на точність прогнозів; участь у підготовці та редагуванні тексту публікації.

2. Голець В.О., Коваль О.В. Огляд існуючих методів і програмних інструментів керування та планування енергоспоживання. Реєстрація, зберігання і обробка даних, 2025 2 (27), С. 52-60.

DOI: [10.35681/1560-9189.2025.27.2.345528](https://doi.org/10.35681/1560-9189.2025.27.2.345528)

URL: <https://drsp.ipri.kiev.ua/article/view/345528>

Внесок Гольця В.О.: збір та систематизація даних про методи Demand Side Management, OpenADR та цифрові двійники; проведення порівняльного аналізу переваг та недоліків існуючих програмних інструментів; формування вимог до систем планування енергоспоживання; підготовка графічних матеріалів та тексту статті.

Внесок Ковалю О.В.: визначено наукову постановку дослідження, уточнено критерії порівняння програмних рішень та здійснено редагування статті.

3. Голець В.О., Коваль О.В. Архітектура системи керування та планування енергоспоживання учасників ринку довгострокових договорів. Реєстрація, зберігання і обробка даних, 2025 3 (27), С. 77-88.

DOI: [10.35681/1560-9189.2025.27.3.354594](https://doi.org/10.35681/1560-9189.2025.27.3.354594)

URL: <https://drsp.ipri.kiev.ua/article/view/354594>

Внесок Гольця В.О.: розробка концепції та архітектури програмно-апаратної системи; формалізація зв'язків між компонентами та модулями системи; проектування діаграм послідовностей та протоколів обміну даними; інтеграція методів семантичного моделювання в загальну структуру системи; написання основного тексту рукопису.

Внесок Ковалю О.В.: постановка наукової задачі; верифікація запропонованої архітектури на відповідність вимогам енергоринку; критичний аналіз методології семантичного моделювання; загальне наукове редагування статті.

Публікації у матеріалах наукових конференцій [4-7]:

4. Голець В.О., Коваль О.В. Технічні вимоги до розробки цифрового двійника теплового насосу. Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXI Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ., м. Київ, 23–26 квіт. 2024 р. Т. 2. С. 183-184. SBN 978-966-990-111-8(Заг.).

URL: https://iate.kpi.ua/uploads/p_21_87384420.pdf

Внесок Гольця В.О.: аналіз предметної області, формування переліку апаратних та програмних вимог до функціонування цифрових двійників, розробка концептуальної схеми збору телеметрії.

Внесок Ковалю О.В.: постановка наукової задачі, визначення ключових експлуатаційних обмежень для теплонасосних систем, загальне наукове редагування тез.

5. Омельченко А.О., Голець В.О., Коваль О.В. Програмне забезпечення планування енергоспоживання на основі даних про стан обладнання споживача. Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXII Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ., м. Київ, 23–26 квіт. 2025 р. Т. 2. С. 172-173.

URL: https://iate.kpi.ua/uploads/p_164_79639699.pdf

Внесок Омельченко А.О.: програмна реалізація модулів збору даних та інтерфейсу користувача, проведення експериментального тестування розробленого програмного забезпечення.

Внесок Гольця В.О.: розробка алгоритму врахування параметрів поточного стану обладнання у прогнозуванні енергоспоживання, постановка вимог до архітектури ПЗ.

Внесок Ковалю О.В.: методологічне обґрунтування концепції планування енергоспоживання на основі параметрів стану обладнання, перевірка адекватності отриманих експериментальних результатів.

6. Піховкіна К.В., Голець В.О., Коваль О.В. Програмне забезпечення побудови таксономії предметної області. Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXII Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ., м. Київ, 23–26 квіт. 2025 р. Т. 2. С. 174-176.

URL: https://iate.kpi.ua/uploads/p_164_79639699.pdf

Внесок Піховкіної К.В.: огляд існуючих інструментів онтологічного моделювання, проектування бази даних та безпосередня програмна реалізація модуля побудови таксономії.

Внесок Гольця В.О.: розробка концептуальної класифікації інформаційних ознак (експлуатаційних, сенсорних, інтегральних), формування базових зв'язків між сутностями предметної області для семантичної моделі.

Внесок Ковалю О.В.: визначення наукової задачі щодо необхідності подолання семантичного розриву, наукове редагування тексту.

7. Демський І.С., Голець В.О., Коваль О.В. Програмне забезпечення аналізу стану обладнання за використанням граничних обчислень. Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXII Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ., м. Київ, 23–26 квіт. 2025 р. Т. 2. С. 159-161.

URL: https://iate.kpi.ua/uploads/p_164_79639699.pdf

Внесок Демського І.С.: розробка архітектури локального програмного застосунку, оптимізація програмного коду для роботи в умовах обмежених ресурсів мікроконтролерів, тестування швидкодії.

Внесок Гольця В.О.: розробка математичного та алгоритмічного забезпечення для обчислення інтегральних показників працездатності на граничному рівні обчислень, адаптація моделей до локальної обробки.

Внесок Ковалю О.В.: обґрунтування доцільності переходу від хмарних до граничних обчислень у контексті енергетичної безпеки підприємства, верифікація висновків.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	22
ВСТУП.....	24
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ І ПРОГРАМНИХ ІНСТРУМЕНТІВ КЕРУВАННЯ ТА ПЛАНУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ.....	34
1.1. Дослідження обмежень існуючих методів планування споживання.....	34
1.2. Концепція керування з боку попиту	38
1.2.1. Аналіз підходу цільового керування навантаженням та цінових сигналів енергоринку	41
1.2.2. Аналіз інтелектуальних системи реагування та агрегатори попиту	43
1.2.3. Огляд сервіс-орієнтованих моделей учасників енергоринку	46
1.3. Огляд переваг та недоліків існуючого програмного забезпечення планування енергоспоживання.....	50
1.3.1. Огляд систем диспетчерського керування та систем керування виробництвом	52
1.3.2. Аналіз існуючих комерційних платформ енергоменеджменту та систем керування відгуком на попит	53
1.3.3. Огляд корпоративних інформаційних систем та обґрунтування їх розриву з фізичним рівнем обладнання.....	55
1.4. Обґрунтування необхідності застосування методів граничної аналітики стану обладнання для підвищення точності планування енергоспоживання	58
1.4.1. Огляд процесів концептуальної трансформації обробки даних: від хмарних до граничних обчислень	58
1.4.2. Визначення меж математичного детермінізму та формалізація експертного досвіду в онтологічних моделях.....	60
1.4.3. Вибір і обґрунтування технічних та програмних вимоги до систем граничної аналітики	62

1.4.4. Постановка мети та завдань дослідження	64
Висновки до Розділу 1	65
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ АНАЛІЗУ СТАНУ ОБЛАДНАННЯ НА ГРАНИЧНОМУ РІВНІ ОБЧИСЛЕНЬ ТА ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ ОБЧИСЛЕННЯ КОРЕКЦІЇ ПЛАНУ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ	67
2.1. Постановка задачі планування енергоспоживання.....	68
2.2. Розробка семантичної моделі роботи обладнання.....	70
2.3. Розробка методу аналізу працездатності та стану обладнання за допомогою граничних обчислень	77
2.3.1 Оцінка складності алгоритму методу аналізу працездатності та стану обладнання.....	80
2.4. Розробка математичної моделі корекції планування енергоспоживання	82
2.4.1. Формалізація часового простору та векторів керування	82
2.4.2. Топологічна модель матеріальних потоків та обмежень	84
2.4.3. Модель прогнозування енергоспоживання з урахуванням зношення...	87
2.4.4. Формування цільової функції оптимізації.....	89
2.5. Розробка методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання підприємств-учасників енергоринку.....	91
2.6. Розбір модельного прикладу застосування розроблених теоретичних положень	95
Висновки до Розділу 2	99
РОЗДІЛ 3. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ СЕМАНТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПЛАНУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ.....	101
3.1. Визначення мети, об'єкту та загальної методики проведення експериментального дослідження.....	102

3.1.1. Обґрунтування імітаційної моделі технологічної лінії	104
3.1.3. Формування конфігурацій та сценаріїв тестування	105
3.2. Підготовка вхідних даних	107
3.2.1. Формування експериментального набору даних	109
3.3. Дослідження роботи семантичної моделі оцінки стану обладнання.....	111
3.4. Перевірка алгоритмів оптимізації графіків електричного навантаження та корекції плану	117
3.4.1. Дослідження впливу топологічних обмежень на каскадні зупинки....	118
3.4.2. Робота алгоритму мінімізації цільової функції.....	120
3.5. Порівняння точності прогнозування розробленого методу з моделями класу SARIMA	122
3.6. Аналіз фінансової ефективності та мінімізації штрафних санкцій	125
3.7. Оцінка меж застосовності розроблених методів	127
Висновки до Розділу 3	128
РОЗДІЛ 4. АРХІТЕКТУРА ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ТА ПЛАНУВАННЯ СПОЖИВАННЯ.....	131
4.1. Визначення функціональних та нефункціональних вимог до програмного комплексу.....	131
4.2. Вибір та обґрунтування концепції розподілених обчислень у задачах керування та планування енергоспоживання.....	133
4.3. Проєктування компонентної бази системи керування та планування споживання	134
4.4. Опис потоків даних між елементами архітектури системи керування та планування споживання	136
4.5. Визначення послідовності подій в архітектурі системи керування та планування споживання	138

4.6. Опис складових модулів архітектури системи керування та планування споживання	141
4.6.1 Модуль аналізу стану обладнання.....	141
4.6.2 Модуль обліку та планування технологічної лінії.....	144
4.6.3 Модуль обліку та планування підприємства.....	147
Висновки до Розділу 4	151
ВИСНОВКИ.....	153
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	156
ДОДАТОК А	171
ДОДАТОК Б	173
ДОДАТОК В	186

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

АСКОЕ – автоматизована система комерційного обліку електроенергії

АСО – модуль аналізу стану обладнання

БЗ – база знань

ВДР – внутрішньодобовий ринок

ГЕН – графік електричного навантаження

ЕСКО – енергосервісна компанія

КВПіА – контрольно-вимірювальні прилади і автоматика

ККД – коефіцієнт корисної дії

ОПП – модуль обліку та планування підприємства

ОПТЛ – модуль обліку та планування технологічної лінії

ОСП – оператор системи передачі

ППР – планово-попереджувальний ремонт

РДД – ринок довгострокових договорів

РДН – ринок на добу наперед

РПЧ – ринок резервів підтримки частоти

СКПС – система керування та планування споживання електроенергії

ADR (Automated Demand Response) – автоматизоване реагування на попит

ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) – інтегрована модель авторегресії – ковзного середнього

BMS (Building Management Systems) – системи керування будівлями

CAD/CAE (Computer-Aided Design / Computer-Aided Engineering) – системи автоматизованого проектування та розрахунків

CPP (Critical Peak Pricing) – критичне пікове ціноутворення

DRMS (Demand Response Management Systems) – системи керування відгуком на попит

DSM (Demand Side Management) – концепція керування з боку попиту

EaaS (Energy-as-a-Service) – енергія як послуга (сервіс-орієнтована модель)

EAM (Enterprise Asset Management) – керування активами підприємства

EMS (Energy Management Systems) – системи енергетичного менеджменту

ERP (Enterprise Resource Planning) – системи планування ресурсів підприємства

FR (Functional Requirements) – функціональні вимоги до програмного забезпечення

IIoT (Industrial Internet of Things) – індустріальний інтернет речей

IIoT (Industrial Internet of Things) – промисловий інтернет речей

IT/OT (Information Technology / Operational Technology) – інформаційні та операційні технології

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) – середня абсолютна відсоткова похибка

MES (Manufacturing Execution Systems) – системи керування виробничими процесами

NFR (Non-Functional Requirements) – нефункціональні вимоги до програмного забезпечення

OEE (Overall Equipment Effectiveness) – загальна ефективність обладнання

OpenADR (Open Automated Demand Response) – відкритий протокол автоматизованого реагування на попит

PERA (Purdue Enterprise Reference Architecture) – еталонна модель архітектури підприємства Пердью

RTOS (Real-Time Operating System) – операційні системи реального часу

RTP (Real-Time Pricing) – ціноутворення в реальному часі

SAREF (Smart Applications REference ontology) – еталонна онтологія розумних застосунків

SARIMA (Seasonal ARIMA) – сезонна інтегрована модель авторегресії -ковзного середнього

SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition) – системи диспетчерського керування та збору даних

SSN/SOSA (Semantic Sensor Network) – онтологічний стандарт семантичної мережі сенсорів

TDM (Targeted Demand Management) – цільове керування попитом

ToU (Time of Use) – тарифи за часом використання

ВСТУП

Актуальність теми

Сучасний етап розвитку глобальної енергетики характеризується стрімким переходом до енергетичних ринків, впровадженням інтелектуальних мереж та зростанням частки розподіленої генерації [1]. Для великих промислових споживачів це створює умови, за яких точність планування електроспоживання безпосередньо впливає на фінансові штрафи та санкції за непередбачене споживання відповідно до умов ринку [2]. Недотримання заявлених графіків електричного навантаження (ГЕН) на ринку «на добу наперед» або внутрішньодобовому ринку призводить до значних економічних витрат через виникнення небалансів, вартість яких постійно зростає. Збільшення обсягів інформаційних потоків та скорочення часових вікон для подання комерційних заявок вимагають від підприємств переходу до повністю автоматизованих програмних систем підтримки прийняття рішень, здатних обробляти виробничі показники у режимі реального часу [3].

Традиційні підходи до енергетичного менеджменту базуються на аналізі історичних даних та статичних планів виробництва, що не враховують динаміку реального технічного стану обладнання [4]. У реальних виробничих умовах експлуатаційне зношення та раптові зміни працездатності агрегатів стають основними чинниками виникнення непередбачуваних відхилень від плану. Існуючі автоматизовані системи керування часто мають семантичний розрив між діагностичними даними на рівні потоків сенсорів та системами комерційного планування рівня менеджменту підприємства. Це унеможливлює оперативну корекцію планів енергоспоживання в автоматичному або напівавтоматичному режимі. Як наслідок, масиви сенсорних даних акумулюються, і не впливають на плани енергоспоживання. При цьому алгоритми планування продовжують спиратися на паспортні дані обладнання, що втрачають відповідність фізичним показникам внаслідок зношення вузлів обладнання [5].

Незважаючи на значну кількість наукових праць та активний розвиток комерційних програмних продуктів у сфері енергоменеджменту, існуючі рішення

дозволяють вирішити поставлену задачу лише частково, не охоплюючи проблему в цілому. Сучасні системи керування енергоспоживанням демонструють високу точність у прогнозуванні навантаження на основі історичних трендів та статистичних методів, які не враховують реальних процесів зношення обладнання. З іншого боку, спеціалізовані системи предиктивної діагностики та обслуговування успішно ідентифікують дефекти в роботі окремих вузлів, але їхні висновки існують лише в межах технічних регламентів і не інтерпретуються як динамічні обмеження для систем комерційного планування.

Проблема в цілому залишається невирішеною через відсутність інтегрованого архітектурного та програмного механізму, здатного подолати семантичний розрив між неопрацьованими даними з сенсорів граничного рівня та графіками енергоспоживання. Більшість наявних систем базуються на централізованій обробці даних, що унеможливорює оперативну корекцію планів енергоспоживання та виробництва у масштабі реального часу безпосередньо в місці виникнення відхилень. Крім того, існуючі методи зазвичай розглядають обладнання як сукупність автономних одиниць, ігноруючи складні топологічні взаємозв'язки та вплив проміжних буферів на формування сумарного енергоспоживання технологічної лінії [6]. Таким чином, виникає гостра потреба у створенні цілісного програмно-методичного апарату, який би об'єднував граничну аналітику стану з плануванням енергоспоживання на базі багаторівневої архітектури, забезпечуючи комплексне вирішення задачі підвищення точності енергоспоживання в умовах енергетичного ринку.

Отже, з огляду на виявлені недоліки та фрагментарність існуючих підходів, розробка нових методів та архітектурних рішень інженерії програмного забезпечення, що дозволяють перетворити потокові дані сенсорів на семантично значущу інформацію безпосередньо на граничному рівні, є актуальним науковим завданням. Вирішення цього завдання вимагає проєктування багаторівневої програмної екосистеми, яка здатна подолати структурні розриви та об'єднати ізольовані процеси предиктивної діагностики і комерційного планування в єдину систему керування та планування споживання.

Практична реалізація такої системи керування та планування споживання дозволяє не лише враховувати процеси зношення окремого обладнання, але й програмно прогнозувати топологічні обмеження матеріальних потоків. Це забезпечить точну, математично обґрунтовану корекцію графіків енергоспоживання, що зведе до мінімуму фінансові втрати промислових підприємств від небалансів, а також гарантуватиме їхню високу адаптивність, інформаційну автономність та економічну ефективність при взаємодії із сучасними ринками електроенергії.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами

Дисертаційну роботу виконано на кафедрі інженерії програмного забезпечення в енергетиці Навчально-наукового інституту атомної та теплової енергетики Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». Дослідження проведено у межах теми «Програмне забезпечення з моделювання процесів генерації й споживання електричної та теплової енергії в гібридній енергетичній системі», номер державної реєстрації 0126U001802, термін виконання 01.01.2026–31.12.2027, науковий керівник роботи – д.т.н., професор Федорова Н.В., відповідальний виконавець — ст. викладач Сарибоба Г.В.

Роль автора у виконанні зазначеної наукової теми полягала у розробці програмно-методичного забезпечення підсистем граничної аналітики для моніторингу стану енергоємного обладнання. Результати дисертаційного дослідження стали основою для програмної реалізації компонентів моделювання споживання електричної енергії, що дозволило підвищити точність імітаційних процесів у гібридних енергосистемах шляхом врахування експлуатаційного зносу та зношення фізичних активів споживачів.

Мета та завдання дослідження

Метою даного дослідження є підвищення точності корекції плану енергоспоживання промислових підприємств, за рахунок розробки методів та програмних засобів обчислення та аналізу параметрів працездатності та стану

обладнання за допомогою застосування граничних обчислень та семантичного моделювання.

Для досягнення поставленої мети було визначено такі завдання:

1. Проаналізувати сучасний стан методів планування енергоспоживання та систем моніторингу технічного стану промислового обладнання, виявити архітектурні обмеження існуючих централізованих рішень та обґрунтувати доцільність застосування парадигми граничних обчислень.

2. Розробити метод семантичного аналізу працездатності та стану енергоємного обладнання на граничному рівні, що дозволяє трансформувати високочастотні телеметричні дані у формалізовані знання про обмеження операційних режимів у реальному часі.

3. Розробити метод підвищення точності обчислення корекції планів енергоспоживання технологічних ліній, який інтегрує оцінки технічного стану та враховує топологію матеріальних потоків для прогнозування каскадних змін навантаження.

4. Спроекувати багаторівневу програмну архітектуру кіберфізичної системи керування та планування споживання, що забезпечує децентралізовану обробку даних, інформаційну автономність локальних вузлів та семантичну цілісність процесів діагностики й планування.

5. Реалізувати програмні засоби граничної аналітики та модулі енергетичного планування у вигляді модульного програмного комплексу, забезпечивши інтеграцію розроблених методів у єдине інформаційне середовище підприємства.

6. Провести експериментальні дослідження розроблених методів та програмних засобів на реальних або синтетичних наборах даних, здійснити порівняльний аналіз точності планування та підтвердити ефективність запропонованих рішень для мінімізації енергетичних небалансів.

Об'єкт та предмет дослідження

Об'єктом дослідження є процеси аналізу вимог, розробки та впровадження програмного забезпечення оперативного керування та планування енергоспоживання промислових підприємств.

Предметом дослідження є методи, моделі та програмні засоби розподілу обчислень в системах граничної аналітики для прогнозування енергоспоживання суттєвих споживачів.

Для розв'язання поставлених у дисертаційній роботі завдань використано такі **методи дослідження**: методи інженерії знань та семантичного моделювання для побудови онтології предметної області, розробки графа знань та формалізації логічних правил трансформації потоків даних у показники працездатності обладнання; теорія графів та методи дискретної математики для алгоритмізації топологічної моделі матеріальних потоків, подання технологічного процесу у вигляді зваженого орієнтованого графа та пошуку каскадних впливів між вузлами; методи математичного моделювання та теорія диференціальних і різницевих рівнянь для опису динаміки експлуатаційного зношення агрегатів, обчислення базових ліній споживання та моделювання процесів зміни рівнів у проміжних буферах накопичення; методи математичної оптимізації, зокрема теорія нелінійного програмування, для розв'язання задачі мінімізації фінансових втрат від небалансів, пошуку оптимальної матриці режимів та розрахунку скоригованих графіків енергоспоживання; методи об'єктно-орієнтованого проєктування та архітектурні патерни розробки для імплементації розроблених алгоритмів, реалізації асинхронної взаємодії між модулями та забезпечення ізоляції обчислювальних потоків; методи обчислювального експерименту та емпіричного аналізу для підтвердження достовірності теоретичних положень, навантажувального тестування створеного програмного забезпечення та верифікації підвищення точності планування на реальних наборах виробничих даних.

Наукова новизна отриманих результатів

Наукова новизна результатів дисертаційного дослідження полягає в тому що:

1. Вперше розроблено метод аналізу працездатності та стану обладнання, орієнтований на виконання безпосередньо на рівні граничних обчислень за використанням семантичної моделі роботи обладнання. Його ключовою архітектурною особливістю є децентралізація обчислювального процесу: логіка семантичної фільтрації технологічного шуму та виявлення аномалій перенесена максимально близько до джерел виникнення сенсорних даних. Такий підхід забезпечив визначений час реакції програмного забезпечення на критичні зміни стану активів. На практиці це дозволяє формувати динамічну множину операційних обмежень у режимі реального часу, зменшуючи при цьому навантаження на корпоративні канали зв'язку та централізовані хмарні сервери.

2. Вперше запропоновано метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання за використанням математичної моделі корекції планування енергоспоживання. Цей метод вирізняється комплексним підходом до моделювання технологічного процесу: він поєднує використання теорії орієнтованих графів для точного опису топології матеріальних потоків підприємства. Завдяки такій інтеграції метод дозволяє програмно прогнозувати каскадні зміни навантаження суміжних ланок виробничої лінії при виникненні обмежень або відмов окремих агрегатів. Це, в свою чергу, на практиці забезпечує формування математично обґрунтованих графіків сумарного електричного навантаження, використання яких дозволяє підприємству мінімізувати фінансові втрати від небалансів на ринку електроенергії за рахунок зменшення похибки планування у порівнянні з статистичними методами з 44,5% до 8,5%.

3. Вперше розроблено модульну архітектуру системи керування та планування споживання електроенергії, яка базується на трирівневій парадигмі обробки даних: на граничному, туманному та хмарному рівнях обчислень. Деталізовано програмну імплементацію кожного рівня, що дозволило реалізувати розподілену обробку інформації. На практиці це забезпечує високу масштабованість та відмовостійкість рішення, підтвердивши здатність архітектури

ефективно функціонувати в умовах динамічної зміни технічного стану промислових активів.

Практичне значення отриманих результатів

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості їх безпосереднього впровадження у виробничі процеси промислових споживачів, що є суб'єктами сучасного ринку електроенергії. Розроблена система керування та планування енергоспоживання дозволяє підприємствам автоматизувати повний цикл обробки інформації: від збору даних з потоків сенсорів обладнання на рівні граничних обчислень до формування енергетичних профілів підприємства. Застосування запропонованої архітектури системи керування та планування споживання надає можливість децентралізувати обчислювальні ресурси, забезпечуючи детерміновану реакцію на процеси зношення обладнання на граничному рівні та гарантуючи інформаційну автономність локальних сегментів промислової мережі навіть за умов нестабільного зв'язку з центральними серверами.

Впровадження програмного забезпечення розроблених методів аналізу працездатності та стану обладнання та підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання дозволяє промислового персоналу трансформувати складні діагностичні показники у конкретні технологічні обмеження, що зменшує вплив людського чинника та запобігає небезпечній експлуатації зношених активів у недоступних енергоємних режимах. Завдяки інтеграції топологічної моделі матеріальних потоків та врахуванню станів проміжних буферів, розроблені програмні засоби забезпечують підвищення точності прогнозування змін навантаження за рахунок зменшення похибки планування у порівнянні з статистичними методами на 35%. Це дозволяє підприємствам суттєво підвищити точність планування енергоспоживання, що на практиці веде до мінімізації фінансових втрат від енергетичних небалансів на ринку «на добу наперед» та внутрішньодобовому ринку.

Особистий внесок здобувача

Наукові результати дисертаційного дослідження отримані здобувачем особисто.

У публікації «Огляд існуючих методів і програмних інструментів керування та планування енергоспоживання» здобувачем сформульовано постановку задачі підвищення точності планування енергоспоживання промислових підприємств в умовах енергетичного ринку за рахунок інтеграції даних про технічний стан обладнання. Здобувачем особисто обґрунтовано доцільність застосування парадигми граничних обчислень для подолання семантичного розриву між даними з потоків сенсорів обладнання та системами комерційного планування.

У публікації «Архітектура системи керування та планування енергоспоживання учасників ринку довгострокових договорів» здобувачем запропоновано багаторівневу модульну архітектуру кіберфізичної системи, яка забезпечує децентралізовану обробку даних та автономність локальних вузлів планування енергоспоживання.

У публікації «Програмний комплекс для прогнозування енергоспоживання та моніторингу стану виробничого обладнання на основі алгоритмів машинного навчання» здобувачем описано застосування запропонованих методів у процесах керування та планування споживанням.

Особисто автором проведено серію обчислювальних експериментів на реальних масивах виробничих даних, що дозволило перевірити відповідність запропонованих моделей та підтвердити ефективність розроблених програмних засобів у мінімізації енергетичних небалансів.

Апробація результатів дисертації

Основні наукові положення, результати та практичні напрацювання дисертаційної роботи доповідалися й обговорювалися на науково-практичних конференціях відповідно до напрямку дослідження. Під час апробації було представлено результати, пов'язані з розробкою методів аналізу працездатності та стану обладнання та підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання, а також із програмною реалізацією системи контролю та

планування споживання електроенергії підприємствами-учасниками ринку довгострокових договорів.

Результати дисертаційного дослідження апробовано на таких наукових заходах:

1. Голець В.О., Коваль О.В. Технічні вимоги до розробки цифрового двійника теплового насосу. Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXI Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ., м. Київ, 23–26 квіт. 2024 р. Т. 2. С. 183-184. SBN 978-966-990-111-8(Заг.).

2. Демський І.С., Голець В.О., Коваль О.В. Програмне забезпечення аналізу стану обладнання за використанням граничних обчислень. Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXII Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ., м. Київ, 23–26 квіт. 2025 р. Т. 2.

Також результати дослідження було впроваджено на підприємстві ТОВ «ГК «САТЕР-ЕКОЕНЕРГО». В рамках впровадження було розгорнуто систему керування та планування споживанням для відпрацювання запропонованих методів аналізу працездатності та стану обладнання та підвищення точності обчислення корекції планування енергоспоживання [2]. В результаті впровадження вдалось досягти таких результатів:

1. Підвищити точність короткострокового прогнозування електроспоживання на 9-11%, що мінімізувало штрафні санкції за небаланси на ринку електроенергії;

2. Зменшити час простою технологічного обладнання на 7-10% за рахунок раннього виявлення передаварійного стану обладнання;

3. Оптимізувати графіки навантаження, змістивши енергоємні операції у зони з меншою вартістю електроенергії.

Публікації. За темою дисертації опубліковано 7 наукових праць, у яких відображено основні результати дослідження, зокрема запропоновані методи аналізу працездатності та стану обладнання, та підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання, а також архітектури системи керування та планування споживання. Із них 3 статей опубліковано у наукових виданнях [1 – 3],

4 праці – у матеріалах міжнародних науково-практичних і науково-технічних конференцій [4 – 7].

Обсяг та структура дисертації. Дисертаційна робота загальним обсягом 187 сторінок машинописного тексту складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, переліку використаних джерел із 132 найменувань. Дисертація містить 26 рисунків, 4 таблиці та 3 додатки.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ І ПРОГРАМНИХ ІНСТРУМЕНТІВ КЕРУВАННЯ ТА ПЛАНУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ

Сучасні підприємства в умовах функціонування енергоринку довгострокових договорів зобов'язані планувати своє енергоспоживання відповідно до регламентів та правил, установлених оператором енергосистеми. Метою є запобігання дефіциту або надлишку в загальній енергосистемі, що неминуче призводить до суттєвих фінансових збитків для учасників ринку. Своєчасне та високоточне планування енергоспоживання надає можливість підприємствам-енергопостачальникам заздалегідь визначати необхідні обсяги генерації та забезпечувати споживачів електроенергією без надмірних фінансових та екологічних збитків. Зокрема, застосування електростанцій маневреної генерації для компенсації відхилень від плану призводить до забруднення довкілля викидами з процесів горіння та значно збільшує питому вартість одиниці згенерованої енергії. У зв'язку з цим виникає гостра необхідність у створенні архітектури програмного забезпечення для планування та керування енергоспоживанням [1].

1.1. Дослідження обмежень існуючих методів планування споживання

Методи обліку та прогнозування витрат електроенергії промислових об'єктів навіть у час тотальної цифровізації досі залишаються вельми архаїчними. Хоча первинний облік і виконується сучасними цифровими пристроями, ключові процеси збору, агрегації та обробки даних переважно залишаються неавтоматизованими. Це призводить до систематичних затримок, накопичення математичних похибок та ускладнює належне планування енергоспоживання промислового обладнання.

Історично першим і найпоширенішим підходом є нормативний метод, який базується виключно на затверджених виробничих планах [7]. Цей метод є фундаментально статичним, оскільки він спирається на паспортні дані

технологічного устаткування. У реальних умовах експлуатації такий підхід демонструє значну і неприпустиму похибку між запланованими обсягами споживання та фактичним навантаженням. З огляду на це, нормативний метод визнається морально застарілим в умовах високої мінливості енергетичного ринку [8].

Незважаючи на простоту впровадження, нормативний метод має ряд критичних недоліків, що аналізуються в межах цього дослідження:

1. Нормативи зазвичай розраховуються на основі паспортних даних обладнання або усереднених показників за минулі періоди. Вони не враховують поточний знос механічних вузлів, зношення ізоляції електродвигунів або зміну ККД теплообмінних апаратів у процесі експлуатації [9].

2. Метод не враховує вплив зовнішнього середовища та варіативність якості сировини, що безпосередньо впливає на питоме споживання енергії.

3. Система планування працює як розімкнений контур, де розбіжності між планом і фактом аналізуються лише постфактум, що унеможливорює оперативне коригування графіка навантаження [10].

Під час аналізу продемонстровано, що для складних промислових об'єктів, де використовуються роботизовані комплекси або потужні електроприводи, похибка нормативного методу може досягати 40–60%, що є неприпустимим для учасників РДН.

З розвитком автоматизованих систем комерційного обліку електроенергії (АСКОЕ) акцент змістився в бік статистичних методів прогнозування [11]. Ці методи розглядають енергоспоживання як часовий ряд – послідовність значень, що змінюються у часі [12].

Основним інструментарієм тут виступають моделі класу ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average). Логіка цих моделей полягає у виявленні авторегресійних зв'язків та врахуванні помилок минулих прогнозів. ARIMA ефективно працює лише зі стаціонарними рядами, але промислове енергоспоживання є глибоко нестационарним процесом [11].

Більш досконалі модифікації, такі як SARIMA, дозволяють враховувати сезонну (добову та тижневу) циклічність. Однак навіть ці моделі мають суттєві обмеження:

1. Чутливість до структурних зсувів: будь-яка зміна технологічного регламенту або заміна одиниці обладнання робить накопичену статистичну базу неактуальною [1].

2. Проблема «чорної скриньки»: статистичні моделі оперують лише цифрами споживання, не маючи уявлення про фізичну природу процесів. Наприклад, якщо енергоспоживання зросло через несправність підшипника, модель сприйме це як новий статистичний тренд і продовжить прогнозувати завищене навантаження, замість того, щоб ідентифікувати технічну аномалію.

Окреме місце займають методи експоненціального згладжування (метод Хольта-Вінтерса), які надають більшу вагу нещодавнім даним. Проте і вони демонструють низьку точність при плануванні на 48 годин наперед (стандарт для ринку довгострокових договорів), оскільки не здатні адекватно моделювати різкі стрибки навантаження, викликані пусковими струмами великих машин або зміною виробничих циклів [12].

Таким чином, статистичні методи, хоча й забезпечують кращу точність порівняно з нормативами, залишаються відірваними від реального фізичного стану об'єктів енергоспоживання.

Системні суперечності та інфраструктурні обмеження централізованих архітектур інтелектуального аналізу

Сучасний етап розвитку систем планування енергоспоживання характеризується масовим впровадженням методів машинного [13] та глибокого навчання. Галузевим стандартом у реалізації таких проєктів стала парадигма централізованих хмарних обчислень [14]. У межах цієї парадигми передбачається, що всі дані, зібрані з датчиків промислового обладнання, мають бути передані до єдиного обчислювального центру для подальшої обробки та формування прогнозних моделей [15].

Встановлено, що подальша інтенсифікація використання виключно централізованих архітектур на промислових об'єктах стикається з низкою фундаментальних суперечностей, які стають ускладнюють роботу для систем високоточного планування [16].

Суперечність між обсягом даних та пропускнуою здатністю мереж

Фізична природа формування інформації на сучасному виробництві передбачає висхідний потік даних від сенсорів польового рівня до систем верхнього рівня [17]. Для того, щоб модель планування враховувала реальний технічний стан, необхідно аналізувати високочастотні сигнали – вібрації, пускові струми, теплові флуктуації. Частота дискретизації таких сигналів вимірюється кілогерцами [18].

Передача такого масиву необроблених даних від сотень одиниць обладнання до віддаленої хмарної платформи створює критичне навантаження на локальні та магістральні канали зв'язку. В умовах обмеженої пропускнуої здатності розробники змушені вдаватися до агрегації даних на рівні шлюзів. Таке проріджування даних призводить до втрати важливих показників, що вказують на зношеність обладнання. Таким чином, централізована архітектура змушує обирати між повнотою даних та стабільністю мережі, що негативно впливає на точність фінального плану споживання [19-22].

Проблема детермінованості часу реакції

Участь підприємства у програмах автоматизованого керування попитом (ADR) вимагає прийняття рішень у режимі реального часу. Часовий цикл у хмарній моделі включає транспортування пакетів через декілька вузлів мережі Інтернет, обробку в черзі на сервері та зворотну передачу керуючого сигналу [23].

Цей процес є недетермінованим: затримка може коливатися від десятків мілісекунд до декількох секунд залежно від поточної завантаженості каналів зв'язку. Для систем планування енергоспоживання, що інтегровані з критичними технологічними процесами, така невизначеність створює ризики аварійних ситуацій. Будь-яка мережева затримка у момент необхідності термінового розвантаження мережі може призвести або до порушення контрактних зобов'язань

перед енергосистемою, або до аварійної зупинки обладнання під час роботи в небезпечній фазі циклу [24].

Суверенітет технологічних даних

Інтеграція виробничого обладнання з глобальними хмарними сервісами створює вектори атак, що раніше були неможливими для ізольованих промислових мереж (OT-сегменту). Використання зовнішніх хмарних платформ вимагає створення додаткових фільтрів у корпоративних міжмережевих екранах, що розширює простір для атак [25].

Окрім прямої загрози несанкціонованого втручання, виникає проблема суверенітету даних. Детальний профіль енергоспоживання у поєднанні з технічними параметрами обладнання є цифровим відбитком бізнес-процесів підприємства. Передача цієї інформації стороннім провайдерам, навіть за наявності юридичних гарантій, створює ризик несанкціонованого реверс-інжинірингу виробничих планів та стратегій конкурентами [26]. Для підприємств стратегічних галузей саме безпековий чинник часто стає головною перешкодою для впровадження сучасних інтелектуальних систем планування та керування енергоспоживанням [27].

Економічна доцільність та масштабованість

Вартість зберігання та обробки масивів необроблених даних з сенсорів обладнання у хмарних сховищах зростає лінійно залежно від кількості точок моніторингу. Для великих промислових комплексів витрати на хмарну інфраструктуру можуть нівелювати весь економічний ефект від підвищення точності планування. Окрім того, повна залежність системи планування від наявності зовнішнього інтернет-з'єднання робить енергоменеджмент підприємства вразливим до глобальних збоїв у мережі.

1.2. Концепція керування з боку попиту

В умовах формування енергетичних ринків та зростання частки відновлюваних джерел енергії, парадигма керування енергосистемами зазнала

суттєвої трансформації. Традиційний підхід, зосереджений на регулюванні пропозиції, виявився недостатньо гнучким для компенсації миттєвих коливань генерації та споживання. Це зумовило розвиток концепції керування з боку попиту (Demand Side Management – DSM), яка передбачає активний вплив на обсяги та час споживання електроенергії кінцевими споживачами [28]. Опис політик концепції керування попитом наведено на рисунку 1.1.

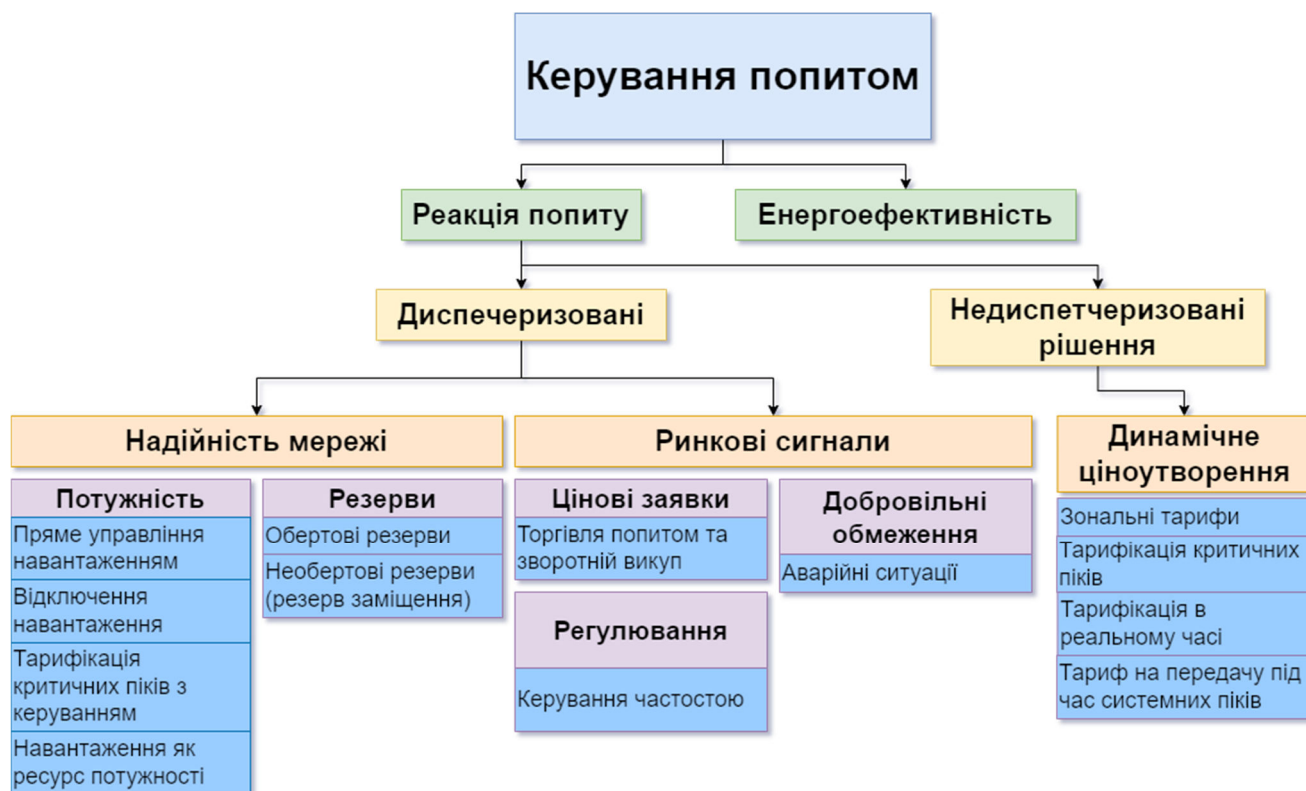


Рисунок 1.1 – Опис політик концепції керування з боку попиту

Основною метою DSM є оптимізація графіка навантаження для досягнення економічних та технічних переваг як для енергосистеми, так і для самого споживача.

Підхід полягає в тому, аби вирівняти криву споживання для одного або декількох агрегованих учасників енергоринку з метою уникнення застосування маневреної генерації, як зображено на рисунку 1.2.

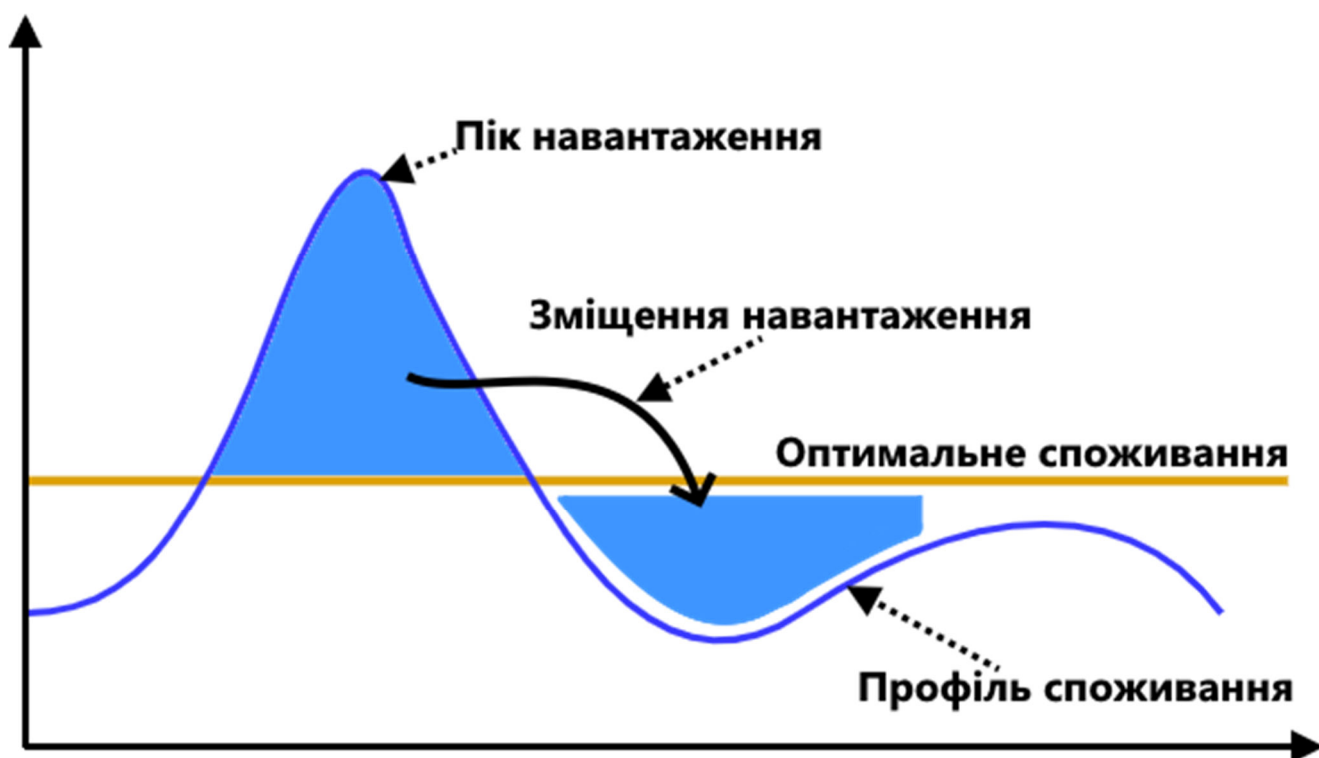


Рисунок 1.2 – Класичний підхід зсуву споживання

В межах цього підходу виділяють три ключові стратегії:

1. Зрізання піків – зменшення споживання у години максимального навантаження на мережу.
2. Заповнення провалів – стимулювання споживання у періоди низького попиту, що сприяє вирівнюванню графіка.
3. Зміщення навантаження – перенесення роботи енергоємного обладнання з пікових годин на періоди з нижчим тарифом або меншим навантаженням на систему.

Впровадження DSM-проектів дозволяє підприємствам суттєво зменшити витрати на оплату електроенергії та уникнути штрафних санкцій за недотримання заявлених лімітів потужності. Проте ефективність цих стратегій критично залежить від точності аналізу технологічних процесів та можливості гнучкого керування обладнанням без шкоди для виробничого циклу [28].

1.2.1. Аналіз підходу цільового керування навантаженням та цінових сигналів енергоринку

Одним із базових інструментів DSM є цільове керування попитом (Targeted Demand Management, TDM) [29]. Цей метод поділяється на прямий та непрямий вплив.

Непряме керування базується на наданні споживачу інформації та рекомендацій щодо скорочення або збільшення споживання. Цей метод є менш директивним, але його ефективність важко спрогнозувати, оскільки остаточне рішення залишається за оператором підприємства. Відповідно до принципової схеми учасника системи на основі концепції керування попитом, наведеної на рисунку 1.3, підприємство-учасник під впливом політик та механізмів DSM може обирати зручні для себе режими енергоспоживання [30].

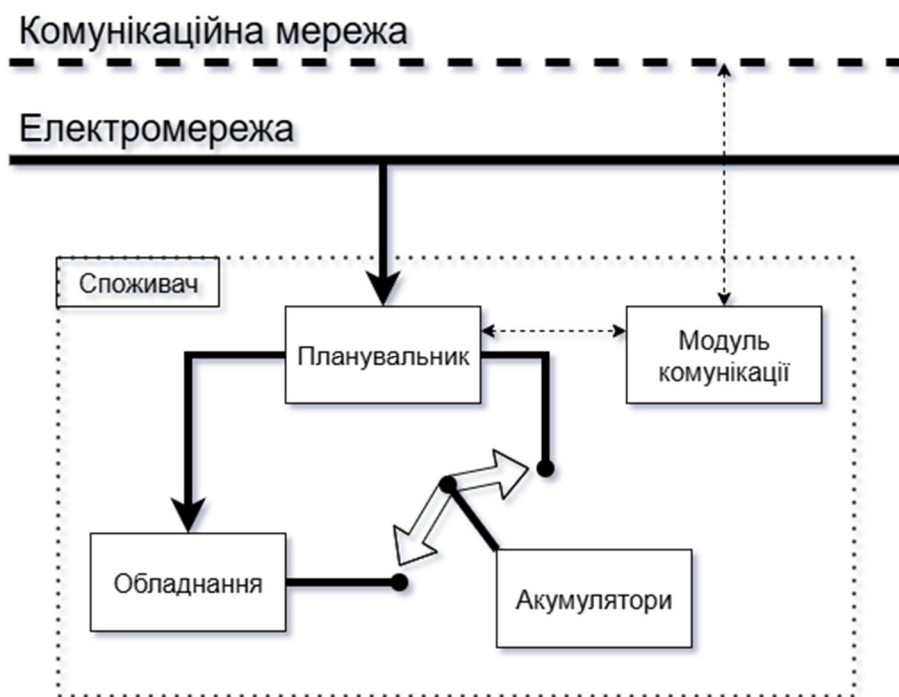


Рисунок 1.3 – Принципова схема споживача DSM

Пряме керування передбачає можливість енергопостачальної компанії або системного оператора дистанційно вимикати або обмежувати потужність окремих пристроїв споживача у моменти критичного навантаження на мережу. Головною перевагою є гарантований результат для стабільності енергосистеми. Однак цей

підхід є інвазивним, вимагає високої технічної готовності обладнання та часто сприймається споживачами негативно через втручання у внутрішні процеси [31].

Паралельно з TDM розвиваються методи, засновані на цінових сигналах, де економічний стимул є головним чинником зміни поведінки споживача. До основних механізмів належать:

Тарифи за часом використання

Найбільш поширеним та статичним інструментом є багатозонні тарифи (Time of Use, ToU). У цій моделі доба заздалегідь поділяється на фіксовані часові блоки (пікові, напівпікові, нічні), для кожного з яких встановлюється незмінна вартість електроенергії на тривалий розрахунковий період [32].

Незважаючи на простоту впровадження, аналіз застосування ToU на промислових об'єктах виявляє серйозні обмеження:

1. Статичні зони не відображають реальних непередбачуваних подій в енергосистемі. Раптове падіння генерації сонячних електростанцій через погодні умови або аварійне відключення блоку АЕС можуть спричинити збурення в енергосистемі, що може призвести до відключень або аварій [33].

2. Коли значна кількість промислових об'єктів одночасно переносить запуск енергоємного обладнання на початок дії пільгового нічного тарифу, це створює новий, неконтрольований пік навантаження у розподільчих мережах, що призводить до прискореного зносу трансформаторних підстанцій та погіршення якості електроенергії.

Критичне пікове ціноутворення (Critical Peak Pricing, CPP)

Метод CPP передбачає застосування екстремально високих тарифів протягом коротких періодів часу, коли енергосистема перебуває у стані критичного дефіциту потужності. Споживач отримує повідомлення про настання CPP-події щонайменше за 24 години.

Для промислових підприємств реагування на CPP вимагає зупинки частини технологічних ліній. Було виявлено, що без систем предиктивної аналітики, які б оцінювали технічну можливість безпечної зупинки конкретного агрегату без відбракування сировини, використання CPP часто призводить до того, що втрати

від браку продукції та збою виробничого такту значно перевищують економію на електроенергії [28].

Ціноутворення в реальному часі

Ціноутворення в реальному часі (Real-Time Pricing, RTP) є найбільш досконалим та складним ринковим інструментом. Передбачається, що вартість електроенергії змінюється щогодини синхронно зі зміною цінкових індексів на енергетичному ринку на добу наперед (РДН) або балансує ринку [33].

Використання RTP вимагає від споживача наявності повністю автоматизованої системи підтримки прийняття рішень. Ця система повинна безперервно вирішувати оптимізаційну задачу: чи доцільно випустити одиницю продукції в поточний момент часу за поточної вартості енергії. Проте, аналіз існуючих систем планування з використанням RTP виявляє критичну прогалину – алгоритми оптимізації оперують ідеалізованими моделями обладнання. Вони не враховують, що зміщення навантаження на нічні години, з метою максимізації прибутку, може призвести до порушення температурних режимів експлуатації зношених вузлів, що неминуче наближає момент їхньої аварійної відмови.

Аналіз використання цінкових сигналів свідчить про їхню високу ефективність для великих промислових споживачів. Проте перехід на RTP вимагає впровадження складних програмних комплексів для автоматизованого моніторингу ринкових цін та їхнього зіставлення з виробничими графіками. Без належної автоматизації ризик отримання фінансових збитків через раптові стрибки цін значно зростає [1].

1.2.2. Аналіз інтелектуальних системи реагування та агрегатори попиту

Для усунення людського чинника з контуру керування та забезпечення необхідної швидкодії були розроблені системи автоматизованого реагування на попит (Automated Demand Response, ADR) [34]. ADR дозволяє енергопостачальним організаціям відсилати цифрові керуючі сигнали безпосередньо до систем керування будівлями (BMS) або систем керування виробництвом (SCADA) на

стороні споживача, ініціюючи автоматичне розвантаження або завантаження обладнання за заздалегідь узгодженими алгоритмами (рисунок 1.4).



Рисунок 1.4 – Основні види політики реагування на попит

Основоположним стандартом, що регламентує архітектуру та семантику обміну даними в таких системах, є протокол OpenADR (Open Automated Demand Response) [27]. Архітектура OpenADR базується на моделі "клієнт-сервер" та включає два ключові компоненти:

1. Virtual Top Node (VTN): серверна частина, яка зазвичай розташована на стороні оператора системи передачі або агрегатора. VTN генерує події попиту (DR Events), що містять інформацію про тип сигналу, тривалість події та цінові стимули.

2. Virtual End Node (VEN): клієнтський вузол на об'єкті споживача, який приймає сигнали від VTN, розпізнає їх та транслює у команди для локальних контролерів обладнання. VEN також відповідає за зворотну передачу телеметрії та підтвердження виконання команди.

Проблематика імплементації клієнтських вузлів на промислових об'єктах

Детальний аналіз механізмів роботи протоколу OpenADR у промисловому секторі дозволяє ідентифікувати суттєвий недолік існуючих програмних імплементацій. За своєю суттю, OpenADR є виключно транспортним протоколом; він не містить жодної інтелектуальної логіки прийняття рішень на стороні кінцевого обладнання [35].

На практиці більшість наявних клієнтських систем реалізують примітивну бінарну логіку керування: при отриманні сигналу про дефіцит потужності, система розриває коло живлення заздалегідь визначених низькопріоритетних ліній за допомогою силових реле або контакторів.

Такий підхід є неприйнятним для складних кіберфізичних систем з високою інерційністю. Бінарне відключення не враховує поточний фазовий стан устаткування. Наприклад, раптове зняття живлення з екструзійної лінії або потужної насосної станції, що працює під навантаженням і має ознаки підвищеної вібрації, може призвести до гідроудару, заклинювання механізму та аварійної зупинки обладнання.

Агрегатори попиту та проблема обчислення базової лінії

Розвиток ADR сприяв появі на ринку нових суб'єктів – агрегаторів попиту (Demand Response Aggregators). Їхня функція полягає в об'єднанні невеликих обсягів гнучкості від десятків або сотень середніх споживачів у єдиний пул, достатній для участі в ринку допоміжних послуг (наприклад, ринку резервів підтримки частоти, РПЧ).

Найскладнішою алгоритмічною задачею для агрегатора, що прямо впливає на його фінансову стабільність, є точне прогнозування так званої базової лінії споживання – гіпотетичного обсягу електроенергії, який спожив би клієнт, якби події керування попитом не відбулося. Оцінка ефективності розвантаження та відповідний розмір фінансової винагороди розраховується як різниця між прогнозованою базовою лінією та фактичним споживанням під час події.

Існуючі системи розрахунку базової лінії споживання базуються суто на історичних статистичних даних комерційного обліку. Проте, якщо обладнання споживача напередодні отримало приховане механічне пошкодження, його реальне споживання зросте порівняно зі статистичною нормою. Агрегатор, не маючи доступу до даних про технічний стан на рівні граничних обчислень споживача, сформує хибний прогноз доступної гнучкості. У результаті недовиконання заявленого графіка розвантаження призведе до застосування штрафних санкцій за небаланс з боку оператора енергосистеми [36].

1.2.3. Огляд сервіс-орієнтованих моделей учасників енергоринку

Трансформація енергетичних ринків та зростання складності технологічних процесів зумовили перехід від традиційного постачання електроенергії до комплексних сервіс-орієнтованих моделей (Energy-as-a-Service, EaaS) та децентралізованих структур [37]. Для забезпечення їхнього функціонування застосовуються новітні програмні концепції, зокрема технологія цифрових двійників [38]. Було проаналізовано архітектурні та алгоритмічні обмеження цих концепцій у контексті планування енергоспоживання.

Концепція «Енергія як послуга»

Модель EaaS передбачає перехід від продажу фізичних кіловат-годин до надання гарантованих показників комфорту або технологічної ефективності. У межах цієї моделі енергосервісна компанія (ЕСКО) бере на себе керування енергетичною інфраструктурою підприємства, інвестуючи у модернізацію обладнання та отримуючи прибуток внаслідок досягнутої економії.

Фундаментом EaaS є складні програмні комплекси енергоменеджменту (Energy Management Systems, EMS), які повинні з високою точністю прогнозувати базову лінію споживання та оптимізувати режими роботи устаткування. Проте, аналіз існуючих EMS-платформ виявляє їхню алгоритмічну вразливість: вони здебільшого базуються на фінансово-статистичних моделях, які розглядають промислове обладнання як активи з фіксованими коефіцієнтами корисної дії (ККД) [39].

На практиці нерозуміння фізичного впливу зношення на процеси призводить до суттєвих фінансових ризиків для провайдера EaaS. Якщо в керованому обладнанні починаються процеси прогресуючого зношення, його реальне енергоспоживання для виконання тієї ж самої роботи зростає. Оскільки традиційні EMS не мають інтеграції з системами фізичної діагностики на рівні фізичних вузлів, вони не здатні розпізнати причину перевитрат, сприймаючи її як зовнішню статистичну похибку, що руйнує точність довгострокового фінансового планування проєкту.

Децентралізовані мікромережі та енергетичні кооперативи

Паралельно з EaaS активно розвиваються локальні мікромережі та енергетичні кооперативи. Це об'єднання споживачів, які спільно експлуатують розподілену генерацію та системи накопичення енергії, прагнучи до максимальної автономності та участі в локальних енергоринках [40].

Планування енергоспоживання в гібридній енергетичній системі кооперативу є надзвичайно складною оптимізаційною задачею через стохастичну природу відновлюваних джерел. Програмне забезпечення для балансування мікромереж зазвичай фокусується на прогнозуванні генерації під впливом погодних чинників та відповідних загальних профілів навантаження будівель. Однак, як показує аналіз, ефективність такого балансування різко падає при наявності у складі кооперативу промислових або теплонасосних установок з нелінійним характером споживання. Ігнорування реального технічного стану цих ключових споживачів призводить до виникнення внутрішніх небалансів у кооперативі, що змушує його докуповувати енергію із зовнішньої мережі за штрафними тарифами в моменти пікових навантажень [41,42].

Технологія цифрових двійників в енергоменеджменті

Найбільш перспективним програмним інструментом для вирішення вищеписаних проблем сьогодні вважається технологія цифрових двійників. Цифровий двійник – це віртуальна фізико-математична репрезентація реального обладнання, яка безперервно оновлюється внаслідок опрацювання даних з сенсорів і дозволяє симулювати реакцію об'єкта на різні режими роботи [37,43].

Розглянуто архітектуру цифрових двійників на прикладі енергоємного обладнання. Ідеальний цифровий двійник повинен враховувати термодинамічні, електричні та механічні процеси. Проте, критичний аналіз існуючих на ринку комерційних платформ для створення цифрових двійників виявляє такі системні недоліки:

1. Проблема дрейфу моделі: більшість наявних цифрових двійників є кінематичними або термодинамічними моделями, розробленими на етапі проєктування (CAD/CAE). Під час експлуатації фізичний об'єкт зношується, його

параметри змінюються, утворюючи розрив між ідеалізованою моделлю та реальністю. Без постійного перенавчання моделі на основі даних про механічний знос, цифровий двійник починає генерувати хибні прогнози енергоспоживання [44].

2. Нездатність обробки високочастотних діагностичних даних: як зазначалося раніше, інформація про технічний стан міститься у високочастотних поточних даних з сенсорів обладнання. Сучасні хмарні цифрові двійники оперують здебільшого низькочастотними даними, які збираються з періодичністю раз на кілька хвилин. Вони фіксують наслідок, але не бачать першопричини, що унеможливорює планування енергоспоживання на одну та дві доби наперед [45].

3. Обчислювальна інерційність: симуляція поведінки складного цифрового двійника теплового насоса або промислової лінії для сотень можливих сценаріїв керування попитом (ADR-подій) вимагає значних обчислювальних ресурсів. Виконання цих ітерацій у віддаленій хмарі створює неприпустимі затримки для систем керування реального часу.

У підсумку сформовано таблицю 1.1, що описує переваги та недоліки описаних підходів в рамках концепції керування попитом:

Таблиця 1.1 – Порівняльна таблиця підходів DSM

Підхід	Переваги	Недоліки
Цільове керування навантаженням	Згладження піків Знижує вартість електроенергії	Не враховує специфіку режимів роботи обладнання Обмежена реакція на аварії та технічне обслуговування Потребує точних моделей споживання
Цінові сигнали	Просте впровадження Працює в реальному часі	Не враховує фізичні обмеження обладнання Не ефективний за умови критичних навантажень Не враховує ризик виходу з ладу обладнання
Інтелектуальні системи реагування	Автоматизована реакція Інтеграція з IoT Гнучкість у керуванні	Потребує складної та дорогостійкої інфраструктури Обмежена аналітика про стан обладнання (телеметрія) Не охоплює бізнес-процеси

Продовження таблиці 1.1

Підхід	Переваги	Недоліки
Енергія як послуга	Переносить відповідальність на постачальника Підходить для суттєвих споживачів Включає в себе обслуговування та фінансування	Залежність від зовнішнього постачальника Обмежена прозорість внутрішніх процесів Не завжди охоплює технічні ризики
Цифрові двійники	Високоточне моделювання Виявлення аномалій Прогнозування технічного стану	Висока вартість впровадження Потребує якісних даних Не охоплює бізнес-ризиків без додаткової інтеграції
Агрегатори попиту	Консолідація навантаження Участь у ринку резервів Зниження пікових витрат	Орієнтований на зовнішній ринок Не має доступу до внутрішніх технічних даних Не враховують стан обладнання
Енергетичні кооперативи	Локальна автономія Гнучкість генерації Соціальна згуртованість	Відсутність глибокої аналітики Складність у прогнозуванні аварій Мала придатність для суттєвих споживачів

Таким чином, можна стверджувати, що еволюція методів керування попитом від статичних тарифів до динамічних систем EaaS та мікромереж створила запит на точність інформаційних систем. Проте наявний програмний інструментарій, навіть за умови використання концепції цифрових двійників, залишається заручником централізованих архітектур та агрегованих даних. Моделі планування не мають доступу до реального фізико-механічного стану обладнання на межі мережі, що робить неможливим гарантоване уникнення штрафів за небаланси на сучасному енергоринку [46].

1.3. Огляд переваг та недоліків існуючого програмного забезпечення планування енергоспоживання

Реалізація стратегій енергоменеджменту на сучасних промислових підприємствах забезпечується комплексом взаємопов'язаних програмних продуктів. Архітектура більшості таких комплексів історично формувалася на базі ієрархічної еталонної моделі Пердью (Purdue Enterprise Reference Architecture, PERA) та стандарту інтеграції корпоративних і систем керування ISA-95 (рисунок 1.5) [47].

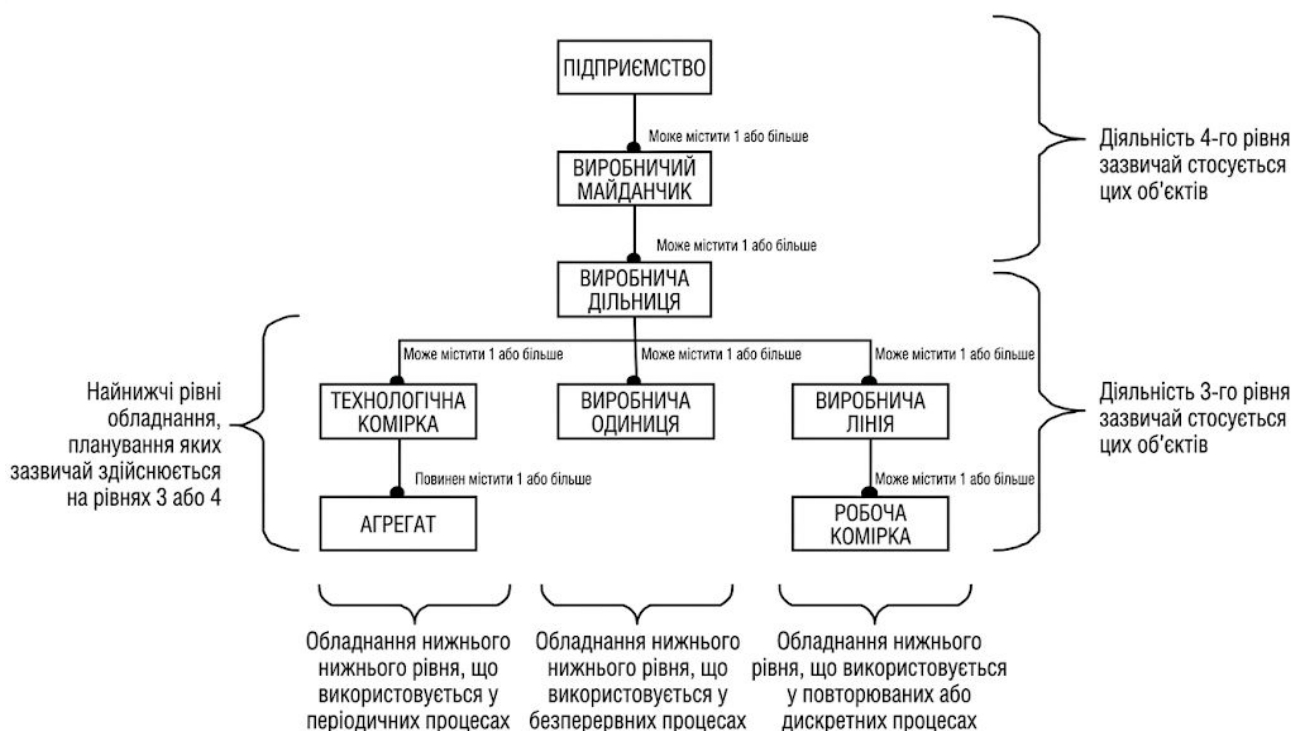


Рисунок 1.5 – Функціональна ієрархія рівнів керування виробництвом та типові об'єкти автоматизації

Така архітектура передбачає чітке розділення зон відповідальності модулів та побудову ієрархічної структури підприємства, що функціонує як єдиний механізм, отримуючи виробничі цілі від керівництва підприємства та формуючи графіки виробництва відповідно.

Проте за рахунок появи сигналів керування з боку енергомережі та зношення обладнання в процесі виробництва постає проблема синтезу керуючого впливу на основі цих гетерогенних даних.

Відповідно до цих стандартів, програмне забезпечення розділене на чіткі рівні: від прямого керування апаратурою (Рівень 0-2) до керування виробничими операціями (Рівень 3) та корпоративного планування (Рівень 4) як відображено на рисунку 1.6.



Рисунок 1.6 – Функціональна ієрархія рівнів автоматизації за стандартом ISA-95

Структурно модель поділяється на такі ключові ієрархічні рівні:

1. Рівень 4 охоплює сферу стратегічного та корпоративного керування. На цьому етапі вирішуються завдання глобального планування ресурсів підприємства, керування замовленнями, фінансами та ланцюжками постачань. Часовий горизонт прийняття рішень тут вимірюється місяцями, тижнями або днями.

2. Рівень 3 виступає сполучною ланкою між корпоративними бізнес-процесами та фізичним виробництвом. Цей рівень трансформує глобальні бізнес-плани у конкретні виробничі завдання. Сюди належать диспетчеризація виробництва, детальне оперативно-календарне планування, контроль якості, а також керування технічним обслуговуванням обладнання. Операційний цикл на цьому рівні складає зміни, години або хвилини.

3. Рівні 2, 1, 0 охоплюють фізичний рівень цехового обладнання та систем автоматизованого керування. Залежно від специфіки технології, тут реалізується пакетний, безперервний або дискретний контроль параметрів. Процеси на цих рівнях відбуваються у режимі реального часу.

Двосторонні вектори на схемі ілюструють необхідність безперервної вертикальної інтеграції даних. Команди, виробничі завдання та нормативи задаються на рівні 4 та передаються вниз. Натомість дані з сенсорів фізичного обладнання формуються на нижніх рівнях і передаються наверх. Саме ця висхідна інформація є основою для рівня 3 щодо прийняття рішень про коригування диспетчерських графіків або ініціації процедур попереджувального технічного обслуговування[2].

Було здійснено критичний аналіз програмних інструментів на кожному з рівнів ієрархії з метою виявлення їхньої здатності генерувати високоточні плани енергоспоживання для участі на ринку довгострокових договорів.

1.3.1. Огляд систем диспетчерського керування та систем керування виробництвом

Фундаментом промислової цифровізації є системи класу SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition), які відповідають за збір даних у реальному часі та диспетчерський контроль [48].

З точки зору енергетичного планування, SCADA-системи забезпечують безперервний моніторинг миттєвих електричних параметрів з первинних датчиків та аналізаторів мережі. Проте їхня архітектурна парадигма робить їх непридатними для задач довгострокового прогнозування. SCADA-системи є глибоко детермінованими і зорієнтованими на реагування постфактум. Їхня головна функція – порівняння поточного значення із заданою уставкою та генерація сигналів тривоги у разі виходу за допустимі межі. Вони не мають вбудованого математичного апарату для екстраполяції трендів або прогнозування того, яким буде споживання через 24 години [1].

Хоча сучасні SCADA інтегруються з серверами історичних даних підприємства, ці бази даних оптимізовані для швидкого запису часових рядів, а не для виконання складних операцій машинного навчання. Спроба розгорнути ресурсомісткі моделі предиктивної аналітики безпосередньо на рівні класичної

SCADA-системи призводить до зниження її продуктивності, що є загрозою для безпеки основного технологічного процесу.

На рівні вище функціонують системи керування виробничими процесами (Manufacturing Execution Systems, MES). Головна мета MES — трансформація замовлень з корпоративного рівня у конкретні завдання для цехів, відстеження генеалогії продукції та розрахунок загальної ефективності обладнання (Overall Equipment Effectiveness OEE) [49].

MES, на перший погляд, є ідеальним місцем для планування енергоспоживання, оскільки саме тут формується розклад роботи. Проте аналіз архітектури традиційних MES виявляє такі фундаментальні недоліки в контексті енергоефективності:

1. Енергія як необмежений ресурс: в алгоритмах маршрутизації та планування MES електроенергія зазвичай не розглядається як обмежувальний фактор. Система оптимізує розклад за критеріями часу виконання замовлення, доступності матеріалів або мінімізації переналагоджень, повністю ігноруючи волатильність тарифів РДН.

2. Статичні специфікації: MES спирається на технологічні карти. Якщо за специфікацією на виготовлення партії деталей потрібно 500 кВт·год, MES закладе цю цифру в план. При цьому система не здатна адаптувати цей норматив, якщо фактичний стан верстата вимагає збільшення потужності приводу на 10% для підтримання заданої швидкості різання.

Таким чином, утворюється розрив: SCADA бачить фізичні відхилення в реальному часі, але не планує майбутнє; MES планує майбутнє, але базується на статичних нормах, ігноруючи фізичну реальність.

1.3.2. Аналіз інсуючих комерційних платформ енергоменеджменту та систем керування відгуком на попит

Для подолання обмежень систем рівня виробництва, провідні виробники промислового програмного забезпечення розробили спеціалізовані системи

енергетичного менеджменту (Energy Management Systems, EMS). Сучасні EMS є складними аналітичними платформами, що збирають дані з систем комерційного обліку (АСКОЕ) та зовнішніх джерел ринкових та погодних умов.

Основним інструментом таких платформ є модулі енергетичного прогнозування, які використовують методи багатомножинної регресії або нейромережеві алгоритми. Проте, детальний розбір наявних архітектурних рішень виявляє такі недоліки як агностицизм щодо стану активів та проблема агрегації даних [1].

Більшість комерційних EMS аналізують енергоспоживання як абстрактний часовий ряд. Вони використовують зовнішні показники, але не отримують телеметрію з діагностичних систем. В результаті, EMS фіксує перевитрату енергії, але не здатна пояснити її причину і, відповідно, не здатна врахувати цей дрейф у планах на наступні тижні [50].

Як зазначалося раніше, EMS зазвичай розгортаються у корпоративних центрах обробки даних або у хмарі. Для економії трафіку дані від цехових систем усереднюються. Це призводить до втрати критичної інформації про пускові струми, перехідні процеси та гармонічні спотворення, які є ключовими індикаторами технічного стану обладнання.

Окремою категорією ПЗ є системи керування відгуком на попит (Demand Response Management Systems, DRMS). Ці платформи призначені спеціально для участі підприємств у програмах DSM. Вони інтегрують протокол OpenADR та забезпечують автоматизовану реакцію на команди від оператора енергосистеми [51].

Фундаментальною проблемою існуючих DRMS є відсутність у їхній архітектурі підсистеми оцінки технологічних ризиків. Коли DRMS отримує сигнал на екстрене розвантаження, вона діє за наперед запрограмованою матрицею пріоритетів. При цьому DRMS не опитує контролери нижнього рівня щодо того, чи безпечна зупинка саме в цю секунду. Якщо обладнання наразі перебуває в перехідному процесі або активно експлуатується, з'являється ризик пошкодження обладнання та оброблюваних матеріалів.

1.3.3. Огляд корпоративних інформаційних систем та обґрунтування їх розриву з фізичним рівнем обладнання

На найвищому рівні керування підприємством функціонують системи планування ресурсів підприємства (Enterprise Resource Planning, ERP). Сучасні платформи класу ERP є фундаментальним інструментом для фінансового, логістичного та виробничого планування. Саме в ERP-системі формуються довгострокові виробничі плани, які згодом транслюються у заявки на закупівлю електроенергії на ринку довгострокових договорів (РДД) або РДН.

Було розглянуто алгоритми трансляції виробничих планів у профілі енергоспоживання на рівні ERP, в результаті чого було виявлено низку глибоких архітектурних та семантичних розривів між корпоративним програмним забезпеченням та фізичною реальністю цеху [51].

Використання статичних специфікацій

В основі виробничого планування в ERP лежать технологічні карти або специфікації матеріалів та технологічні маршрути. У цих документах зафіксовано, скільки часу і ресурсів потрібно на виготовлення одиниці продукції.

Аналіз показує, що ці нормативи є цілком статичними. Алгоритми модулів планування виробництва розраховують майбутнє енергоспоживання лінійно: плановий обсяг випуску множиться на паспортний норматив витрат [15].

У реальному виробництві ідентичні верстати, що мають різний ступінь зношення підшипникових вузлів, різну якість змащувальних матеріалів або різний стан ізоляції обмоток двигунів, споживатимуть різну кількість енергії для виконання однакової механічної роботи. Оскільки ERP не оперує поняттями «зношення» або «вібраційний фон», сформований нею графік енергоспоживання завжди є математичною абстракцією, що містить закладену похибку [52].

Семантичний та часовий розрив

Фундаментальною проблемою, що унеможливлює енергетичне планування на рівні ERP, є семантичний та часовий розрив між інформаційними та операційними технологіями [1].

Бази даних ERP-систем архітектурно оптимізовані для обробки транзакцій та аналітичних запитів з дискретністю в години, дні або тижні. Натомість технологічне обладнання генерує високочастотні часові ряди сенсорних даних з періодом в декілька мілісекунд [26]. ERP-система не призначена для обробки та зберігання сенсорних даних з численних елементів обладнання підприємства. Як наслідок, будь-яка інформація про стан обладнання, що потрапляє в ERP, є глибоко агрегованою та усередненою [53].

Мова ERP – це кількісні фінансові та виробничі показники в той час як мова нижнього рівня – це телеметричні дані обладнання та його режими експлуатації. В існуючих корпоративних архітектурах відсутній автоматизований математичний транслятор, який би перекладав фізичні симптоми зношення у фінансові ризики перевитрати енергії. Наприклад, якщо система моніторингу вібрацій на насосній станції фіксує зародження кавітації, ця інформація залишається на рівні локальної SCADA у вигляді сповіщення про потребу в обслуговуванні. ERP-система продовжує вважати актив справним і планує його енергоспоживання на наступний місяць за базовим тарифом, не підозрюючи, що через кавітацію ККД насоса вже знизився і продовжуватиме знижуватись далі [5].

Аналіз модулів технічного обслуговування в складі ERP

Справедливо зазначити, що сучасні ERP включають модулі керування активами підприємства (Enterprise Asset Management, EAM) або модулі технічного обслуговування [53].

Проте, детальне вивчення їхньої інтеграції з контуром енергетичного планування виявляє відсутність крос-функціонального зв'язку. Модуль ремонтів оперує графіками планово-попереджувальних ремонтів (ППР), що базуються на календарному часі або кількості напрацьованих годин. Навіть якщо підприємство впроваджує елементи обслуговування за станом, зібрані дані використовуються виключно для генерації ремонтних заявок [20]. Алгоритми ERP наразі не здатні динамічно перерахувати енергоємність майбутнього виробничого плану залежно від того, скільки днів залишилося до запланованої заміни зношеного вузла.

Ілюзія хмарної IT/OT конвергенції

В останні роки вендори пропонують вирішити проблему ізолюваності даних шляхом створення хмарних озер даних (Data Lakes) та платформ ІоТ (Industrial Internet of Things), які напряду підключаються до ERP [21].

Проаналізовано такі архітектури і показано їхню неспроможність забезпечити високу точність планування енергоспоживання. Інтеграція шляхом наскрізної передачі даних з потоків сенсорів обладнання стикається зі згаданими у підрозділі 1.1.3 проблемами перевантаження мереж та затримок [24]. Більше того, спроба перекласти задачі високочастотної діагностики стану обладнання на рівень ERP порушує базові принципи побудови розподілених систем керування, оскільки рівень прийняття рішень має розташовуватися максимально близько до джерела виникнення події [3].

Економічні наслідки обмежень існуючого програмного забезпечення

Підсумовуючи аналіз архітектури існуючих систем, можна констатувати наявність системної прогалини у методології планування енергоспоживання [1].

При участі у ринку електроенергії, підприємство зобов'язане надавати постачальнику погодинний графік споживання. Відхилення від цього графіка – небаланси покриваються штрафами.

Оскільки жодна з існуючих програмних платформ не враховує динаміку фізичного стану обладнання під час розрахунку майбутнього споживання, підприємство систематично формує недостовірні заявки. Виникає ситуація, за якої, маючи надсучасні ERP для бізнес-планування та високоточні SCADA для керування контролерами, підприємство продовжує отримувати фінансові збитки через небаланси, які є прямим наслідком неконтрольованої втрати енергоефективності зношеним обладнанням [2].

1.4. Обґрунтування необхідності застосування методів граничної аналітики стану обладнання для підвищення точності планування енергоспоживання

Аналіз існуючих підходів, проведений у попередніх підрозділах, демонструє системну кризу централізованих моделей планування в умовах сучасних енергоринків. Виявлено, що ані корпоративні ERP-системи, ані хмарні платформи енергоменеджменту не здатні врахувати динаміку процесів зношення промислового устаткування через інфраструктурні обмеження. Вирішення задачі високоточного планування потребує зміни парадигми обробки інформації, а тому пропонується замість передачі даних до обчислювального центру – перенесення аналітичних ресурсів безпосередньо до джерела виникнення даних [55].

1.4.1. Огляд процесів концептуальної трансформації обробки даних: від хмарних до граничних обчислень

Сучасний стан розвитку систем енергоменеджменту характеризується переходом від пасивного спостереження до активного предиктивного керування [21]. Традиційна хмарна архітектура яка домінувала в останнє десятиліття, вичерпала свій потенціал у контексті високоточного планування. Обґрунтування необхідності переходу до граничної аналітики базується на декількох фундаментальних технологічних та методологічних викликах.

Еволюція обчислювальних архітектур у промисловому ПЗ

Історично промислове програмне забезпечення розвивалося шляхом децентралізації. Спочатку це були ізольовані локальні контролери, потім – централізовані SCADA-системи, і зрештою – глобальні хмарні IoT-платформи. Проте хмарна модель створила ілюзію необмежених ресурсів, ігноруючи фізичні обмеження каналів зв'язку та специфіку промислових даних [54].

Граничні обчислення слід розглядати не просто як апаратне рішення, а як нову методологію розробки розподілених систем. Вона передбачає, що інтелект системи має бути розподілений відповідно до джерел виникнення інформації.

Оскільки зміна технічного стану обладнання є локальним фізичним процесом, то і первинна обробка інформації про цей стан має відбуватися локально. Це дозволяє реалізувати концепцію «обчислювальної детермінованості», де час реакції системи на зміну енергоефективності обладнання стає прогнозованою величиною, незалежною від стану глобальної мережі Інтернет [56].

Проблема суверенітету та актуальності даних для планування

Для учасників ринку довгострокових договорів точність планування на дві доби наперед залежить від актуальності інформації. У хмарних архітектурах дані часто проходять через декілька етапів агрегації та буферизації, що призводить до явища «старіння даних». Гранична аналітика дозволяє оперувати даними в реальному часі.

Для підприємств, що працюють у стратегічних галузях, передача детальних профілів споживання, які фактично є цифровим відбитком технологічного процесу, у зовнішні хмари створює неприпустимі ризики. Гранична аналітика дозволяє залишити необроблені дані всередині периметра підприємства, передаючи назовні лише високорівневі семантичні висновки щодо майбутнього споживання. Це створює надійний фундамент для побудови систем планування, що відповідають вимогам кібербезпеки критичної інфраструктури [57].

Природа семантичного розриву в енергоменеджменті

Необроблені дані з сенсорів обладнання самі по собі не містять знань про енергоефективність. Вони є лише відображенням фізичного процесу в конкретний момент часу. Традиційні програмні засоби намагаються подолати цей розрив за допомогою статистичної кореляції. Проте кореляція не означає причинно-наслідкового зв'язку [1].

Для підвищення точності планування необхідно наповнити дані сенсорів семантикою. Це означає, що система повинна не просто фіксувати зростання споживання на 5 кВт, а розуміти контекст. На рівні планування енергоспоживання має формуватися інтелектуальний висновок – чи це планове зростання навантаження відповідно до технологічного циклу, чи це наслідок зношення підшипника, який потребує коригування плану споживання на наступну зміну.

1.4.2. Визначення меж математичного детермінізму та формалізація експертного досвіду в онтологічних моделях

У спробах створити ідеальну систему енергетичного планування, класична наука часто йде шляхом ускладнення математичного апарату, намагаючись описати кожен фізичний процес системою нелінійних диференціальних рівнянь.

Проблема наявних систем полягає у неможливості опису математичним чином процесів зношення що існують у роботі складного обладнання, або їх обчислення в реальному часі є нездоланим бар'єром для будь-яких контролерів в умовах реального часу.

Прогалина між теорією та експертним досвідом

Ідеалізовані математичні моделі чудово працюють у лабораторних умовах. Але на заводському рівні на споживання енергії впливає безліч неструктурованих факторів: мікроскопічний перекіс станини, специфічна якість конкретної партії мастила, акустичні зміни в роботі редуктора.

Досвідчений оператор або головний механік здатний інтуїтивно розпізнати ці нелінійні зміни на основі багаторічного емпіричного досвіду, ще до того, як стандартна SCADA-система зафіксує аварійне відхилення. Цей специфічний інженерний досвід є неявним знанням, яке традиційні системи математичного прогнозування наразі не можуть врахувати.

Хмарні системи мають потужні обчислювальні ресурси, але позбавлені фізичного контексту, тоді як математичні моделі на граничному рівні обчислень не можуть бути достатньо складними, щоб врахувати всю фізику зношення без перевантаження процесора [58].

Переваги семантичної ін'єкції на межі мережі

Введення семантичного шару безпосередньо на граничному рівні обчислень дозволяє трансформувати архітектуру ПЗ з керованої даними на керовану знаннями. Це дає змогу реалізувати такі функції:

1. Контекстна фільтрація: відсіювання шумів, які не впливають на енергоспоживання, ще до етапу передачі даних.

2. Семантичне стиснення: замість передачі тисяч значень вібрації, передається одна мітка стану, що радикально знижує вимоги до пропускну здатності мережі.

3. Обґрунтованість рішень: надання системам планування (ERP/EMS) пояснювальних даних, що дозволяє диспетчерам енергоринку розуміти фізичну причину небалансів.

Таким чином, граничне семантичне моделювання виступає не просто як метод обробки, а як інтелектуальний інтерфейс між фізичним світом промислового обладнання та цифровим світом енергетичного планування.

Семантична модель дозволяє формалізувати евристичні знання у вигляді логічних тригерів та станів [59]. Наприклад, системі не потрібно вираховувати точний коефіцієнт тертя ковзання за допомогою десятків змінних; їй достатньо за допомогою семантичного правила поєднати зростання струму за специфічної температури та часу у єдиний концепт – «Стан прискореного зносу через недостатнє змащення», який миттєво додає +5% до прогнозного енергоспоживання. Це надає змогу застосунку на рівні граничних обчислень формувати інтелектуальні висновки, що базуються на розумінні процесів [60].

Розуміючи потребу у формалізації знань, світова спільнота розробила низку онтологічних стандартів, які було проаналізовано щодо їхньої придатності для вирішення описаної проблеми [60-62]:

1. Стандарт SSN/SOSA (Semantic Sensor Network): цей академічний стандарт чудово підходить для строгого опису того, як датчик робить вимірювання. Проте він абсолютно відірваний від інженерної практики. У ньому немає вбудованих механізмів для опису «здоров'я» обладнання чи досвіду експлуатації. Окрім того, його синтаксична надлишковість (формат RDF/OWL) робить його надто складним для інтеграції в системи, що базуються на граничних обчисленнях в реальному часі.

2. Онтологія SAREF (Smart Applications REference ontology): цей стандарт орієнтований переважно на макро-рівень керування (наприклад, увімкнути кондиціонер, якщо в кімнаті є люди). Він не здатен описати внутрішню кінематику

верстата або теплового насоса. SAREF не має словника для формалізації понять «працездатність» чи «зношення».

3. OPC UA Information Models: забезпечують чудову структурну інтеграцію, але залишаються на рівні інформації, не переходячи на рівень семантичних знань. Вони передають дані, але не пояснюють їхній вплив на майбутнє енергоспоживання.

Аналіз доводить, що існуючі стандарти онтологій є або занадто академічними та громіздкими, або орієнтованими на побутові IoT-системи. Вони, переважно, не здатні формалізувати інженерний досвід експлуатації складного промислового обладнання в умовах обмежених ресурсів на межі мережі.

1.4.3. Вибір і обґрунтування технічних та програмних вимоги до систем граничної аналітики

Перенесення інтелектуальної обробки даних на рівень граничних обчислень висуває принципово нові вимоги до інженерії програмного забезпечення. Класичні підходи до розробки інтелектуальних систем, орієнтовані на серверні архітектури та безмежні обчислювальні ресурси, є неприйнятними для промислових контролерів та IoT-шлюзів. Реалізація методів семантичного моделювання безпосередньо на обладнанні вимагає специфічного підходу до проєктування, що базується на детермінованості процесів реагування [63].

Граничні пристрої, що інтегруються у промислове обладнання (наприклад, на базі архітектур ARM Cortex-M або спеціалізованих RISC-V процесорів), характеризуються суворими апаратними лімітами. Обсяг їхньої оперативної пам'яті зазвичай обмежений діапазоном від сотень кілобайт до кількох мегабайт. Це унеможливорює використання стандартних інтерпретованих мов програмування та масивних фреймворків машинного навчання у їхньому базовому вигляді.

Для забезпечення необхідної швидкодії програмне забезпечення на рівні граничних обчислень має розроблятися з використанням компільованих системних

мов програмування. Такий підхід забезпечує пряме керування апаратними ресурсами.

Критичною вимогою до розробника є відмова від динамічного розподілу пам'яті на користь статичного. Такий підхід дозволяє уникнути фрагментації пам'яті та гарантує безперебійну роботу системи протягом тривалих виробничих циклів. Окрім того, для обміну даними між вузлами системи обґрунтовано використання бінарних форматів серіалізації замість текстових, що радикально мінімізує навантаження на процесор під час розбору повідомлень [64].

Математичний апарат семантичної моделі також потребує глибокої адаптації до умов граничних обчислень. Це дозволяє зменшити розрядність обчислень і розмір самої моделі без критичної втрати її семантичної точності та здатності виявляти ознаки зношення.

Оскільки аналіз високочастотних сигналів для завдань планування енергоспоживання вимагає швидкої реакції, архітектура програмного забезпечення має забезпечувати детермінований час виконання операцій. Це досягається шляхом розгортання операційних систем реального часу (RTOS) або застосуванням принципу суворого поділу потоків. Потік збору даних від АЦП повинен мати найвищий пріоритет для безперервної первинної фільтрації телеметрії, тоді як процеси семантичного логічного висновку, оновлення параметрів зносу та комунікації з іншими елементами системи виконуються у фоновому режимі. Така ізоляція гарантує, що мережеві затримки не заблокують критичний процес моніторингу стану обладнання.

Окремою та вкрай важливою вимогою є забезпечення інформаційної безпеки та автономності граничного вузла. Трансформація необроблених потоків сенсорних даних в агреговані семантичні стани безпосередньо всередині пристрою унеможливорює реверс-інжиніринг технологічного процесу підприємства у випадку перехоплення зовнішнього мережевого трафіку. Водночас у разі втрати з'єднання з корпоративною ERP-системою або агрегатором попиту, система повинна автономно накопичувати семантичні мітки в локальному буфері та виконувати

відкладену синхронізацію після відновлення зв'язку, гарантуючи збереження цілісності історичних даних про експлуатацію обладнання [27].

1.4.4. Постановка мети та завдань дослідження

Завершуючи критичний аналіз існуючих підходів до планування енергоспоживання, необхідно констатувати наявність системного розриву між можливостями сучасного програмного забезпечення та реальними потребами промислового сектору. Проведений огляд доводить, що жодне з існуючих рішень не вирішує завдання цілком.

Головна причина такої ситуації полягає в тому, що сучасні системи енергоменеджменту не враховують фізичного контексту функціонування об'єктів. Хмарні архітектури, орієнтовані на збір великих даних, неминуче стикаються з проблемою, коли обсяг переданої телеметрії зростає, але її семантична цінність для точного планування залишається низькою через неможливість обробки високочастотних сигналів у реальному часі без втрати детермінованості. Виявлено, що спроби подолати цей розрив за допомогою загальноприйнятих онтологічних стандартів (таких як SSN/SOSA) призводять до створення складних та надлишкових моделей, які неможливо розгорнути на обмежених ресурсах граничних пристроїв.

Більше того, існуючі методики повністю ігнорують неявні знання про експлуатаційне зношення обладнання, які важко формалізувати класичними математичними рівняннями. Це призводить до ситуації, коли плани енергоспоживання формуються на базі ідеалізованих паспортних характеристик, що в умовах реального зносу технічних вузлів робить виникнення фінансово обтяжливих небалансів на енергоринку неминучим [6].

Таким чином, результати проведеного аналізу повністю підтверджують актуальність обраної теми та визначають напрям подальших досліджень у наступних розділах дисертаційної роботи. Подальша робота буде зосереджена на строгій математичній формалізації семантичної моделі роботи обладнання,

розробці архітектури розподіленої програмної системи граничної аналітики та створенні оптимізованих алгоритмів обчислення інтегральних показників працездатності для підвищення точності планування енергоспоживання.

Висновки до Розділу 1

У першому розділі дисертаційної роботи проведено ґрунтовний всебічний аналіз сучасного стану методів і програмних інструментів, що застосовуються для керування та планування енергоспоживання промислових об'єктів. Проведене дослідження дозволило виявити низку критичних суперечностей, які стримують підвищення точності планування енергоспоживання в умовах ринку довгострокових договорів закупівлі електроенергії.

Встановлено, що конвенційні нормативні та статистичні методи планування мають системну похибку, оскільки базуються на паспортних характеристиках обладнання або усереднених історичних даних. Головним недоліком таких підходів є ігнорування фізичної природи процесів зношення технічних вузлів. Статистичні моделі розглядають енергоспоживання як абстрактний математичний ряд, що не враховує зношення обладнання, температурних коливань та механічних аномалій, які безпосередньо впливають на динамічну зміну енергоспоживання.

Аналіз концепції керування з боку попиту та систем автоматизованого реагування на базі OpenADR показав, що попри їхню технологічну досконалість, вони здебільшого реалізують бінарну логіку керування. Існуючі програмні імплементації не враховують поточний фазовий стан устаткування та ризики, пов'язані з екстреною зупинкою зношених агрегатів. Це створює загрозу не лише для стабільності енергосистеми, а й для фізичної цілісності дорогого промислового обладнання. Крім того, діяльність агрегаторів попиту суттєво ускладнюється через неможливість точного розрахунку базової лінії споживання без даних про технічний стан активів на боці споживача.

Особливу увагу в межах розділу приділено аналізу архітектурного розриву між системами корпоративного рівня та системами рівня технологічної лінії.

Виявлено, що в існуючих системах дані, які генеруються датчиками, не мають контекстуального зв'язку з бізнес-логікою планування. Спроби вирішити цю проблему шляхом централізованої хмарної обробки великих даних виявилися неефективними через інфраструктурні обмеження.

Обґрунтовано, що подолання виявлених недоліків можливе лише за умови зміни парадигми обробки даних – переходу до концепції граничної аналітики. Перенесення обробки даних безпосередньо на рівень граничних обчислень дозволяє аналізувати потоки сенсорних даних, зберігаючи інформативність щодо технічного стану обладнання.

Встановлено, що ключовим інструментом для заповнення цієї прогалини є семантичне моделювання, яке дозволяє формалізувати неявні знання про експлуатаційне зношення та перетворити необроблений шум датчиків у чіткі семантичні стани. Запропонована класифікація інформаційних ознак на експлуатаційні, сенсорні та інтегральні параметри дозволяє створити методологічну базу для розробки «цифрового експерта» на граничному рівні обчислень [2].

Таким чином, виникає гостра потреба у розробці нового науково рішення – методів аналізу працездатності та стану обладнання та підвищення точності обчислення корекції планів енергоспоживання, які б базувалися на принципах семантичного моделювання. Таке рішення має інтегрувати експлуатаційну історію, фізичні симптоми реального часу та експертні знання про технічний стан у єдину інтегральну модель.

РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ АНАЛІЗУ СТАНУ ОБЛАДНАННЯ НА ГРАНИЧНОМУ РІВНІ ОБЧИСЛЕНЬ ТА ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ ОБЧИСЛЕННЯ КОРЕКЦІЇ ПЛАНУ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ

У другому розділі здійснюється розробка та наукове обґрунтування комплексу методів, що складають основу для побудови систем планування енергоспоживання. Головна ідея полягає у створенні механізмів трансформації необроблених даних з потоків сенсорів у семантичні категорії безпосередньо на граничному рівні обчислень. Такий підхід дозволяє не лише розвантажити мережеву інфраструктуру підприємства, а й забезпечити якісно новий рівень точності планування енергоспоживання за рахунок врахування технічного стану обладнання в режимі реального часу [65].

Методологічною основою дослідження є концепція семантичного моделювання, яка дозволяє подолати обмеження традиційних статистичних моделей. Для сучасних виробничих систем, що характеризуються високою динамічністю та складністю фізичних процесів зношення, гостро постає проблема формалізації знань, які часто базуються на емпіричному досвіді персоналу [59]. Саме тому в межах розділу пропонується перехід до формалізованого опису об'єктів, де технічний стан розглядається не як набір значень технічних параметрів, а як результат цілеспрямованого аналізу експлуатаційної історії та поточних фізичних симптомів з урахуванням експертних знань про експлуатаційні особливості обладнання.

Розробка методів аналізу працездатності та стану обладнання та підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання у цьому розділі базується на принципах системного аналізу, теорії графів, апарату диференціальних рівнянь та семантичного моделювання. Застосування обчислень на граничному та туманному рівнях вимагає від запропонованих рішень здатності до роботи в умовах обмежених ресурсів апаратного забезпечення [66]. Це обумовлює необхідність

створення легких математичних моделей, які, попри свою компактність, зберігають високу роздільну здатність при ідентифікації критичних станів обладнання.

Структурно розділ охоплює етапи від побудови формальної семантичної моделі до розробки методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання. Кожен із запропонованих результатів є ланкою єдиного технологічного ланцюга, що дозволяє перетворити цифрові відбитки технологічного процесу на достовірні дані для формування заявок на енергоринку. Таким чином, теоретичні положення цього розділу створюють базу для подальшої програмної реалізації та експериментальної перевірки ефективності запропонованого проєкту.

2.1. Постановка задачі планування енергоспоживання

Головною перешкодою для точного планування енергоспоживання є наявність семантичного розриву між фізичними процесами зношення обладнання та абстрагованими планами споживання електроенергії. Вирішення цієї проблеми вимагає переходу від екстраполяції числових рядів до створення семантико-орієнтованих архітектур з застосуванням граничних обчислень [67].

В основу пропонованого рішення покладено концептуальний принцип семантичного моделювання на рівні граничних обчислень. Його сутність полягає у тому, що інтелектуальна обробка гетерогенних потоків даних переноситься безпосередньо до джерел їх виникнення — на граничний рівень обчислень. Замість передачі масивів необроблених даних з сенсорів обладнання до централізованих хмарних систем, програмне забезпечення локального вузла має функціонувати як цифровий експерт та давати оцінку стану обладнання.

Запропонований підхід враховує показники з датчиків аналізуються в рамках контексту, що визначається історичним даним та семантичними описами обладнання [1], процеси фізичного зношення, які важко описати класичними моделями, формалізуються через набір інтегральних показників, що дозволяє алгоритмізувати емпіричний інженерний досвід. Система диференціальних рівнянь

та правил виводу інтегрується в локальне програмне забезпечення, що гарантує актуальність реакції в оперативному контексті роботи не залежно від якості мережевого з'єднання.

Для реалізації зазначених принципів у межах розробки програмного забезпечення пропонується узагальнений алгоритм планування енергоспоживання за допомогою семантичного моделювання роботи обладнання:

1. Збір та попередня агрегація гетерогенних даних: на цьому етапі відбувається безперервне зчитування фізичних параметрів з датчиків в реальному часі та паралельне оновлення експлуатаційних параметрів.

2. Формалізація семантичного простору станів: зібрані масиви даних наповнюють онтологічну структуру семантичної моделі, формуючи таким чином граф знань.

3. Обчислення інтегральних показників технічного стану: на основі формалізованої моделі розв'язується система диференціальних рівнянь, яка перетворює вхідні параметри на семантичні категорії: поточну зношеність обладнання, значення параметрів технічного стану та працездатність.

4. Семантичне моделювання безпечних режимів: розраховані показники стану передаються до модуля семантичного моделювання. Він трансформує інформацію про знос у множину доступних безпечних режимів роботи.

5. Інтеграція організаційних та облікових потоків даних: паралельно з формуванням безпечних режимів, система консолідує зовнішні дані, а саме: бізнес-цілі виробництва та інформацію про фактичне споживання електроенергії.

6. Математичне моделювання: на цьому етапі вирішується задача оптимізації: знайти найкращий баланс між вимогами виробничого плану та реальними можливостями зношеного обладнання.

7. Синтез графіків електричного навантаження: за результатами роботи математичної моделі формуються профілі енергоспоживання, що міститимуть графіки електричного навантаження для різних горизонтів планування: на поточну добу (ГЕН Д0), на добу наперед (ГЕН Д1) та на дві доби наперед (ГЕН Д2).

2.2. Розробка семантичної моделі роботи обладнання

Для розв'язання задачі планування енергоспоживання на граничному рівні обчислень необхідно розробити строгий математичний апарат, який дозволить однозначно описувати стани та переходи в складних кіберфізичних системах. Традиційні методи моніторингу, що базуються на простій реєстрації значень сенсорів, не забезпечують достатнього рівня абстракції для врахування фізичного контексту експлуатації [68].

У межах дисертаційного дослідження запропоновано семантичну модель, яка розглядається як інтелектуальна надбудова над потоками телеметрії, що дозволяє формалізувати інженерні знання та емпіричний досвід про роботу обладнання. Для трансформації необроблених даних, що генеруються промисловим обладнанням, у високоточні прогнози енергоспоживання, пропонується перехід від простого моніторингу до багаторівневої класифікації інформаційних ознак. Така класифікація виступає концептуальним фундаментом семантичної моделі та дозволяє програмному забезпеченню на граничному рівні обчислень оперувати знаннями про контекст роботи обладнання [69,70].

Семантична модель роботи обладнання подається у вигляді впорядкованого кортежу:

$$M = \{O, P, F\}, \quad (2.1)$$

де O – множина сутностей предметної області, що визначають онтологічну структуру моделі,

P – множина інформаційних параметрів, які характеризують фізичні та операційні властивості об'єкта,

F – множина функцій, що описують залежності між станом, працездатністю та енергоефективністю.

Визначення множини сутностей предметної області

Множина O формує понятійний апарат моделі та визначає ієрархію об'єктів, якими оперує програмне забезпечення. До складу O входять такі базові класи сутностей:

$$O = \{Equipment, Material, Operation, State, Operability, SensorParameters\} \quad , \quad (2.2)$$

де *Equipment* – визначає простір елементів обладнання,

Material – аспекти оброблюваних матеріалів,

Operation – простір режимів роботи обладнання,

State – стан обладнання,

Operability – працездатність обладнання,

SensorParameters – потоки даних з сенсорів обладнання.

Таким чином, сукупність цих базових класів створює єдиний онтологічний простір, у якому кожен елемент виробничого процесу отримує чітке семантичне визначення [2]. Це дозволяє встановити логічні та ієрархічні взаємозв'язки між фізичним устаткуванням, його телеметрією та експлуатаційним контекстом, що наочно відображається у вигляді структури графа (рисунок 2.1).

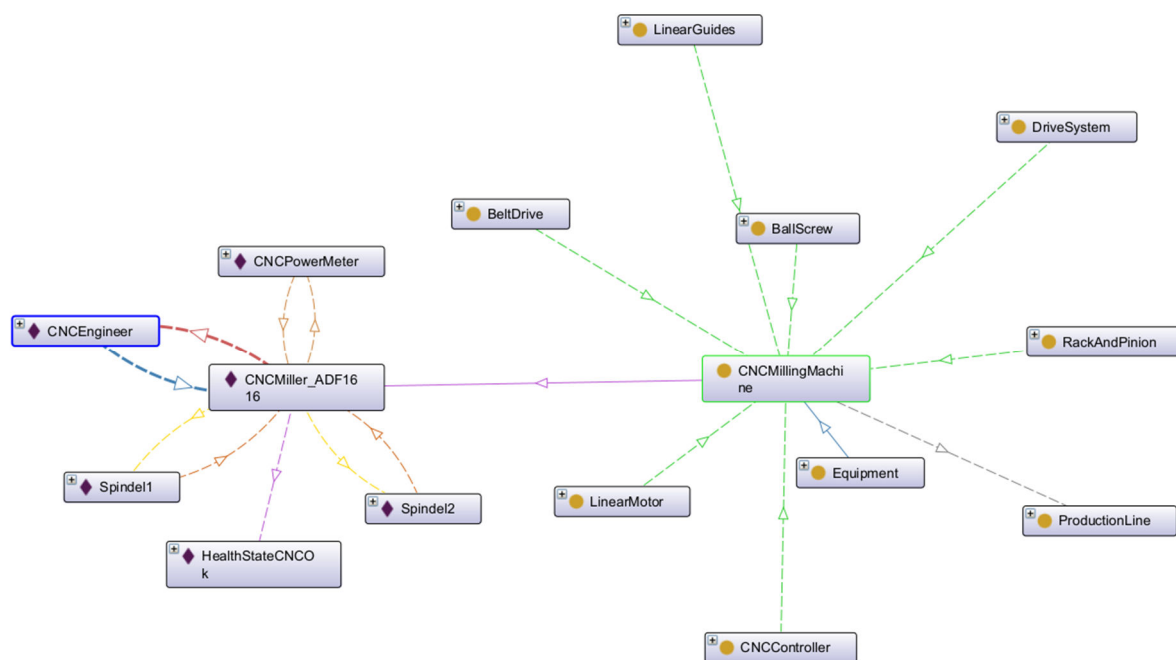


Рисунок 2.1 – Приклад графа онтологічних зв'язків виробничого обладнання

Параметрична структура моделі

В основу моделі покладено розподіл множини параметрів на три функціональні підмножини: експлуатаційні, сенсорні та інтегральні, кожна з яких відіграє специфічну роль у процесі формування енергетичного плану. Множина параметрів P є ключовим інформаційним ресурсом для алгоритмів планування енергоспоживання і представляється таким чином:

$$P = P_{exp} \cup P_{sens} \cup P_{int}, \quad (2.3)$$

де P_{exp} – параметри експлуатації визначені технологічним процесом,

P_{sens} – фізичні (сенсорні) параметри отримані на рівні граничних обчислень,

P_{int} – інтегральні параметри стану та працездатності обладнання.

Перша група ознак – експлуатаційні параметри P_{exp} відображає історичний та технологічний контекст функціонування обладнання. До цієї групи належать такі показники як накопичений час роботи, кількість виконаних операцій, сумарний час виконання окремих технологічних завдань та характеристики оброблюваного матеріалу. Важливість виокремлення цієї групи полягає в тому, що енергоефективність будь-якого механічного чи теплового агрегату не є константою, а визначається його попереднім напрацюванням. Наприклад, тривала робота з матеріалами високої твердості або виконання операцій у форсованих режимах створює приховане зношення, що впливає на подальше енергоспоживання, і проявиться у майбутньому через зростання тертя або погіршення теплообміну. Традиційні системи планування часто ігнорують ці дані, зберігаючи їх лише для потреб бухгалтерського обліку, тоді як у запропонованій семантичній моделі вони формують базис для оцінки швидкості зношення [2].

Підмножина експлуатаційних параметрів виражається як:

$$P_{exp} = \{z, z_1, z_2, z_3\}, \quad (2.4)$$

де z – сумарний накопичений час роботи обладнання,

z_1 – параметри оброблюваного матеріалу, що впливають на швидкість зношення вузлів,

z_2 – загальна кількість виконаних технологічних операцій (циклів),

z_3 – фактичний сумарний час виконання корисних операцій.

Друга група – фізичні або сенсорні параметри P_{sens} – становить безпосередній інформаційний потік з сенсорів та датчиків обладнання в реальному часі. Сюди належать температура вузлів, тиск у системах, швидкість потоку робочих рідин, показники вібрації, струму, швидкості обертів та фактична миттєва споживана потужність. У структурі граничної аналітики ці параметри відіграють роль «рефлекторної відповіді» системи на поточне навантаження.

Необроблені сенсорні дані мають високу мінливість і значний рівень шумів [71]. Їхня цінність для планування енергоспоживання полягає не в абсолютних значеннях, а у виявленні відхилень від запланованих траєкторій. Програмне забезпечення на рівні граничних обчислень використовує ці параметри для ідентифікації аномалій, які вказують на невідповідність між очікуваною та реальною фізикою процесу.

Підмножина сенсорних параметрів відображає фізичний контекст роботи в реальному часі та включає дані з сенсорів:

$$P_{sens} = \{t, p, V, AQI, A, w, T, C\}, \quad (2.5)$$

де t – температура критичних вузлів агрегату, $^{\circ}\text{C}$,

p – тиск у гідравлічних або пневматичних контурах, Па,

V – об'ємна швидкість потоку охолоджувача або мастила, $\text{м}^3/\text{с}$

AQI – параметри якості навколишнього середовища,

A – амплітуда споживаного електричного струму, А,

w – частота обертів приводних механізмів, Гц,

T – поточний показник мото-годин, год,

C – фактична миттєва потужність, кВт.

Третя група це інтегральні параметри P_{int} , які є результатом семантичного опрацювання перших двох груп безпосередньо на граничному рівні обчислень. До них належать показники зношеності, стану та працездатності обладнання. Саме на цьому рівні відбувається подолання згаданого раніше семантичного розриву, оскільки відбувається формування інтелектуального висновку про зношеність обладнання на основі потоків сенсорних даних. Це дозволяє програмному комплексу не просто констатувати факт споживання енергії, а аргументувати, чому саме профіль навантаження змінився і яким він буде через 24 години з урахуванням виявленого процесу зношення [2].

Підмножина інтегральних показників є результатом логічного виводу семантичної моделі на граничному рівні обчислень:

$$P_{int} = \{\varphi, y_1, y_2\}, \quad (2.6)$$

де φ – інтегральний показник зношеності,

y_1 – показник технічного стану,

y_2 – показник працездатності.

Синергія цих трьох груп параметрів дозволяє зробити інтелектуальний висновок про стан обладнання. Експлуатаційні параметри дають моделі розуміння ретроспективи, сенсорні – поточного стану, а інтегральні – перспективи. Такий підхід робить програмне забезпечення здатним враховувати ті аспекти роботи обладнання, які надто складні для чисто математичного моделювання у хмарі, але важливі для уникнення фінансових втрат від небалансів на енергоринку.

Запропонована класифікація стає основою для розробки структури даних і алгоритмів семантичного виводу, що будуть детально описані далі.

Математичний опис функціональних залежностей

Множина F визначає правила перетворення вхідних даних у вихідні знання. Функція зношеності φ розглядається як накопичувальний результат впливу експлуатаційних факторів з множини P_{exp} :

$$\varphi = f(z, z_1, z_2, z_3) \quad (2.7)$$

У практичній реалізації зношеність i -го агрегату у момент часу k визначається як лінійна комбінація нормованих факторів:

$$\varphi_i(k) = a_1 \widehat{z}_i(k) + a_2 \widehat{z}_{2,i}(k) + a_3 \widehat{z}_{3,i}(k) + a_4 d(\widehat{z}_{1,i}(k)), \sum a_j = 1 \quad (2.8)$$

де a_j – вагові коефіцієнти,

$d()$ – функція впливу матеріалу на інтенсивність зносу обладнання.

Показник зношеності φ стає базисом для розрахунку технічного стану y_1 . Ця функція консолідує як накопичений фоновий знос, так і миттєві аномалії в показаннях датчиків [3]:

$$y_1 = f(\varphi, \Delta_i, \beta_i), \quad (2.9)$$

де Δ_i – величина відхилення i -го показника з сенсора від його оптимального значення,

β_i – ваговий коефіцієнт, що визначає чутливість загального стану агрегату до відхилення Δ_i .

Для формування правила допуску обладнання до роботи застосовується функція Хевісайда $H(x)$ [72]:

$$y_2 = H(\theta - y_1) \prod H(\delta_{crit,i} - \Delta_i), \quad (2.10)$$

де θ – критичний поріг технічного стану,

$\delta_{crit,i}$ – максимально допустиме відхилення показника з i -го сенсора.

На основі отриманих кількісних оцінок формується логічний висновок щодо поточного експлуатаційного контексту обладнання. Для забезпечення можливості автоматизованого прийняття керівних рішень на граничному рівні обчислень розрахований неперервний показник технічного стану $y_{1,i}(t_k)$ класифікується у відповідну дискретну семантичну категорію $S_i(t_k)$.

Задається множина можливих семантичних станів $S \in \{S_{norm}, S_{deg}, S_{crit}\}$. Перехід від кількісного показника до якісного семантичного стану формалізується у вигляді такої системи умов:

$$S_i(t_k) = \begin{cases} S_{norm}, & y_{1,i}(t_k) < \theta_{deg} \\ S_{deg}, & \theta_{deg} < y_{1,i}(t_k) < \theta_{crit} \\ S_{crit}, & y_{1,i}(t_k) \geq \theta_{crit} \end{cases}, \quad (2.11)$$

де S_{norm} – режим штатної роботи,

S_{deg} – режим прогресуючого зношення,

S_{crit} – передаварійний стан,

θ_{deg} – емпірично задане порогове значення початку процесів зношення,

θ_{crit} – критичний поріг технічного стану.

Таке подання дозволяє трансформувати масиви числових даних телеметрії у чіткі логічні стани, які безпосередньо використовуються алгоритмами верхнього рівня для оптимізації та перебудови ГЕН.

Математична модель динаміки стану

Для прогнозування зміни стану обладнання під впливом технологічного навантаження вводиться система диференціальних рівнянь:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dy_1}{dz} = -\frac{\partial \varphi}{\partial z} - \sum \gamma_i \frac{\partial \Delta_i}{\partial z} \\ \frac{dz}{dt} = 1 \\ \frac{dz_2}{dt} = \lambda \\ \frac{dT}{dt} = I(\psi(P_{sens}) > 0) \end{array} \right., \quad (2.12)$$

де γ_i – ваговий коефіцієнт, що визначає ступінь впливу швидкості погіршення i -го сенсорного показника на падіння загального інтегрального стану,

t – час, сек,

λ – інтенсивність виробничого процесу,

$I()$ – індикаторна функція, що дорівнює одиниці при виконанні умови та нулю в протилежному випадку,

$\psi(P_{sens})$ – узагальнена векторна функція корисного навантаження,

T – час роботи під корисним навантаженням, год.

Перше рівняння описує швидкість падіння інтегрального стану y_1 відносно загального часу експлуатації z . Ця швидкість визначається темпом накопичення зносу $\partial \varphi / \partial z$ та динамікою погіршення сенсорних показників $\partial \Delta_i / \partial z$ з відповідними ваговими коефіцієнтами γ_i . Система показує процес зростання кількості відпрацьованих циклів в залежності від інтенсивності виробничого процесу λ .

Останнє рівняння системи (2.12) описує накопичення активних мото-годин T . На відміну від вузькоспеціалізованих систем, де враховуються лише оберти приводів, у запропонованій моделі використано узагальнену функцію $\psi(P_{sens})$ [73]. Індикаторна функція I активує накопичення часу активної роботи виключно тоді, коли значення ψ стає більшим за нуль.

Формальні обмеження простору станів

Для роботи програмних засобів вводиться множина обмежень Ω , яка визначає допустиму область безпечної експлуатації для всіх сенсорних параметрів:

$$\Omega = \{P \in R^n \mid P_{min} \leq P \leq P_{max} \cap y_1 \geq \theta\}, \quad (2.13)$$

де P – вектор поточного стану системи, що об'єднує всі параметри підмножин P_{sens} та інтегральний показник U_I ,

P_{min}, P_{max} – вектори граничних мінімальних та максимальних значень, що визначаються технічними регламентами для кожної сутності класу *Equipment*,

θ – скалярний поріг критичного технічного стану обладнання.

Вихід будь-якого параметра за межі Ω ініціює перерахунок плану енергоспоживання та генерацію сигналу тривоги для диспетчерських систем.

2.3. Розробка методу аналізу працездатності та стану обладнання за допомогою граничних обчислень

Для практичного застосування розробленої семантичної моделі M пропонується метод аналізу працездатності та стану обладнання. У межах даного дослідження парадигма граничних обчислень розглядається не як апаратна архітектура, а як принцип просторової та логічної локалізації.

Перетворення необроблених потокових даних з сенсорів на структуровані знання про стан агрегату має відбуватися логічно та фізично наближено до місця породження цих даних. Це дозволяє формалізувати технічний стан у вигляді компактних семантичних оцінок ще до етапу передачі даних на рівень планування енергоспоживання.

Вагомим обмеженням для такої локалізації обробки даних є мала обчислювальна спроможність систем граничного рівня, порівняно з хмарними центрами обробки даних. Це потребує комплексного підходу до формулювання методу аналізу працездатності та стану обладнання, аби в майбутньому уникнути перевантаження контролерів складними математичним обчисленнями для яких вони не призначені.

Алгоритм запропонованого методу аналізу працездатності та стану обладнання представлено на рисунку 2.2.

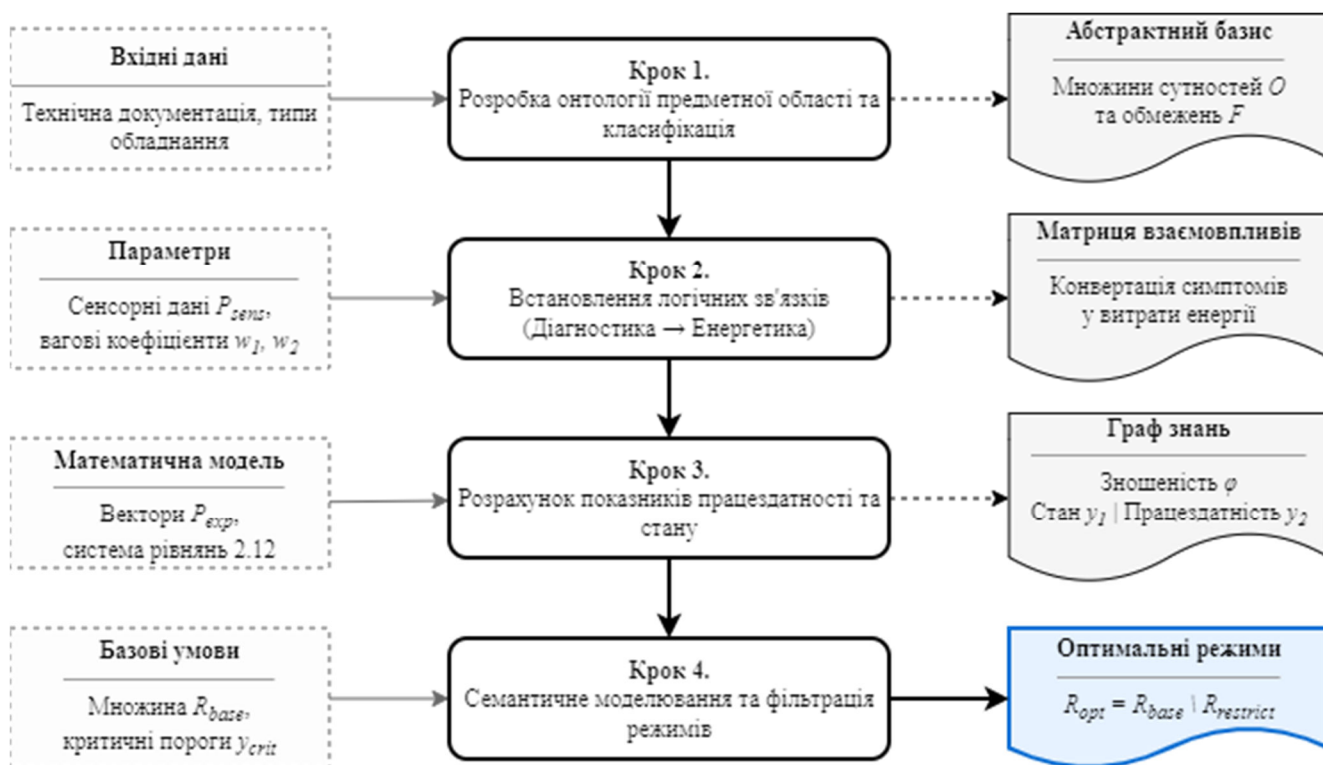


Рисунок 2.2 – Розширена схема алгоритму методу аналізу працездатності та стану обладнання

Запропонований метод аналізу працездатності та стану обладнання реалізується як ітеративна послідовність із чотирьох алгоритмічних кроків описаних нижче.

Крок 1. Розробка онтології предметної області для класифікації енергоємного обладнання

Першим етапом методу аналізу працездатності та стану обладнання є формування класифікаційного простору на основі множини сутностей O . Кожна одиниця обладнання розглядається як об'єкт, що має певну семантичну роль у технологічному процесі. Для кожного класу обладнання (наприклад, кінематичні приводи, термічні установки) теоретично визначається унікальний набір обов'язкових сенсорних параметрів P_{sens} та межі безпечної експлуатації, що формують простір обмежень Ω .

Така онтологічна класифікація створює абстрактний базис методу: вона визначає, які саме математичні правила та рівняння з множини F повинні застосовуватися до конкретного потоку вхідних даних, автоматично відсікаючи обробку нерелевантних змінних [4].

Крок 2. Встановлення логічних зв'язків між діагностичними параметрами та енергетичними характеристиками

На цьому етапі метод формує матрицю взаємовпливів. У класичних підходах діагностика механічного стану та облік енергетики розглядаються як паралельні, не пов'язані процеси. Запропонований метод встановлює строгу функціональну залежність між відхиленням фізичних параметрів та падінням енергоефективності.

Алгоритмічно це реалізується через систему вагових коефіцієнтів β_i та γ_i , визначених у семантичній моделі. Задається базове логічне правило: будь-яке зростання температури або вібрації призводить до збільшення значення відхилення Δ_i , що математично трактується як збільшення внутрішнього опору або тертя в механізмі. Це означає, що для виконання сталого обсягу корисної роботи ($\psi > 0$) знадобиться більша фактична споживана потужність. Таким чином, суто діагностичні симптоми конвертуються в енергетичні показники [2].

Крок 3. Проведення розрахунків значень параметрів працездатності та стану обладнання

На цьому етапі здійснюється розв'язання системи диференціальних рівнянь (2.12). Вхідними даними є вектори параметрів P_{sens} та P_{exp} , які аналізуються на послідовних часових інтервалах.

Результатом цих математичних перетворень є динамічна побудова графа знань до якого додаються такі інтелектуальні показники: накопичена зношеність φ , функція технічного стану y_1 , та працездатність y_2 . Ребра графа відображають логічні зв'язки та відношення між вершинами, що містять поняття та сутності, пов'язані з роботою обладнання. Формування такого графа дозволяє перетворити плоскі числові ряди на зв'язану семантичну структуру, де кожен поточний параметр має чітко визначений експлуатаційний контекст [73].

Крок 4. Семантичне моделювання для визначення оптимальних режимів експлуатації

На фінальному етапі методу аналізу працездатності та стану обладнання розраховані показники піддаються логічній фільтрації для трансформації абстрактної оцінки стану у конкретну множину допустимих технологічних

режимів. Результируюча множина оптимальних режимів експлуатації розраховується як вилучення:

$$R_{opt} = R_{base} \setminus R_{restrict}(y_1, y_2), \quad (2.14)$$

де R_{opt} – множина оптимальних режимів експлуатації, що передається для подальшого планування,

R_{base} – базова множина всіх можливих режимів роботи конкретної одиниці обладнання,

$R_{restrict}(y_1, y_2)$ – динамічна множина заборонених режимів, склад якої генерується залежно від поточних показників стану та працездатності.

Логіка формування множини заборонених режимів $R_{restrict}$ базується на системі продукційних правил. Якщо значення параметру стану обладнання y_1 наближається до критичного порогу θ , або якщо показник працездатності y_2 вказує на високу ймовірність виходу вектора параметрів за межі області Ω , множина $R_{restrict}$ розширюється. У неї автоматично включаються форсовані, енергоємні або високошвидкісні режими, оскільки їх використання на зношеному обладнанні є ризикованим. Якщо ж обладнання перебуває в ідеальному стані ($y_2 = 1$), множина $R_{restrict}$ є порожньою і не призводить до обмеження режимів роботи обладнання [3].

2.3.1 Оцінка складності алгоритму методу аналізу працездатності та стану обладнання

Критичною вимогою до програмного забезпечення, що розгортається на рівні граничних обчислень, є здатність функціонувати в умовах реального часу за суворих обмежень апаратних ресурсів промислових мікроконтролерів. Для підтвердження цієї здатності було проведено оцінку алгоритмічної складності розробленого методу аналізу працездатності та стану обладнання.

Процес ідентифікації стану обладнання на кожному розрахунковому такті t_k складається з детермінованої послідовності математичних операцій:

1. Нормування відхилень сенсорних сигналів потребує знаходження максимального значення у масиві з N елементів, де N – розмір буфера високочастотної телеметрії на інтервалі t_k та виконання базових арифметичних операцій. Часова складність цього етапу становить $O(N)$.

2. Обчислення базової зношеності $\varphi_i(t_k)$ за формулою (2.8) вимагає виконання фіксованої кількості операцій множення та додавання зі складністю – $O(1)$.

3. Розрахунок інтегрального стану $y_{1,i}(t_k)$ за формулою (2.9) складається виконання зваженого додавання нормованих ознак зі складністю – $O(1)$.

4. Згладжування ковзним середнім при використанні вікна розміром W , класична реалізація має складність $O(W)$.

5. Оцінка семантичних станів відповідно до умов (2.11) та функції Хевісайда з формули 2.10 потребує виконання кількох логічних порівнянь розрахованого показника з наперед заданими порогами θ_{deg} та θ_{crit} із загальною складністю – $O(1)$.

Таким чином, загальна часова складність (Time Complexity) одного повного циклу логічного виводу становить $O(N)$, де N визначається виключно частотою дискретизації сенсорів і є заздалегідь відомою константою для конкретного агрегату. Просторова складність (Space Complexity) оцінюється як $O(N)$.

На відміну від моделей глибинного машинного навчання, які часто застосовуються в хмарних архітектурах і мають недетермінований час збіжності, розроблений метод аналізу працездатності та стану обладнання гарантує строгу верхню межу часу виконання (Worst-Case Execution Time, WCET)[16].

Відсутність ітеративних циклів невизначеної довжини, масивних матричних перемножень та відсутність необхідності очікування мережевої відповіді дозволяє стверджувати, що запропонована модель є алгоритмічно детермінованою. Це доводить її придатність для розгортання безпосередньо на програмованих логічних контролерах (ПЛК) промислової автоматики технологічної лінії. В свою чергу це забезпечує миттєву реакцію на процеси зношення обладнання та формуючи надійний фундамент для подальшого планування на рівні туманних обчислень[73].

2.4. Розробка математичної моделі корекції планування енергоспоживання

Для перетворення семантичних знань про стан обладнання у формалізовані параметри енергоринку розроблено багатокритеріальну математичну модель синтезу графіків електричного навантаження. Дана модель виступає теоретичним ядром, що узгоджує динаміку фізичного зношення активів із фінансовими обмеженнями балансуючого ринку електроенергії.

Оскільки технологічна лінія є складною динамічною системою, математичну модель представлено у вигляді чотирьох взаємопов'язаних підсистем: формалізацію простору-часу, топологічну модель матеріальних потоків, модель прогнозування енергоспоживання та економічну цільову функцію.

2.4.1. Формалізація часового простору та векторів керування

Для побудови обчислювальної моделі, здатної функціонувати в режимі реального часу та взаємодіяти з регламентами енергоринку, необхідно здійснити перехід від неперервного фізичного часу до дискретного простору станів. Оскільки ринок на добу наперед та балансуючий ринок електроенергії оперують фіксованими розрахунковими періодами, математична формалізація часового простору є важливою умовою для коректного синтезу ГЕН.

Нехай процес функціонування технологічної лінії розглядається на фіксованому горизонті планування H . Час $t \in [0, H]$ розбивається на K рівних за тривалістю інтервалів. Множина розрахункових періодів T формалізується як:

$$T = \{t_1, t_2, \dots, t_K\}, \quad (2.15)$$

де t_i - дискретний розрахунковий інтервал.

Крок дискретизації визначається як $\Delta t = t_k - t_{k-1}$. У контексті планування енергоспоживання крок Δt зазвичай приймається рівним 1 годині або 15 хвилинам, що відповідає стандартним розрахунковим періодам ринку.

Стан технологічної лінії у будь-який розрахунковий період $t_k \in T$ повністю визначається двома ключовими векторами: вектором технічних станів та вектором керування.

Вектор технічних станів обладнання

Фізичне зношення активів розглядається як неперервний процес, однак для цілей математичного планування його значення фіксуються на початку кожного інтервалу. Технологічна лінія розглядається як сукупність з n одиниць обладнання. Стан технологічної лінії описується багатовимірним вектором $Y(t_k)$:

$$Y(t_k) = \begin{bmatrix} y_{1,1}(t_k) \\ y_{1,2}(t_k) \\ \vdots \\ y_{1,n}(t_k) \end{bmatrix} \in R^n, \quad (2.16)$$

де $y_{1,i}(t_k)$ – показник технічного стану i -го агрегату в момент часу t_k , що набуває значень на інтервалі $[0, 1]$.

Динаміка зміни цього вектора в часі описується дискретною апроксимацією системи диференціальних рівнянь (2.12).

Вектор операційних режимів

На відміну від технічного стану, вибір операційних режимів є керованим процесом. У даній математичній моделі для опису вектору операційних режимів на розрахунковому періоді t_k використовується вектор $U(t_k)$:

$$U(t_k) = \begin{bmatrix} u_1(t_k) \\ u_2(t_k) \\ \vdots \\ u_n(t_k) \end{bmatrix}, \quad (2.17)$$

де $u_i(t_k)$ – дискретна змінна, що визначає операційний режим i -го агрегату на поточному інтервалі Δt , така що:

$$\forall i \in [1, n], \forall t_k \in T : u_i(t_k) \in R_{opt,i}(y_{1,i}(t_k)), \quad (2.18)$$

де $R_{opt,i}$ – множина безпечних режимів експлуатації для i -го агрегату, сформована на основі значення параметру його технічного стану, отримана в результаті застосування методу аналізу працездатності та стану.

Ця математична умова забезпечує прямий зв'язок між задачею діагностування та задачею енергетичного планування: якщо стан $y_{1,i}(t_k)$ наближається до критичного, потужність множини $|R_{opt,i}|$ зменшується. Це об'єктивно звужує простір можливих рішень для пошуку екстремуму цільової функції [5].

Послідовність векторів керування на всьому горизонті планування утворює матрицю керуючих впливів:

$$U = [U(t_1), U(t_2), \dots, U(t_K)]. \quad (2.19)$$

Саме пошук оптимальної матриці U , яка задовольняє як топологічним обмеженням графа виробництва, так і фінансовим критеріям ринку, становить ядро задачі математичного програмування, що розглядається у наступних підрозділах.

2.4.2. Топологічна модель матеріальних потоків та обмежень

У реальних виробничих умовах енергоємне обладнання не функціонує ізольовано. Зміна технічного стану або операційного режиму одного агрегату впливає на умови роботи суміжних ланок. На практиці часто зустрічаються складні розгалуження матеріальних потоків, наявність паралельно працюючого обладнання для резервування або збільшення пропускної здатності ділянок, а також контури рециркуляції, пов'язані з поверненням матеріалів на повторну обробку. Такі конфігурації утворюють складні сіткові структури, що ускладнює математичний опис динаміки матеріальних потоків. Тому з метою базової верифікації запропонованої математичної моделі, приймається допущення про послідовну структуру технологічного процесу.

З метою опису цих взаємозв'язків технологічний процес визначається у вигляді зваженого орієнтованого графа:

$$G = \langle V, E \rangle, \quad (2.20)$$

де $V = \{v_i, v_i, \dots, v_n\}$ – множина вершин, що відповідає множині одиниць обладнання,

$E \subseteq V \times V$ – множина дуг, що визначає напрямок руху матеріальних потоків між агрегатами.

Кожна вершина $v_i \in V$ на розрахунковому інтервалі t_k характеризується функцією фактичної продуктивності:

$$q_i(t_k) = f(u_i(t_k), y_{1,i}(t_k)), \quad (2.21)$$

де $q_i(t_k)$ – продуктивність i -го агрегату в поточний момент часу,

$u_i(t_k)$ – обраний операційний режим,

$y_{1,i}(t_k)$ – параметр поточного технічного стану.

Для кожної орієнтованої пари суміжних вершин $e_{i,j} = (v_i, v_j) \in E$ вводиться поняття проміжного буфера накопичення. Стан буфера $B_{i,j}(t_k)$ характеризує обсяг матеріалу, що пройшов обробку на обладнанні v_i , але ще не надійшов до обладнання v_j . Приклад структури графа представлено на рисунку 2.3.

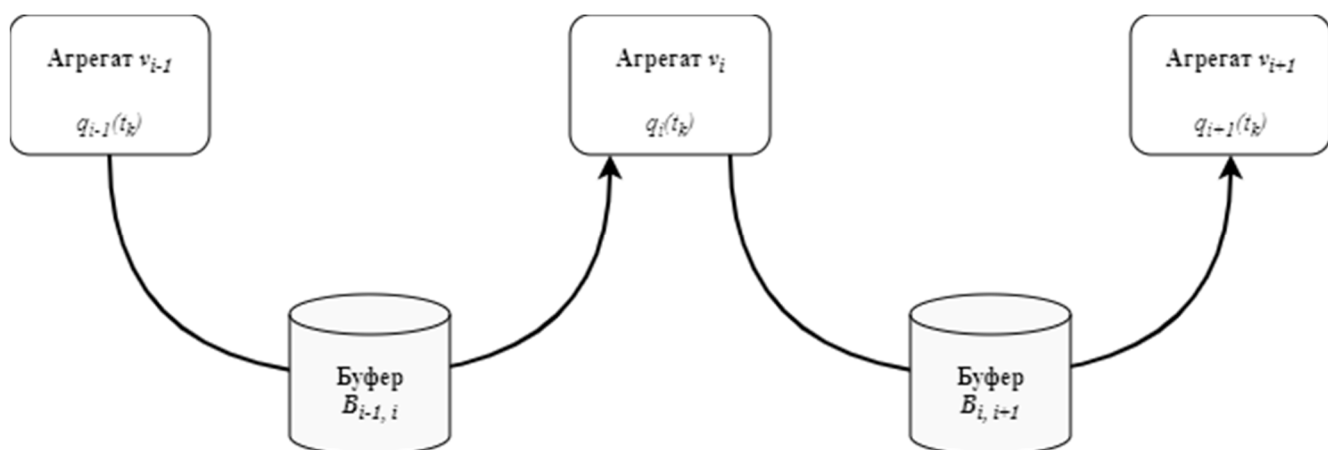


Рисунок 2.3 – Приклад структури графа G

Динаміка зміни стану проміжних буферів у дискретному часі описується системою різницьових рівнянь:

$$B_{i,j}(t_k) = B_{i,j}(t_{k-1}) + [q_i(t_k) - q_j(t_k)] \times \Delta t \quad (2.22)$$

Для забезпечення технологічної валідності математичної моделі, на простір станів буферів накладаються топологічні обмеження. Обсяг накопиченого матеріалу не може бути від'ємним і не може перевищувати максимальну фізичну ємність накопичувача $B_{i,j}^{max}$:

$$0 \leq B_{i,j}(t_k) \leq B_{i,j}^{max}, \quad \forall e_{i,j} \in E. \quad (2.23)$$

Алгоритм описаного явища виникнення енергетичного небалансу представлено на рисунку 2.4.



Рисунок 2.4 – Алгоритм виникнення енергетичного небалансу

На рисунку 2.4 визначені такі 5 кроків:

1. Нехай у момент часу t_{k-1} технічний стан обладнання j наближається до критичного порогу ($u_{1,j} \rightarrow \theta$). Згідно з обмеженнями моделі Ω , це призводить до звуження множини доступних режимів $R_{opt,j}$.

2. Задача оптимізації змушена обрати для v_j більш економний режим u_j , що призводить до різкого падіння його локальної продуктивності q_j .

3. Оскільки $q_i > q_j$, згідно з різницеvim рівнянням, буфер $B_{i,j}$ починає стрімко наповнюватися і за кілька розрахункових тактів досягає верхньої межі $B_{i,j}^{max}$.

4. У цей момент нерівність $B_{i,j}(tk) \leq B_{i,j}^{max}$ стає активним математичним обмеженням для задачі мінімізації. Для його виконання алгоритм оптимізації примусово ініціює зміну керуючого впливу для попереднього вузла v_i , переводячи його в режим очікування або холостого ходу ($u_i \rightarrow u_{idle}$), щоб забезпечити умову $q_i \leq q_j$.

5. Перехід агрегату v_i в режим u_{idle} спричиняє нелінійне, різке падіння його індивідуального енергоспоживання $E_i(u_i)$. Оскільки цей процес поширюється у зворотному напрямку графа G , сумарне енергоспоживання технологічної лінії суттєво відхиляється від замовленого базового ГЕН у бік зменшення.

Таким чином, введення топологічної моделі буферів дозволяє обчислювальному апарату не лише констатувати перевитрати енергії через зношення окремих вузлів, але й передбачати масивні каскадні недоспоживання з метою подальшого розрахунку цільової функції витрат на енергоринку.

2.4.3. Модель прогнозування енергоспоживання з урахуванням зношення

Для розв'язання задачі мінімізації фінансових втрат на енергоринку необхідно мати математичний апарат, здатний з високою точністю прогнозувати фактичні обсяги споживання електроенергії на кожному розрахунковому інтервалі t_k . Основною проблемою існуючих підходів є використання статичних паспортних норм, які не враховують поточний фізичний стан активів [5]. У даній дисертаційній роботі розроблено математичну модель прогнозування, яка встановлює нелінійну залежність між рівнем зношення вузлів та кількістю спожитої ними енергії [74].

Для ідеально справного обладнання ($y_{1,i} = 1$) потужність споживання є детермінованою функцією виключно від обраного операційного режиму. Базова потужність i -го агрегату формалізується як:

$$P_{nom,i}(t_k) = f_{pass}(u_i(t_k)), \quad (2.24)$$

де $P_{nom,i}(t_k)$ – номінальна споживана потужність у момент часу t_k ,

$u_i(t_k)$ – обраний операційний режим,

f_{pass} – відображення, що ставить у відповідність кожному режиму його паспортне енергоспоживання.

Вплив фізичного зношення математично формалізується через введення безрозмірної функції корекції зношення μ_i .

$$\mu_i(t_k) = \alpha_i \times (1 - y_{1,i}(t_k))^\gamma \times k_{ctx}(u_i(t_k)), \quad (2.25)$$

де $\mu_i(t_k)$ – коефіцієнт додаткових енергетичних витрат,

α_i – емпіричний ваговий коефіцієнт, що визначає чутливість конкретного типу обладнання до зносу,

γ – показник ступеня нелінійності, який відображає експоненційний характер зростання втрат на пізніх стадіях зношення,

$y_{1,i}(t_k)$ – параметр поточного технічного стану,

k_{ctx} – функція контексту, що враховує вплив зносу на рівних операційних режимах.

Описана функція μ_i описує відносний приріст енергоспоживання і задовольняє такі граничні умови: $\mu_i(1, u_i) = 0$ (відсутність втрат в ідеальному стані) та стрімке зростання при $y_{1,i} \rightarrow \theta$.

З урахуванням введеної корекції, прогнозована потужність i -го агрегату на інтервалі t_k розраховується як:

$$P_{adj,i}(t_k) = P_{nom,i}(t_k) \times (1 + \mu_i(t_k)). \quad (2.26)$$

Загальний обсяг спожитої електроенергії всією технологічною лінією за дискретний розрахунковий період Δt визначається шляхом агрегації індивідуальних показників. Припускаючи, що потужність залишається незмінною в межах кроку дискретизації Δt , рівняння предиктивного енергоспоживання набуває вигляду:

$$E_{adj}(t_k) = \sum_{i=1}^n [P_{adj,i}(t_k) \times \Delta t], \quad (2.27)$$

де n – загальна кількість одиниць обладнання в топологічній моделі.

Для подальшої експериментальної верифікації моделі та розрахунку фінансових втрат необхідно формалізувати структуру фактичного енергоспоживання підприємства [75]. В умовах реального виробництва визначення надбавки зношення ускладнюється наявністю природних технологічних коливань. Тому загальне фактичне споживання електроенергії технологічної лінії $E_{real}(t_k)$ на розрахунковому інтервалі доцільно представити у вигляді суми:

$$E_{real}(t_k) = E_{base}(t_k) + \sum_{i=1}^n \mu_i(t_k) \times P_{nom,i}(t_k) \times \Delta t + \xi_{tech}(t_k), \quad (2.28)$$

де $E_{base}(t_k)$ – базовий профіль комерційного енергоспоживання лінії за умови повної справності всього обладнання,

$\xi_{tech}(t_k)$ – стохастичні технологічні коливання та похибки систем вимірювання.

Таким чином на рівні граничних обчислень видається можливим ізолювати локальні процеси зношення для того, щоб на рівні туманних обчислень використати дані про стан обладнання з метою формування планів енергоспоживання [76].

2.4.4. Формування цільової функції оптимізації

Фінансові втрати підприємства формуються з двох основних складових: базової вартості спожитої електроенергії в рамках РДД або РДН та штрафних санкцій за небаланси енергоспоживання [77]. Оскільки керуючим впливом виступає матриця операційних режимів U , цільова функція $J(U)$ формалізується як сума витрат на всьому горизонті планування T :

$$J(U) = \sum_{k=1}^K [E_{adj}(t_k, U) \times C_{base}(t_k) + \Phi_{imb}(\Delta E(t_k))] \rightarrow \min, \quad (2.29)$$

де $E_{adj}(t_k, U)$ – сумарний скоригований прогноз енергоспоживання на інтервалі t_k ,

$C_{base}(t_k)$ – базова ціна закупівлі одиниці електроенергії в момент часу t_k ,

$\Delta E(t_k)$ – абсолютна величина фізичного небалансу,

Φ_{imb} – нелінійна функція фінансового штрафу балансуючого ринку.

Величина небалансу визначається як різниця між розрахунковим скоригованим споживанням та попередньо заявленим лімітом E_{plan} :

$$\Delta E(t_k) = E_{adj}(t_k, U) - E_{plan}(t_k) \quad (2.30)$$

Функція штрафу Φ_{imb} відображає асиметричну природу балансуючого ринку. Купівля відсутньої енергії (дефіцит) та продаж надлишку (профіцит) на балансуючому ринку тарифікуються за різними, економічно не вигідними для підприємства ставками [78]. Математично ця функція задається кусково-лінійною залежністю:

$$\Phi_{imb}(x) = \begin{cases} K_{up} \times x, & x > 0 \\ K_{down} \times |x|, & x < 0 \\ 0, & x = 0 \end{cases}, \quad (2.31)$$

де K_{up} – штрафний тариф балансуючого ринку за споживання понад заявлений графік,

K_{down} – дисконтний тариф за неспожиту, але заявлену електроенергію.

Загальна постановка задачі мінімізації

Пошук глобального мінімуму цільової функції здійснюється за умови обов'язкового виконання системи математичних обмежень:

$$\begin{cases} \forall i \in [1, n], \forall t_k \in T : u_i(t_k) \in R_{opt,i}(y_{1,i}(t_k)) \\ \forall e_{i,j} \in E, \forall t_k \in T : 0 \leq B_{i,j}(t_k) \leq B_{i,j}^{max} \\ \sum_{k=1}^K [\min_{i \in V} (q_i(u_i(t_k), y_{1,i}(t_k)))] \times \Delta t \geq Q_{plan}, \end{cases} \quad (2.32)$$

де Q_{plan} – плановий обсяг випуску продукції.

З урахуванням цієї системи обмежень, фінальна математична постановка задачі синтезу оптимізованих графіків енергоспоживання набуває класичного вигляду:

$$U^* = \arg \min_U J(U), \quad (2.33)$$

де U^* – оптимальна матриця режимів роботи обладнання, яка забезпечує найменші фінансові втрати $J(U)$ при повному дотриманні всіх фізичних та виробничих обмежень системи.

Розв'язання даної оптимізаційної задачі є теоретичною базою для алгоритмічного формування ГЕН Д0 та ГЕН Д1.

2.5. Розробка методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання підприємств-учасників енергоринку

Математична модель, сформульована у підрозділі 2.4, встановлює критерії та обмеження для мінімізації фінансових втрат підприємства. Для практичного розв'язання задачі оптимізації та генерації вихідних документів процесу планування енергоспоживання пропонується метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання при плануванні роботи технологічної лінії. Запропонований метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання реалізує алгоритмічну процедуру перетворення інтелектуальних оцінок технічного стану у формалізовані заявки для енергоринку і складається з наступних чотирьох кроків наведених на рисунку 2.5.

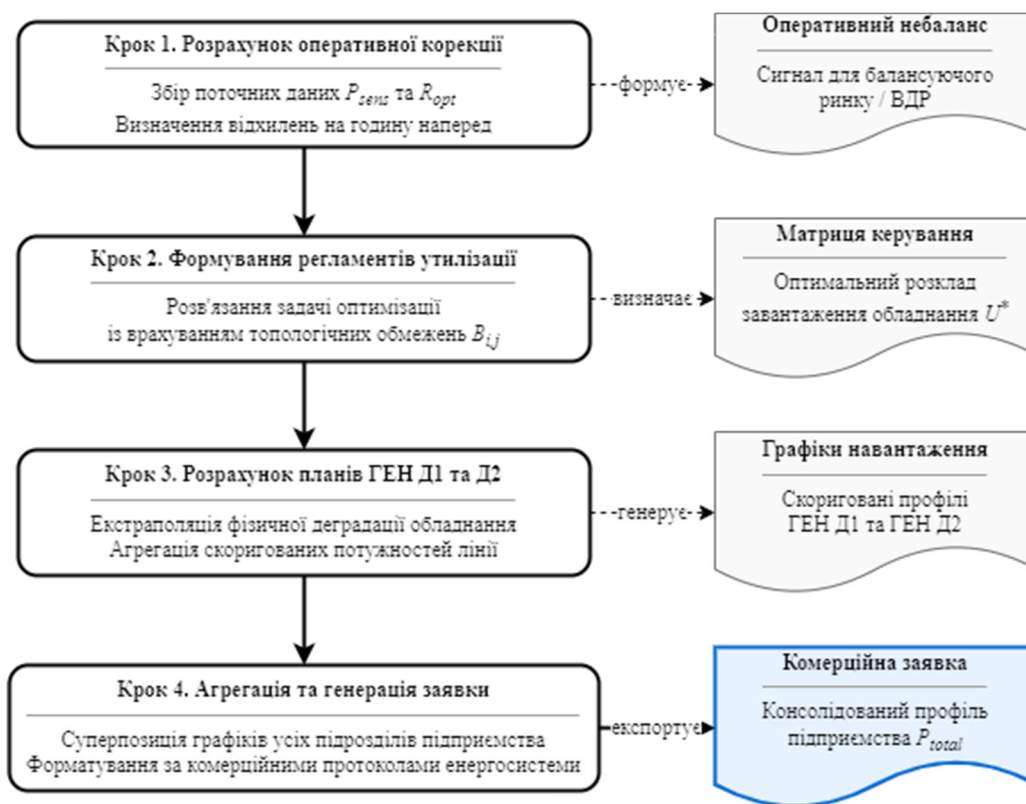


Рисунок 2.5 – Розширена схема алгоритму методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання

Крок 1. На основі отриманих даних про поточне енергоспоживання, оптимальні режими експлуатації обладнання, а також планів виробництва, визначити значення корекції поточного енергоспоживання технологічної лінії на годину наперед

На першому етапі алгоритм здійснює збір поточних телеметричних даних та результатів роботи методу оцінки працездатності. Для кожної i -ї одиниці обладнання фіксується поточний стан $y_{1,i}(t_k)$ та відповідна йому множина оптимальних режимів $R_{opt,i}$. Корекція розраховується для найближчого оперативного горизонту (на годину наперед) з метою участі підприємства на внутрішньодобовому ринку (ВДР) або балансуючому ринку [79]. Обчислюється величина оперативного небалансу $\Delta E(t_k)$, яка виникає внаслідок втрат через зношення μ_i або раптових змін у плані виробництва. Це дозволяє сформувати первинний сигнал для системи керування про необхідність зміни поточного навантаження.

Крок 2. Визначити регламенти утилізації обладнання технологічної лінії

Під утилізацією обладнання розуміється формування розкладу їхнього завантаження у часі. На цьому кроці метод здійснює пошук оптимальної матриці керуючих впливів U^* . Процедура зводиться до розв'язання оптимізаційної задачі, де цільова функція $J(U)$ мінімізується за умови обов'язкового виконання системи математичних обмежень 2.32.

Алгоритм ітеративно підбирає такі режими роботи $u_i(t_k)$, які не виходять за межі безпечної експлуатації обладнання, не призводять до переповнення проміжних буферів $B_{i,j}(t_k)$ і при цьому гарантують випуск заданого обсягу продукції Q_{plan} . Знайдені регламенти утилізації є базою для подальшого прогнозування енергоспоживання [80].

Крок 3. Розрахувати ГЕН Д1 та ГЕН Д2 технологічної лінії з використанням побудованої математичної моделі корекції планування енергоспоживання, обчислюючи функцію енергоспоживання

Для розрахунку планів алгоритм виконує екстраполяцію показників фізичного зношення обладнання. Використовуючи математичні моделі зносу

(підрозділ 2.2), обчислюється вектор станів Yt_k для кожного розрахункового інтервалу майбутньої доби (для ГЕН Д1, де горизонт планування $H = 24$ години) та наступної за нею доби (для ГЕН Д2, $H = 48$ годин).

Маючи прогнозований стан обладнання та фіксований розклад його роботи, метод застосовує розроблену математичну модель прогнозування (підрозділ 2.4.3). Для кожного вузла обчислюється скоригована потужність із застосуванням нелінійної функції корекції зношення μ_i (2.25). Сумарна функція прогнозованого енергоспоживання всієї технологічної лінії розраховується як агрегована сума скоригованих потужностей на кожному кроці дискретизації $E_{adj}(t_k)$ відповідно до рівняння (2.27). Отримані масиви розрахункових значень формують математично обґрунтовані графіки ГЕН Д1 та ГЕН Д2. Завдяки врахуванню як безпосередніх втрат через зношення μ_i , так і каскадних змін навантаження, ці графіки зводять імовірність виникнення майбутніх фінансових небалансів ΔE до теоретичного мінімуму.

Крок 4. Агрегувати отримані дані обліку та планування енергоспоживання технологічних ліній для передачі оператору ринку профілів енергоспоживання підприємства

Фінальним етапом роботи методу є об'єднання отриманих даних з метою передачі оператору ринку актуальної інформації про енергоспоживання. Оскільки велике промислове підприємство є складною ієрархічною системою, загальний енергетичний профіль формується як суперпозиція профілів окремих структурних підрозділів.

Нехай підприємство складається з множини незалежних технологічних ліній $\mathcal{L} = \{L_1, L_2, \dots, L_m\}$. Алгоритм виконує математичне додавання скоригованих графіків кожної лінії для отримання консолідованого графіка підприємства E_{total} :

$$E_{total}(t_k) = \sum_{l=1}^m E_{adj,l}(t_k). \quad (2.34)$$

Після агрегації отриманий масив даних підлягає процедурі форматування згідно з комерційними регламентами та протоколами обміну даними оператора системи передачі (ОСП) або постачальника електроенергії [35]. Згенерований та

відформатований профіль E_{total} є кінцевим результатом алгоритмічної роботи розробленого методу. Цей масив експортується у вигляді формалізованої заявки, яка виступає офіційним документом для закупівлі обсягів електроенергії на відповідних сегментах ринку.

Для об'єктивного підтвердження переваг розроблених методів та оцінки якості функціонування системи планування енергоспоживання визначено набір математичних та економічних критеріїв. Вибір метрик обумовлений специфікою задачі прогнозування часових рядів в умовах промислового виробництва, де критичне значення має не лише середня точність, а й здатність моделі адекватно реагувати на значні відхилення, спричинені зношенням або відмовами обладнання.

Основним критерієм для оцінки точності формування ГЕН обрано середню абсолютну відсоткову похибку (Mean Absolute Percentage Error, MAPE), оскільки вона дозволяє порівнювати результати прогнозування для різних за масштабом технологічних ліній та незалежно від абсолютних значень споживаної потужності:

$$MAPE = \frac{100\%}{N} \sum_{k=1}^N \left| \frac{E_{real}(t_k) - E_{adj}(t_k)}{E_{real}(t_k)} \right|, \quad (2.35)$$

де $E_{real}(t_k)$ – фактичне значення енергоспоживання на інтервалі t_k ,

$E_{adj}(t_k)$ – розраховане значення енергоспоживання на інтервалі t_k ,

N – кількість розрахункових інтервалів у періоді прогнозування.

Для глибшого аналізу роботи методу при обробці великих одиничних похибок, які є найбільш критичними для балансуючого ринку електроенергії, застосовується середньоквадратична похибка (Root Mean Square Error, RMSE) [24]. Оскільки дана метрика сильніше штрафує модель за значні відхилення від фактичних значень, вона дозволяє оцінити надійність алгоритму в моменти різких змін технологічних режимів або аварійних зупинок:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (E_{real}(t_k) - E_{adj}(t_k))^2}. \quad (2.36)$$

Використання наведеного математичного апарату дозволяє об'єктивно верифікувати результати обчислювальних експериментів та довести, що інтеграція

топологічних обмежень і превентивне реагування на деградацію обладнання кількісно зменшують похибку комерційного планування підприємства.

2.6. Розбір модельного прикладу застосування розроблених теоретичних положень

Для кількісної верифікації та демонстрації практичної цінності розробленого математичного апарату розглянемо модельний приклад функціонування ділянки технологічної лінії, що складається з двох послідовних енергоємних агрегатів v_1 та v_2 , які з'єднані проміжним міжопераційним буфером накопичення $B_{1,2}$. Вхідні технологічні параметри для кожного верстата наведено в таблиці 2.1, а загальні параметри процесу та тарифи ринку — в таблиці 2.2.

Таблиця 2.1 – Технологічні та експлуатаційні параметри верстатів технологічної лінії

Опис параметра	Верстат v_1	Верстат v_2
Номінальна потужність у штатному режимі u_{norm} , кВт	100	150
Продуктивність у штатному режимі u_{norm} , од./год	15	15
Номінальна потужність в економному режимі u_{eco} , кВт	65	90
Продуктивність в економному режимі u_{eco} , од./год	10	10
Базова зношеність $\varphi(t_k)$	0,05	0,12
Емпіричний коефіцієнт чутливості до зносу α_i	0,5	0,5
Ваговий коефіцієнт температурного відхилення β_t	0,75	0,75
Межа допустимого зношення для режиму u_{norm} , θ_{norm}	0,25	0,25
Межа допустимого зношення для режиму u_{eco} , θ_{eco}	0,8	0,6
Емпіричний поріг початку процесів деградації θ_{deg}	0,2	0,2
Критичний поріг аварійного стану обладнання θ_{crit}	0,4	0,6

Таблиця 2.2 – Параметри процесу та енергетичного ринку

Позначення	Опис параметра	Значення
$B_{1,2}^{\max}$	Максимальна фізична місткість проміжного буфера, умовних од.	100
$B_{1,2}(t_k)$	Обсяг накопиченого матеріалу в буфері на початок такту, умовних од.	40
Δ_t	Крок дискретизації розрахункового періоду ринку, год	1
C_{base}	Базовий тариф на електроенергію, грн/кВт*год	7
K_{up}	Коефіцієнт штрафу за переспоживання	1,8
K_{down}	Коефіцієнт штрафу за недоспоживання	0,6

Крок 1. Розробка онтології предметної області для класифікації енергоємного обладнання

На першому етапі формується класифікаційний простір для поточної технологічної ділянки. Верстат v_1 за онтологією класифікується як кінематичний привід сталого навантаження, а Верстат v_2 – як багаторежимна термічна установка.

Для об'єкта v_2 онтологічно визначається обов'язковий набір сенсорних параметрів:

$$P_{\text{sens}} = \{Temp\}, \quad (2.37)$$

де $Temp$ — температура підшипникового вузла. Простір обмежень Ω для даного класу обладнання обмежує безпечну дельту нагріву значенням $\Delta Temp_{\text{max}} = 50^\circ\text{C}$ відносно паспортного оптимуму $Temp_2^{\text{norm}} = 60^\circ\text{C}$.

Крок 2. Локальний збір телеметрії та розрахунок інтегрального зношення

На розрахунковому інтервалі t_k безпосередньо на рівні другого агрегату v_2 вбудовані датчики фіксують температуру підшипникового вузла $Temp_2(t_k) = 72^\circ\text{C}$. Тобто нормоване відхилення параметра температури рахується за формулою:

$$\Delta Temp_2^{norm}(t_k) = \frac{\max(0, Temp_2(t_k) - TempNorm_2)}{\Delta Temp_2} = \frac{\max(0, 72 - 60)}{50} = \frac{12}{50} = 0,24. \quad (2.37)$$

Зростання температури інтерпретується методом як поява додаткового внутрішнього опору та тертя у підшипниковому вузлі, що у подальшому вимагатиме залучення більшої потужності для виконання базового обсягу корисної роботи.

Крок 3. Проведення розрахунків значень параметрів працездатності та стану обладнання

На цьому етапі здійснюється розв'язання рівняння стану, інтегруючи динамічні та накопичувальні складові деградації. Поточний інтегральний показник стану другого верстата $y_{1,2}(t_k)$ який виступає прямою мірою зношення, та накопичених дефектів, обчислюється шляхом поєднання базової лінійної зношеності за мото-годинами $\varphi(t_k) = 0,12$ та розрахованого на Кроці 2 нормованого значення відхилення з ваговим коефіцієнтом $\beta_t = 0,75$ згідно з формулою (2.9):

$$y_{1,2}(t_k) = \varphi(t_k) + \beta_t \times \Delta Temp_2^{norm}(t_k) = 0,12 + 0,75 \times 0,24 = 0,30. \quad (2.38)$$

Отримане значення додається до динамічного графа знань. Оскільки розрахована міра зношення задовольняє систему умов (2.11), перебуваючи в межах експлуатаційних порогів $\theta_{deg} < y_{1,2}(t_k) < \theta_{crit}$ ($0,20 < 0,30 < 0,60$), програмне забезпечення автоматично здійснює семантичний вивід та класифікує поточний стан другого верстата як режим прогресуючого зношення S_{deg} .

Крок 4. Семантичне моделювання для визначення оптимальних режимів експлуатації

Отримана семантична категорія S_{deg} та числове значення зношення $y_{1,2} = 0,30$ піддаються логічній фільтрації для трансформації оцінки зношення у конкретну множину допустимих технологічних режимів R_{opt} за формулою (2.14). Допуск кожного режиму з базової множини $R_{base} = \{u_{norm}, u_{eco}\}$ обчислюється за допомогою продукційних правил на основі функції Хевісайда:

$$H(\theta_{norm} - y_{1,2}) = H(0,2 - 0,3) = H(-0,05) = 0. \quad (2.39)$$

Режим u_{norm} блокується і автоматично включається до множини заборонених режимів $R_{restrict}$, оскільки його використання при поточному рівні зношення є ризикованим.

$$H(\theta_{eco} - y_{1,2}) = H(0,6 - 0,3) = H(0,3) = 1. \quad (2.40)$$

Режим u_{eco} є дозволеним, внаслідок чого результуюча множина звужується до єдиного безпечного варіанта: $R_{opt} = \{u_{eco}\}$.

Відповідно до зміни множини допустимих режимів верстат переводиться у режим u_{eco} . В цей момент виникає ризик каскадної зупинки технологічної лінії через переповнення проміжного буфера.

На основі методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання відбувається превентивна синхронізація – верстат v_1 переводиться у економний режим u_{eco} . Це вирівнює потік напівфабрикатів між верстатами, але зменшує загальне споживання лінії

Через наявне зношення верстата v_2 , за формулою (2.25) обчислюється коефіцієнт додаткових енергетичних втрат:

$$\mu_2 = 0,5 \times (0,30)^2 = 0,045. \quad (2.41)$$

Фактична потужність другого верстата становить:

$$P_{adj.2} = 90,0 \times (1 + 0,045) = 94,05 \text{ кВт}$$

Сумарне уточнене споживання в такому випадку становитиме:

$$E_{adj} = P_1^{eco} + P_{adj,2} = 65,0 + 94,05 = 159,05 \text{ кВт} \cdot \text{год}. \quad (2.42)$$

Без застосування семантичного моделювання базова заявка для ринку становить:

$$E_{plan} = 100 + 150 = 250 \text{ кВт} \cdot \text{год} \quad (2.43)$$

А величина предиктивного оперативного небалансу:

$$\Delta E = 159,05 - 250,0 = -90,95 \text{ кВт} \cdot \text{год}. \quad (2.44)$$

За умови неврахування цього збурення, значення функції штрафу балансуєного ринку (2.31) що відображає реакцію ринку електроенергії на недоспоживання підприємства складає:

$$\Phi_{imb} = C_{base} \times K_{down} \times |\Delta E(t_k)| = 0,7 \times 0,6 \times |-90,95| = 381,99 \text{ грн на годину} \quad (2.45)$$

На цьому модельному прикладі продемонстровано застосування методу аналізу працездатності та стану обладнання, який використовує семантичну модель роботи обладнання, та методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання, який використовує математичну модель корекції планування енергоспоживання, що дозволило вчасно виявити експлуатаційну деградацію окремого агрегату на граничному рівні обчислень, превентивно збалансувати технологічні режими та матеріальні потоки суміжних ланок лінії для запобігання її каскадній зупинці, а також забезпечити точне предиктивне коригування ринкової заявки.

Висновки до Розділу 2

У другому розділі дисертаційної роботи розроблено теоретико-математичне та алгоритмічне забезпечення кіберфізичної системи керування та планування енергоспоживання, що базується на парадигмі розподілених граничних та туманних обчислень. Отримані результати дозволяють зробити такі висновки:

1. Обґрунтовано та формалізовано семантичну модель роботи обладнання, яка дозволяє подолати семантичний розрив між фізичними процесами зношення та комерційним плануванням. Модель розподіляє інформаційні потоки на експлуатаційні, сенсорні та інтегральні параметри. Використання апарату диференціальних рівнянь для опису динаміки накопичення зносу та застосування функцій Хевісайда дозволило програмно трансформувати неперервні числові ряди даних з сенсорів обладнання у дискретні семантичні стани (штатний, прогресуюче зношення, передаварійний) у режимі реального часу[72].

2. Вперше розроблено метод аналізу працездатності та стану обладнання на рівні граничних обчислень. Показано, що перенесення інтелектуального фільтра безпосередньо до джерела даних забезпечує алгоритмічну детермінованість реакції системи із часовою складністю обчислень $O(N)$. Метод динамічно обчислює множини заборонених та безпечних режимів експлуатації, автоматично блокуючи

енергоємні форсовані режими при наближенні обладнання до критичного порогу зношення, що запобігає аваріям та непередбачуваним втратам енергії.

3. Сформульовано комплексну математичну модель корекції планування енергоспоживання, ключовою особливістю якої є інтеграція функцій корекції зношення. Введено нелінійну залежність між фізичним зношенням та додатковими енергетичними витратами. Для врахування взаємовпливу агрегатів розроблено топологічну модель матеріальних потоків у вигляді зваженого орієнтованого графа. Використання системи різницевих рівнянь для моделювання обсягів проміжних буферів накопичення дозволило алгоритмічно прогнозувати каскадні зупинки ліній та відповідні масивні недоспоживання електроенергії.

4. Математично формалізовано задачу розрахунку оптимальної матриці операційних режимів. Створено цільову функцію оптимізації, яка враховує кусково-лінійну природу фінансових штрафів на асиметричному балансуєчому ринку електроенергії. Мінімізація цієї функції забезпечує пошук такого розкладу роботи обладнання, який задовольняє виробничі плани, не виходить за межі топологічних обмежень буферів та утримує фізичний небаланс у межах нормативних допустимих відхилень.

5. Вперше розроблено метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання, орієнтований на рівень туманних обчислень. Алгоритм методу здійснює екстраполяцію показників фізичного зношення та перетворює регламенти утилізації активів у високоточні скориговані графіки електричного навантаження для енергетичного ринку. Агрегація цих профілів дозволяє підприємству генерувати комерційні заявки для енергоринку, що базуються на об'єктивній залишковій спроможності зношеного обладнання.

У підсумку, розроблений математичний та методичний апарат утворює цілісний конвеєр семантичної обробки даних, який стає надійним фундаментом для подальшої програмної імплементації та експериментального дослідження створеної кіберфізичної системи.

РОЗДІЛ 3. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ СЕМАНТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПЛАНУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ

Практичне підтвердження та верифікація наукових положень, викладених у попередніх розділах, передбачає проведення комплексної апробації розроблених методів у контрольованому експериментальному середовищі. Перехід від теоретичного математичного опису процесів зношення обладнання та оптимізації енергоспоживання до їх програмно-технічної реалізації вимагає створення спеціалізованої методики досліджень. Основний акцент зміщується з абстрактних математичних залежностей на аналіз функціонування системи в умовах реального часу, де враховуються обмеження обчислювальних потужностей граничних вузлів, стохастична природа завад у каналах передачі телеметрії та динамічна зміна експлуатаційних станів технологічних активів.

Експериментальна частина дослідження базується на принципах системного підходу, що дозволяє оцінити не лише точність окремих прогнозів, а й загальну стійкість запропонованого підходу до планування енергоспоживання до критичних збурень [80]. Використовується комбінація методів імітаційного моделювання та статистичного аналізу, що забезпечує високий ступінь достовірності отриманих результатів. Отримані дані слугують фундаментом для проведення порівняльного аналізу із традиційними методами прогнозування часових рядів, а також для верифікації здатності розроблених методів мінімізувати фінансові ризики на балансуєчому ринку електроенергії. Такий підхід дозволяє перевірити гіпотезу про те, що врахування семантики технічного стану обладнання забезпечує вищу точність планування порівняно з моделями, що спираються виключно на історичну статистику споживання.

3.1. Визначення мети, об'єкту та загальної методики проведення експериментального дослідження

Формування методологічної основи експерименту розпочинається з ідентифікації ключових параметрів об'єкта дослідження та встановлення цільових показників ефективності [81]. Процес апробації структурується таким чином, щоб забезпечити послідовне тестування всіх розроблених методів та моделей: від збору первинних діагностичних ознак на рівні граничних обчислень до формування агрегованих графіків електричного навантаження на рівні туманних обчислень. Визначається набір інструментальних засобів, які дозволяють автоматизувати процес проведення багаторазових ітерацій та забезпечити чистоту експерименту через мінімізацію впливу суб'єктивних чинників [82].

Вибір методики дослідження обумовлений необхідністю відтворення складних нелінійних взаємозв'язків, що виникають усередині технологічної лінії під час прогресуючого зносу обладнання. Використовується багаторівневий підхід до моделювання, де кожна стадія експерименту відповідає певному етапу процесу планування енергоспоживання підприємства [83]. Здійснюється детальне планування експериментальних прогонів, що охоплюють штатні режими функціонування, фази прогресуючого зношення та сценарії каскадних відмов, що дозволяє отримати вичерпну характеристику розроблених методів у всьому діапазоні можливих станів системи. Особлива увага приділяється обґрунтуванню метрик, які будуть використані для математичної оцінки переваг запропонованих рішень над існуючими аналогами [84].

Головною метою проведення комплексу експериментальних досліджень є практичне та кількісне підтвердження ефективності розроблених у другому розділі методів семантичного моделювання та алгоритмів оптимізації енергоспоживання на базі архітектури граничних обчислень [85]. Дослідження спрямоване на доведення наукової гіпотези про те, що перехід від традиційного статистичного прогнозування часових рядів до семантичного аналізу фізичного стану обладнання в режимі реального часу на рівні граничних та туманних обчислень дозволяє

суттєво підвищити точність планування електричного навантаження та мінімізувати фінансові втрати підприємства на енергоринку [86].

Для досягнення поставленої мети загальну програму експериментальних досліджень було поділено на взаємопов'язані етапи, що передбачають вирішення наступних конкретних завдань:

1. Верифікація імітаційної моделі та синтетичного набору даних. Підтвердження статистичної адекватності розробленого цифрового двійника фізичним процесам, що протікають у реальних електромеханічних системах [87]. Перевірка коректності відтворення нелінійної динаміки накопичення зносу та реакції системи на імітацію сенсорного шуму.

2. Дослідження ефективності семантичної моделі на граничному рівні обчислень. Оцінка чутливості алгоритму аналізу працездатності до змін вхідних потоків телеметрії. Перевірка коректності та швидкодії динамічного формування множини безпечних режимів експлуатації R_{opt} при наближенні обладнання до критичного стану відмови.

3. Апробація алгоритму оптимізації та корекції плану на туманному рівні обчислень. Практична перевірка можливості знаходження глобального мінімуму цільової функції витрат. Дослідження коректності роботи топологічних фільтрів: здатності алгоритму розпізнавати загрозу переповнення проміжних буферів та завчасно перебудовувати розклад роботи для уникнення каскадних зупинок технологічної лінії.

4. Порівняльний аналіз із традиційними методами прогнозування. Здійснення кількісної оцінки точності прогнозування розробленого семантичного методу у порівнянні з класичними статистичними моделями авторегресії та інтегрованого ковзного середнього на прикладі класу моделей SARIMA [88]. Визначення меж ефективності обох підходів на різних фазах життєвого циклу обладнання таких як: штатний режим, прогресуюче зношення, аварійна відмова [89].

5. Оцінка техніко-економічної доцільності впровадження. Трансляція отриманих показників у фінансові еквіваленти з метою підтвердження практичної цінності розробленого програмно-апаратного комплексу для кінцевого споживача.

3.1.1. Обґрунтування імітаційної моделі технологічної лінії

Для апробації розроблених методів та алгоритмів у межах даної роботи було спроектовано та реалізовано цифрову імітаційну модель (цифровий двійник) типової автоматизованої технологічної лінії. Об'єктом моделювання обрано дискретно-безперервне виробництво, структура якого є репрезентативною для підприємств машинобудівного та енергоємного секторів. Вибір саме такої конфігурації обумовлений необхідністю відтворення складних топологічних взаємозв'язків, де вихід з ладу або зниження продуктивності одного вузла призводить до каскадних змін у роботі всієї системи [90].

Моделювана технологічна лінія представлена у вигляді орієнтованого графа, що містить n одиниць основного обладнання (верстатів-агрегатів), з'єднаних системою конвеєрів та міжопераційних буферів. Кожен вузол $v_i \in V$ імітує роботу конкретного електромеханічного пристрою, що характеризується індивідуальною паспортною потужністю P_{nom} та продуктивністю q_i . Для забезпечення високої достовірності експерименту цифровий двійник містить три рівні функціональної деталізації:

1. Фізико-механічний рівень: імітує динаміку основних механічних вузлів. На цьому рівні реалізовано генерацію віртуальних телеметричних сигналів, що відповідають фізичним параметрам: амплітуді вібрації, середньоквадратичному значенню віброприскорення та температурі обмоток двигунів (°C) [91]. Зміна цих параметрів у часі підпорядковується диференціальним рівнянням зношення, описаним у розділі 2.

2. Енергетичний рівень: розраховує фактичне споживання електроенергії кожним вузлом. У модель закладено нелінійну залежність між рівнем механічного зносу та зростанням енергетичних втрат на внутрішнє тертя [92]. Це дозволяє

імітувати ситуації, коли при незмінному виробничому плані енергоспоживання лінії зростає внаслідок технічного зношення активів.

3. Логістико-топологічний рівень: керує потоками напівфабрикатів між агрегатами. Кожен проміжний буфер $B_{i,j}$ характеризується граничною місткістю B_{max} . Алгоритмічно реалізовано логіку «зворотного зв'язку»: при досягненні критичного рівня наповнення буфера попередній у ланцюгу агрегат автоматично переводиться в режим очікування або зниженої продуктивності, що спричиняє різку зміну профілю навантаження всієї лінії [93].

Інформаційна архітектура об'єкта дослідження передбачає наявність розподіленої мережі «віртуальних сенсорів», дані з яких надходять до контролерів на граничному рівні обчислень для первинної семантичної обробки. Кожен такий контролер у моделі має обмежені обчислювальні ресурси та пам'ять, що дозволяє перевірити працездатність методів в умовах апаратних обмежень промислової автоматики [94-96].

3.1.3. Формування конфігурацій та сценаріїв тестування

Комплексна перевірка працездатності та ефективності розроблених алгоритмів вимагає проведення експериментальних прогонів у різних експлуатаційних умовах, що охоплюють увесь життєвий цикл промислового обладнання. З цією метою на базі розробленого цифрового двійника було сформовано три базові сценарії імітаційного моделювання. Кожен сценарій триває визначений період віртуального часу і генерує відповідний масив телеметричних даних для тестування аналітики на граничному рівні обчислень та планування на туманному рівні обчислень[97]

1. Штатний режим експлуатації

Даний сценарій імітує ідеалізовану роботу технологічної лінії, коли всі агрегати перебувають у семантичному стані S_{norm} .

Характеристика: рівень енергоспоживання відповідає паспортним даним, механічний знос мінімальний, а потоки телеметрії спотворюються шумами сенсорів на основі нормального розподілу Гауса [98].

Мета тестування: формування базової лінії споживання для оцінки точності. У цьому сценарії перевіряється гіпотеза про те, що за відсутності збурень розроблений семантичний метод демонструє точність прогнозування, зіставну з класичними статистичними моделями типу SARIMA, не поступаючись їм у продуктивності.

2. Режим прогресуючого зношення

Сценарій моделює поступове зношення ключових вузлів одного або декількох агрегатів, що призводить до їх переходу в семантичний стан S_{deg} .

Характеристика: у цифровому двійнику активуються диференціальні рівняння накопичення втоми. У міру зростання $y_{1,i}$, генератор імітує підвищення вібраційного фону та поступове збільшення енергоспоживання на величину надбавки зношення μ_i .

Мета тестування: перевірка здатності алгоритму розпізнавати прихований тренд зношення. Очікується, що традиційні моделі без доступу до семантики стану почнуть систематично занижувати прогноз, тоді як розроблена система адаптуватиме ГЕН відповідно до реального фізичного стану.

3. Передаварійний режим та імітація каскадних збурень

Сценарій, що імітує раптову зміну технічного стану агрегату з переходом у S_{crit} .

Характеристика: імітується різкий стрибок показників телеметрії, що сигналізує про загрозу відмови. Контролер на рівні граничних обчислень повинен миттєво ідентифікувати цей стан і передати команду на рівень туманних обчислень для зниження продуктивності пошкодженого вузла.

Мета тестування: перевірка роботи системи топологічних обмежень. При зниженні продуктивності одного вузла починається стрімке заповнення суміжного проміжного буфера. Алгоритм оптимізації має превентивно перерахувати розклад

роботи інших верстатів лінії, щоб уникнути переповнення буфера і повної зупинки виробництва, мінімізувавши при цьому штрафи Φ_{imb} на балансуючому ринку.

Реалізація зазначених сценаріїв дозволяє отримати вичерпний масив експериментальних даних D_{exp} для подальшого порівняльного аналізу [99].

3.2. Підготовка вхідних даних

Тестування розроблених методів вимагає формування масивів вхідних даних, які за своєю структурою, динамікою та статистичними характеристиками відповідають справжнім потокам промислової телеметрії. Процес підготовки експериментального середовища базується на розробці цифрового двійника технологічної лінії з використанням напівемпіричного підходу. На відміну від симуляцій, такий метод дозволяє відтворити керований сценарій функціонування об'єкта в умовах зміни його технічного стану засновуючись на поведінці обладнання з історичних даних. Це надає можливість перевірити працездатність методів у широкому діапазоні експлуатаційних параметрів, зокрема й режими прогресуючого зношення, які є найменш передбачуваними для існуючих систем планування енергоспоживання [100].

Основним інструментом формування тестового середовища виступає програмний алгоритм, що синхронізує та об'єднує незалежні масиви емпіричних даних. Сформований таким чином підсумковий експериментальний масив D_{exp} містить синхронізовані в часі вектори ознак: фактичні комерційні профілі електричного навантаження підприємства та сигнали діагностичних датчиків, що відображають процеси механічного зносу в реальному часі. Об'єднання цих двох інформаційних потоків створює підґрунтя для проведення порівняльного аналізу роботи алгоритмів на рівні граничних та туманних обчислень, а також для розрахунку економічних показників точності планування [101].

Проведення достовірного експериментального дослідження кіберфізичних систем керування енергоспоживанням стикається з фундаментальною проблемою доступності релевантних даних.

У світовій практиці наукових досліджень практично відсутні уніфіковані масиви даних, що одночасно містили б як комерційні графіки енергоспоживання підприємства, так і телеметрію його окремих агрегатів у режимі реального часу. Здебільшого отримання доступу до повних та неперервних архівів телеметрії промислових підприємств часто обмежене політикою конфіденційності, адже це пряме та опосередковане відображення бізнес-процесів підприємства [102].

Використання виключно аналітичних моделей для генерації таких даних є недостатнім для завдань дисертаційного дослідження. Аналітичні моделі добре описують ідеалізовані термодинамічні чи кінематичні процеси, проте вони не здатні адекватно відтворити стохастичну природу промислового шуму та нелінійну динаміку накопичення втоми в металі, які є тригерами для ідентифікації технічного стану на рівні граничних обчислень.

Для подолання цієї методологічної перешкоди у даній роботі застосовано метод напівемпіричного моделювання цифрового двійника технологічної лінії. Сутність запропонованого методу полягає у відмові від спроб знайти єдиний універсальний, але недосконалий масив даних, на користь двох незалежних еталонних наборів емпіричних даних, кожен з яких описує певний рівень даних планування енергоспоживання [103].

Перший набір даних повинен містити результати реальних фізичних вимірювань процесів зношення обладнання виробничої лінії. Цей масив виступає середовищем для тестування методу аналізу працездатності та стану обладнання.

Другий набір даних має відображати динаміку комерційного енергоспоживання підприємства з урахуванням добових циклів, вихідних днів та технологічних пауз, що дозволить перевірити метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання.

Запропонований підхід до формування експериментального середовища забезпечує виконання наступних умов:

1. Розроблений метод аналізу працездатності та стану обладнання тестується на реальних фізичних діагностичних сигналах, а метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання – на дійсних комерційних графіках

навантаження. Це нівелює похибки, які неминуче виникають при використанні суто математичних симуляцій фізичного зносу.

2. Програмне об'єднання двох масивів дає змогу в задані моменти часу імітувати зміну стану обладнання. Це є необхідною умовою для перевірки здатності розробленої системи в реальному часі перебудовувати графіки електричного навантаження при раптових відхиленнях у технологічному процесі.

3. Використання відкритих наборів даних створює прозору базу для перевірки роботи розроблених методів та порівняння отриманих обсягів фінансових небалансів із результатами роботи класичних статистичних моделей.

Таким чином, використання цифрового двійника на основі об'єднання двох незалежних емпіричних масивів даних дозволяє відтворити умови функціонування промислового об'єкта і є достатнім для перевірки запропонованих рішень.

3.2.1. Формування експериментального набору даних

Для моделювання загального енергоспоживання підприємства та забезпечення методу вхідними даними підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання використано відкритий масив даних «Steel Industry Energy Consumption Dataset» [104]. Цей набір репрезентує безперервний архів фактичного споживання електроенергії діючого металургійного підприємства.

Вибір зазначеного масиву обґрунтовується його структурними характеристиками. Крок дискретизації даних становить 15 хвилин, що повністю відповідає часовим регламентам розрахункових періодів сучасного балансуючого ринку електроенергії. Масив містить показники активної потужності (кВт), а також маркери типів навантаження, що відображають різну інтенсивність технологічного процесу залежно від зміни, часу доби та дня тижня.

У межах розробленої імітаційної моделі дані з цього набору приймаються за еталонний базовий профіль $E_{base}(t_k)$. Цей профіль імітує директивний графік електричного навантаження технологічної лінії за ідеальних умов, тобто коли всі агрегати перебувають у технічно справному стані S_{norm} . Використання тривалого

історичного масиву дозволяє відтворити реальні патерни навантаження, технологічні паузи та перехідні режими підприємства. Це створює достовірний контекст роботи підприємства, на тлі якого алгоритм методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання на рівні туманних обчислень повинен компенсувати енергетичні небаланси, викликані локальним зношенням окремих одиниць обладнання [105].

Для перевірки методу аналізу працездатності та стану обладнання на рівні граничних обчислень до експериментального середовища додано набір даних «Milling Data Set» [106]. Даний масив містить результати контрольованих експериментів із прискореного зношення ріжучого інструменту на фрезерному обробному центрі з ЧПК за різних технологічних режимів.

Вибір цього масиву зумовлений наявністю синхронізованих у часі сигналів діагностичних датчиків, вимірювань струму шпинделя та прямих інструментальних вимірювань фактичного зносу робочої поверхні різця.

У межах розробленої імітаційної моделі показник зносу робочої поверхні різця VB виступає еталонним значенням для визначення інтегральної метрики технічного стану $y_{1,i}(t_k)$. Відповідно до запропонованого методу аналізу працездатності та стану обладнання, зростання сили тертя, викликане зношенням інструменту, визначається за зміною характеристик вібрації та зростанням струмів приводів.

Зафіксована у наборі даних різниця у споживаній потужності шпинделя між експериментальними запусками з новим та зношеним інструментом при однакових технологічних режимах формує надбавку зношення μ_i . Ця надбавка використовується як вхідний збурюючий параметр для алгоритму методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання на туманному рівні обчислень, імітуючи реальні непередбачувані перевитрати електроенергії, спричинені переходом обладнання у стан S_{norm} .

Підсумковий масив даних для експериментальних досліджень D_{exp} формується шляхом програмної синхронізації у часі граничних та туманних рівнів технологічної лінії. Загальне фактичне споживання електроенергії $E_{real}(t_k)$, яке

виступає вхідним масивом для роботи розробленого методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання, обчислюється згідно рівняння 2.28.

У процесі проведення експерименту моделюється внесення контрольованих збурень. У заздалегідь визначені моменти часу імітується зміна стану обладнання шляхом активації відтворення телеметрії зношеного інструменту з діагностичного масиву[106]. Це ініціює роботу методу аналізу працездатності та стану обладнання на граничному рівні, що, у свою чергу, об'єктивно провокує появу надбавки зношення μ_i на тлі нормального базового комерційного графіка $E_{base}(t_k)$.

Такий підхід дозволяє згенерувати неперервний часовий ряд, який містить як штатні добові коливання енергоспоживання підприємства, так і локальні аномалії, викликані фізичним зношенням окремого обладнання.

3.3. Дослідження роботи семантичної моделі оцінки стану обладнання

Експериментальна перевірка розробленого методу аналізу працездатності та стану обладнання на рівні граничних обчислень здійснювалася з використанням підготовленого масиву телеметричних даних «Milling Data Set»[106]. Метою даного етапу є підтвердження відповідності математичної моделі при перетворенні діагностичних сигналів з сенсорів у формалізовані семантичні стани обладнання та обчислення відповідної надбавки зношення для розрахунку енергоспоживання [107].

Першим етапом експериментального дослідження є перевірка здатності розробленої моделі правильно визначати переходи обладнання між технічними станами S_{norm} , S_{deg} та S_{crit} під впливом експлуатаційного зношення [108].

У процесі моделювання на вхід алгоритму подавалися синхронізовані часові ряди векторів сенсорних параметрів $P_{sens}(t_k)$. Відповідно до розробленого методу аналізу працездатності та стану обладнання, на рівні граничних обчислень здійснювався обрахунок інтегрального показника технічного стану $y_{1,i}(t_k)$.

Для перевірки точності розпізнавання, отримані значення $y_{1,i}(t_k)$ зіставлялися з еталонними прямими вимірюваннями зносу робочої поверхні

ріжучого інструменту VB , наявними в наборі даних [106]. На рисунку 3.1 наведено графік зміни VB під час експерименту №11 з обраного набору даних [106]. Цей уривок було обрано, оскільки на ньому добре відображена крива зношення робочої поверхні ріжучого інструменту. Для забезпечення коректності порівняння, фізична величина зносу була попередньо зведена до безрозмірної еталонної метрики $VB_{norm}(t_k)$ шляхом лінійного нормування:

$$VB_{norm}(t_k) = \frac{VB(t_k)}{VB_{max}}, \quad (3.1)$$

де VB_{max} – максимально допустимий знос інструменту згідно з технологічним регламентом ($VB_{max} = 1\text{мм}$).



Рисунок 3.1 – Візуалізація динаміки зносу ріжучого інструменту (експеримент №11)

Оскільки вхідні сенсорні параметри $P_{sens}(t_k)$ мають різну фізичну природу та розмірність, метод аналізу працездатності та стану обладнання застосовує їх відхилення від еталонних значень Δ_i . Нормування відхилення відбувається на діапазоні:

$$\Delta_{j,i}^{norm}(t_k) = \frac{\max(0, p_j(t_k) - P_{j,opt})}{\Delta_{j,max}}, \quad (3.2)$$

де $p_j(t_k)$ – поточне значення j -го параметра з сенсорів,

$P_{j,opt}$ – паспортне значення j -го параметра з сенсорів, зафіксоване під час роботи обладнання у штатному стані S_{norm} ,

$\Delta_{j,max}$ – максимально допустиме відхилення j -го параметра з сенсорів.

$\max(0, \dots)$ – оператор, що відсікає від’ємні відхилення, оскільки процеси зношення зазвичай супроводжуються зростанням параметрів процесу.

Базова зношеність i -го агрегату $\varphi_i(t_k)$ обчислюється як функція на основі експлуатаційних параметрів P_{exp} . У межах експерименту на основі визначеного набору даних оброблюваний матеріал та параметри обробки є незмінним, тому функція впливу матеріалу на інтенсивність зносу обладнання $d()$ приймається як константа d_{const} .

Згідно з формулою (2.8), лінійна комбінація нормованих факторів для експериментального середовища набуває вигляду:

$$\varphi_i(t_k) = a_1 \widehat{z}_i(t_k) + a_2 \widehat{z}_{2,l}(k) + a_4 d_{const}, \quad (3.3)$$

де $\widehat{z}_i(t_k)$ – нормований сумарний час роботи агрегату на момент часу t_k ,

$\widehat{z}_{2,l}(k)$ – нормована кількість виконаних робочих циклів.

Варто зазначити, що розрахована функція $\varphi_i(t_k)$ відображає лише паспортну динаміку зношення і є лінійною для цього експерименту, що відображено на рисунку 3.2.

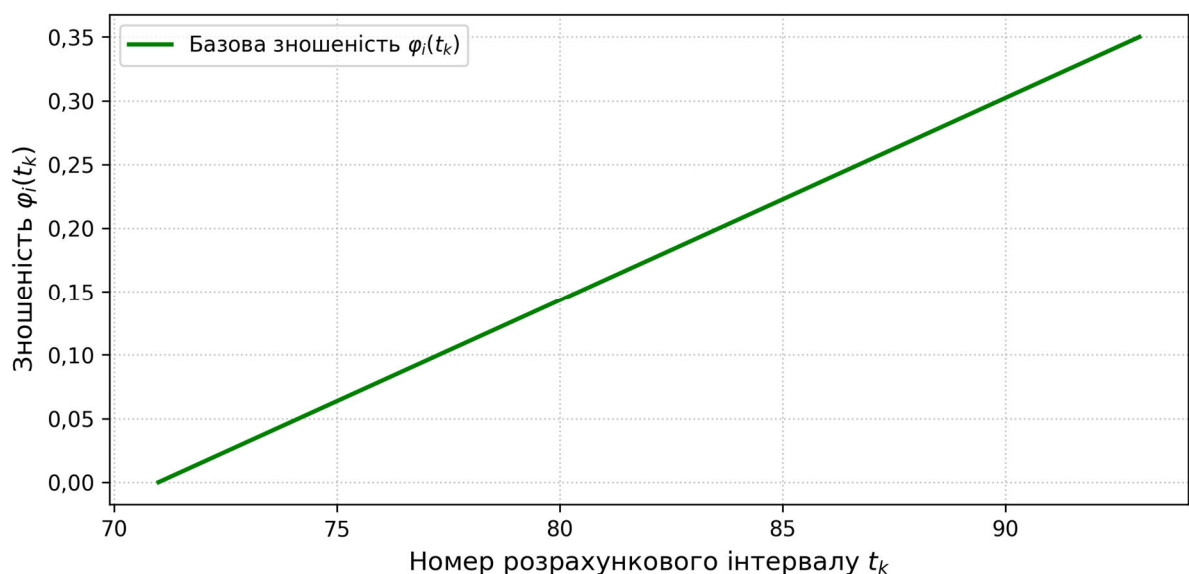


Рисунок 3.2 – Візуалізація накопичення зношення обладнання за експлуатаційними параметрами

Для отримання показника стану y_1 , який враховує реальний фізичний контекст, розроблений метод аналізу працездатності та стану обладнання на рівні граничних обчислень поєднує базову зношеність із миттєвими змінами сенсорних параметрів $P_{sens}(t_k)$.

Практична реалізація функціональної залежності згідно з формулою (2.9) для обчислення інтегрального технічного стану $y_{1,i}(t_k)$ описується наступним рівнянням:

$$y_{1,i}(t_k) = \varphi_i(t_k) + \beta_{AC} \Delta_{I_{AC}}^{norm}(t_k) + \beta_{vib} \Delta_{V_{tab}}^{norm}(t_k), \quad (3.4)$$

де $\Delta_{I_{AC}}^{norm}(t_k)$ – нормоване відхилення поточного значення струму шпинделя,

$\Delta_{V_{tab}}^{norm}(t_k)$ – нормоване відхилення поточного значення вібрації столу,

β_{AC} та β_{vib} – емпірично визначені вагові коефіцієнти чутливості ($\beta_{AC} = 0.3, \beta_{vib} = 0.15$).

З метою протидії впливу стохастичних флуктуацій, результуючий сигнал підлягає фільтрації ковзним середнім з вікном згладжування – $W = 5$ інтервалів. Застосування процедури фільтрації на основі ковзного середнього є критично необхідним етапом обробки даних, оскільки в умовах промислового середовища сенсорні системи неминуче піддаються впливу високочастотних завад, електромагнітних наведень та короточасних операційних флуктуацій спричинених перехідними процесами в обладнанні. Відсутність належного згладжування призвела б до хибних спрацьовувань системи логічного виводу та безпідставної генерації сигналів про зношення агрегату. Отримане згладжене значення $y_{1,i}(t_k)$ використовується системою логічного виводу для ідентифікації поточного семантичного стану обладнання шляхом перевірки умов (2.11) та застосування правила допуску (2.10).

Результати програмного моделювання процесу аналізу стану обладнання наведено на рисунку 3.3.

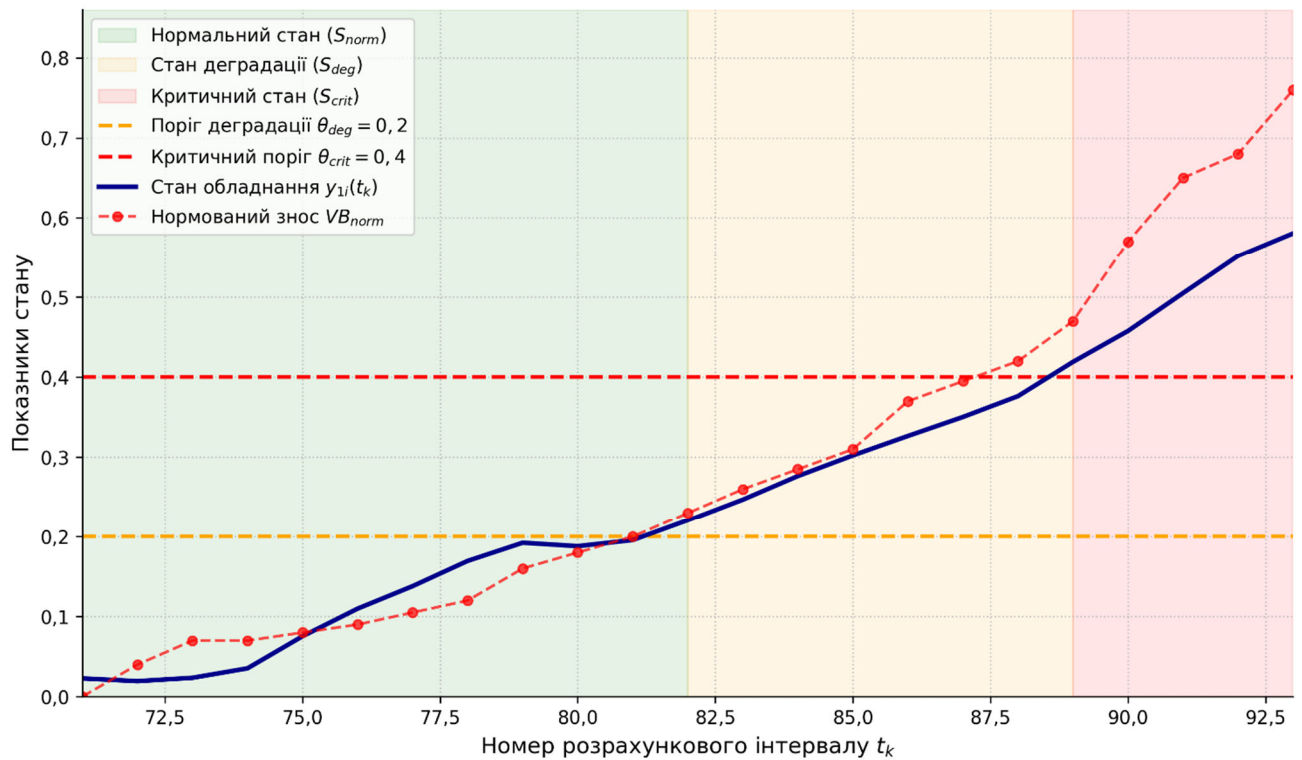


Рисунок 3.3 – Графік визначення стану обладнання $y_{1,i}$

Як видно з рисунку 3.3 завдяки врахуванню відхилень показників з сенсорів Δ_i , результуюча крива інтегрального стану $y_{1,i}(t_k)$ набуває нелінійного вигляду на пізніх етапах експлуатації [109].

Зіставлення отриманих результатів із прямими фізичними вимірюваннями зносу VB_{norm} доводить відповідність розробленої семантичної моделі фактичним показникам. Алгоритм методу аналізу працездатності та стану обладнання на граничному рівні обчислень успішно визначає момент переходу обладнання у стан прогресуючого зношення S_{deg} при перетині порогу $\theta_{deg} = 0,2$ та своєчасно генерує сигнал про досягнення передаварійного стану S_{crit} при перетині критичного порогу $\theta_{crit} = 0,4$. Це створює семантичне підґрунтя для подальшої корекції графіка енергоспоживання.

Таким чином, експеримент підтверджує, що запропонований метод аналізу працездатності та стану обладнання здатен фільтрувати технологічний шум і перетворювати необроблені дані з сенсорів обладнання у дискретні семантичні стани в режимі, наближеному до реального часу.

Головним завданням методу аналізу працездатності та стану обладнання є не лише визначення факту зношення, але й активне запобігання аварійним ситуаціям шляхом динамічного керування технологічним процесом [110].

Після обчислення поточного значення інтегрального стану $y_{1,i}(t_k)$, алгоритм методу аналізу працездатності та стану обладнання здійснює його класифікацію згідно з правилами (2.11), відносячи стан обладнання до однієї з семантичних категорій:

1. Штатна робота S_{norm} .
2. Прогресуюче зношення S_{deg} .
3. Передаварійна ситуація S_{crit} .

Одночасно, для гарантування безпеки, паралельно обчислюється показник працездатності $y_{2,i}(t_k)$ з використанням функції Хевісайда за формулою (2.10). Трансформація розрахованих показників у керуючий вплив реалізується через механізм обмеження операційного простору обладнання. Відповідно до формули (2.14), множина безпечних режимів експлуатації R_{opt} формується як різниця між базовою множиною всіх можливих режимів R_{base} та динамічною множиною заборонених режимів $R_{restrict}(y_1, y_2)$. Для умов досліджуваного технологічного процесу фрезерної обробки металу базова множина режимів R_{base} складається з трьох режимів:

$$R_{base} = \{u_{eco}, u_{nom}, u_{force}\}, \quad (3.5)$$

де u_{eco} — економний режим, з пониженими швидкостями та подачею

u_{nom} — номінальний режим, відповідно до паспортних даних обладнання

u_{force} — високопродуктивний режим обладнання в межах його дозволених параметрів експлуатації.

Динаміка формування множини R_{opt} підпорядковується наступній семантичній логіці:

1. Фаза нормальної експлуатації ($y_{1,i}(t_k) < \theta_{deg}$) — обладнання перебуває у стані S_{norm} . При цьому множина заборонених режимів є порожньою ($R_{restrict} = \emptyset$). В цьому випадку алгоритм методу аналізу працездатності та стану обладнання

дозволяє використання будь-якого режиму з R_{base} для максимізації продуктивності та виконання плану.

2. Фаза прогресуючого зношення ($\theta_{deg} < y_{1.i}(t_k) < \theta_{crit}$) – стан обладнання визначається як стан S_{deg} . Подальше використання форсованих режимів призведе до експоненційного зростання зносу та непропорційного збільшення енергетичної надбавки $\mu_i(t_k)$. Семантичне правило активується, і множина заборонених режимів оновлюється: $R_{restrict} = \{u_{force}\}$. Відповідно, $R_{opt} = \{u_{eco}, u_{nom}\}$. Це примушує алгоритм методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання обирати менш продуктивні але безпечні режими, жертвуючи локальною швидкістю виробництва заради збереження працездатності інструменту до планового технічного обслуговування.

3. Передаварійний стан ($y_{1.i}(t_k) \geq \theta_{crit}$) – описує стан обладнання за якого функція Хевісайда у рівнянні 2.10 набуває нульового значення, що фіксує втрату працездатності ($y_2 = 0$). Множина заборонених режимів повністю поглинає базову: $R_{restrict} = R_{base}$. Це ініціює безумовну зупинку, або перехід у режим очікування для цього обладнання [111].

Таким чином, розроблений метод аналізу працездатності та стану обладнання на граничному рівні обчислень функціонує як інтелектуальний фільтр, що обмежує інтенсивність використання зношених активів. Однак таке вимушене звуження множини R_{opt} і подальше зниження фактичної продуктивності $q_i(t_k)$ впливає на суміжні ланки технологічної лінії [112]. Це запускає механізм топологічних обмежень та призводить до формування енергетичних небалансів, дослідження яких на рівні туманних обчислень наведено у підрозділі 3.4.

3.4. Перевірка алгоритмів оптимізації графіків електричного навантаження та корекції плану

В умовах безперервного або дискретно-безперервного виробництва, ізольована зміна інтенсивності роботи однієї ланки неминуче впливає на загальну динаміку всієї технологічної лінії.

Головною метою даного підрозділу є експериментальна перевірка алгоритму методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання на рівні туманних обчислень, що відповідає за топологічну узгодженість матеріальних потоків та формування скоригованих графіків електричного навантаження [113]. В основу перевірки покладено математичну модель розроблену у підрозділі 2.4.

Для проведення експериментального моделювання використовується масив відкритих промислових даних «Steel Industry Energy Consumption Dataset»[104]. Цей набір даних містить профілі споживання активної потужності реального металургійного об'єкта з дискретністю $\Delta t = 15$ хв, що дозволяє сформувати репрезентативний базовий графік планового енергоспоживання E_{base} для гіпотетичної технологічної лінії[114].

Експериментальне дослідження моделює реакцію багаторівневої системи енергоменеджменту на збурення, згенеровані роботою методу аналізу працездатності та стану обладнання на рівні граничних обчислень у вигляді сигналів про зміну семантичного стану з S_{norm} на S_{deg} . Процес дослідження структуровано у три логічні етапи:

1. Аналіз негативних наслідків ігнорування зношення, що призводить до переповнення проміжних буферів, каскадних зупинок та спричиняє негативний небаланс.

2. Демонстрація роботи алгоритму оптимізації цільової функції (2.33), який превентивно перебудовує матрицю керуючих впливів U^* для згладжування енергетичного профілю.

3. Кількісна оцінка фінансової ефективності запропонованого методу шляхом розрахунку відвернених штрафів Φ_{imb} на балансуєчому ринку електроенергії.

3.4.1. Дослідження впливу топологічних обмежень на каскадні зупинки

Для експериментальної перевірки розробленої топологічної моделі матеріальних потоків було змодельовано ділянку технологічної лінії, що

складається з двох послідовних енергоємних агрегатів (v_1 та v_2), з'єднаних проміжним буфером накопичення $B_{1,2}$, ємністю $B_{max} = 100$ умовних одиниць[115].

Як базовий профіль виробничого навантаження E_{base} для даної лінії було використано реальні дані споживання активної потужності з масиву «Steel Industry Energy Consumption Dataset» [104]. Це дозволило отримати еталонний графік електричного навантаження з дискретністю $\Delta t = 15$ хв хвилин, який відповідає виробничому плану підприємства за умови, що штатний стан всіх вузлів – S_{norm} [116]. Для забезпечення чистоти експерименту виокремлено репрезентативний часовий відрізок тривалістю 15 годин (з 08:30 до 23:15), що характеризується стабільним виробничим навантаженням із середнім споживанням близько 64 кВт·год.

Хід експерименту та його результати візуалізовано на рис. 3.4. На початку робочої зміни система працює у штатному режимі S_{norm} , фактичне споживання E_{real} цілком корелює з плановим, а проміжний накопичувач порожній.

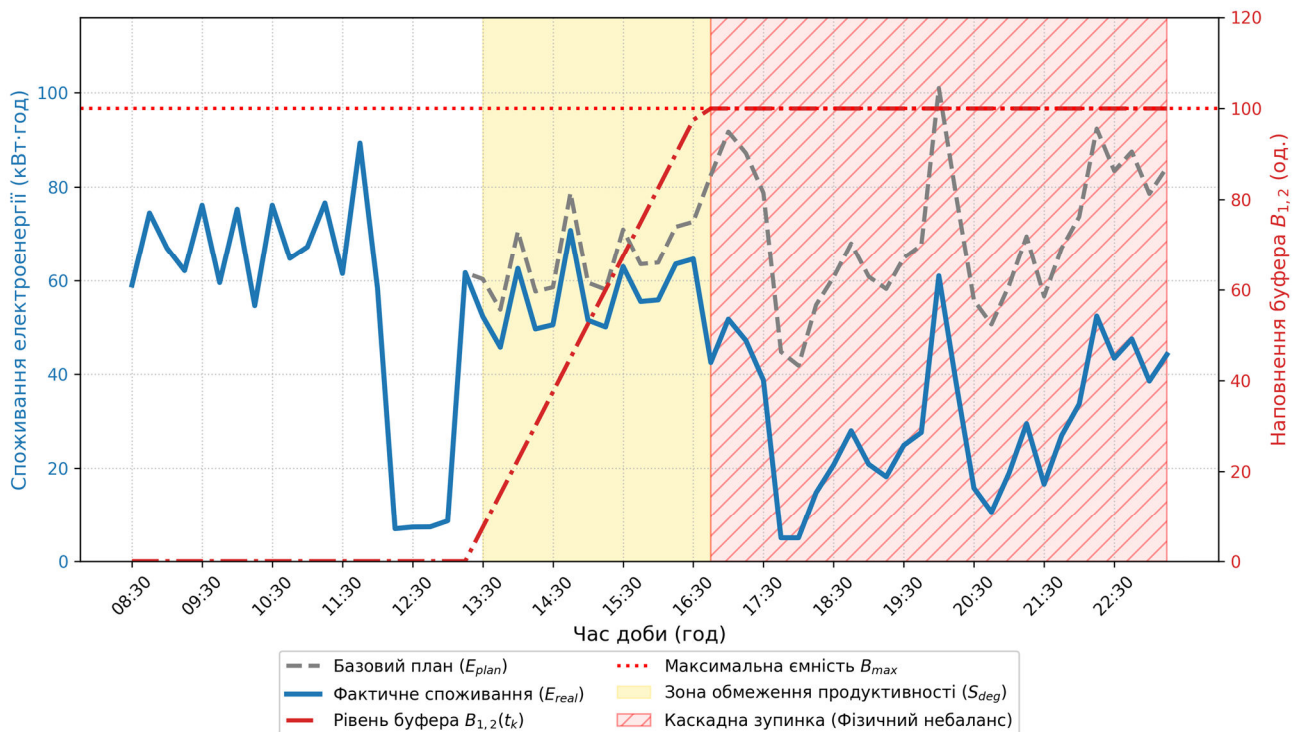


Рисунок 3.4 – Хід експерименту з переповнення проміжного буфера

В основу експерименту покладено сценарій виникнення збурення на рівні граничних обчислень. У момент часу $t_k=13:30$ алгоритм методу аналізу працездатності та стану обладнання v_2 фіксує перетин порогу зношення θ_{deg} і класифікує його стан як прогресуюче зношення (S_{deg}). Відповідно до алгоритму, описаного в підрозділі 3.3.2, множина дозволених режимів звужується, і агрегат v_2 примусово переводиться на режим зниженої продуктивності для запобігання аварії [117].

У традиційній системі керування попередній агрегат v_1 продовжує функціонувати за директивним планом із номінальною продуктивністю ($q_1 > q_2$). Згідно з рівнянням (2.22), обсяг матеріалу в проміжному буфері $B_{1,2}(t_k)$ починає лінійно зростати.

У момент досягнення фізичної межі місткості накопичувача $B_{1,2}(t_k) = B_{max}$ активується топологічне обмеження (2.23). Це призводить до неконтрольованої каскадної зупинки: система автоматики блокує роботу обладнання v_1 , переводячи його у стан холостого ходу u_{idle} . На загальному графіку енергоспоживання підприємства ця подія відображається як раптовий, глибокий провал активної потужності. З точки зору балансу ринку електроенергії, такий незапланований спад споживання формує значний негативний фізичний небаланс ($\Delta E < 0$), що неминуче тягне за собою нарахування фінансових штрафів.

Це підтверджує неможливість ефективного керування навантаженням на рівні граничних обчислень і обґрунтовує необхідність залучення алгоритмів туманних обчислень для вирішення визначеної задачі мінімізації (2.33).

3.4.2. Робота алгоритму мінімізації цільової функції

Для розв'язання проблеми виникнення фізичного небалансу $\Delta E(t_k)$, описаної у попередньому підрозділі, було проведено імітаційне моделювання роботи алгоритму методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання на рівні туманних обчислень [3]. Головним завданням методу є

мінімізація фінансових втрат підприємства шляхом розв'язання оптимізаційної задачі $U^* = \arg \min_U J(U)$.

Оскільки заявки на енергоринку РДН оперують погодинними обсягами, базовий план E_{plan} було перетворено у ступінчасту функцію, де кожен крок відповідає 1-годинному розрахунковому періоду. Горизонт планування в експерименті розширено до 48 годин для демонстрації переходу між поточною та наступною добою (рисунок 3.5).

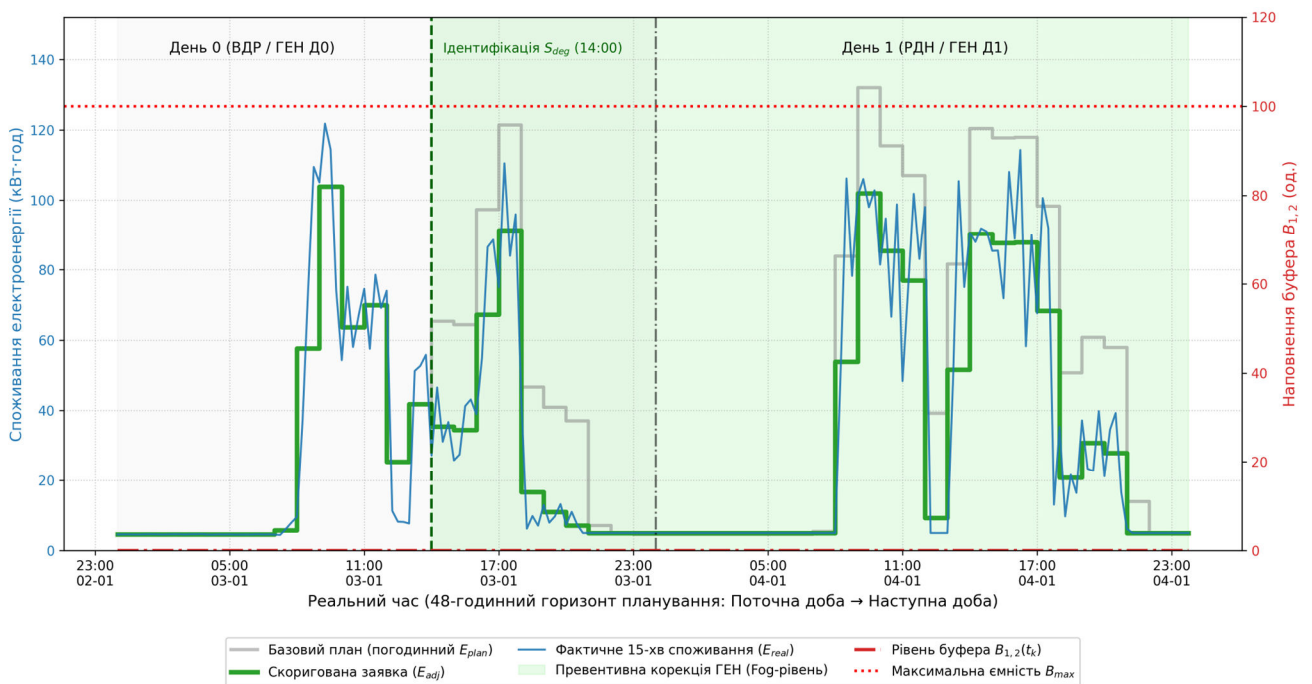


Рисунок 3.5 – Моделювання корекції плану енергоспоживання

Роботу алгоритму оптимізації візуалізовано на рисунку 3.5. О 14:00 першого дня, у момент ідентифікації прогресуючого зношення S_{deg} на агрегаті v_2 , алгоритм методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання не допускає розвитку дисбалансу матеріальних потоків [118]. Здійснюється превентивний розрахунок оптимальної матриці режимів U^* . Згідно з обмеженнями цільової функції, продуктивність попереднього агрегату v_2 синхронізується з продуктивністю вузла, що зношується ($q_1^* = q_2^*$). Це відображено на графіку зеленим фоном, як зона узгодження виробничого плану.

Завдяки застосуванню матриці U^* , рівень наповнення проміжного буфера $B_{1,2}(t_k)$ залишається стабільним, що повністю усуває ризик каскадної відмови по

обмеженню B_{max} . Найважливішим наслідком є зміна енергетичного профілю підприємства на різних сегментах ринку:

1. Корекція ВДР – одразу після інциденту алгоритм формує скоригований прогноз $E_{adj}(t_k)$, що дозволяє подати оновлені заявки на внутрішньодобовий ринок для залишкових годин поточної доби.

2. Корекція РДН – алгоритм методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання генерує оновлений ГЕН Д1 для наступної доби.

Як видно з графіка другої доби, фактичне 15-хвилинне споживання електроенергії $E_{real}(t_k)$ демонструє прогнозоване зниження і відповідає оновленому профілю споживання $E_{adj}(t_k)$ з незначними відхиленнями згідно з формулою (2.28). Проте загальна абсолютна величина фізичного небалансу $\Delta E(t_k)$, утримується в межах допустимого відхилення від погодинного графіку енергоринку – 10%, що гарантує відсутність нарахування штрафів Φ_{imb} .

3.5. Порівняння точності прогнозування розробленого методу з моделями класу SARIMA

Для підтвердження роботи розробленого методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання було проведено експериментальне моделювання енергоспоживання підприємства на 48-годинному горизонті.

Метою експерименту є зіставлення двох концептуально різних підходів до формування заявок для енергетичних ринків:

1. Статистичний підхід – модель класу SARIMA відтворює логіку верхнього рівня корпоративних систем [11]. Директивний графік навантаження $E_{plan}(t_k)$ формується виключно на основі ретроспективних статистичних закономірностей отриманих за попередні 20 тижнів роботи підприємства. Модель є ізольованою від фізичного рівня і не має доступу до інформації щодо поточного технічного стану обладнання [119].

2. Запропонований метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання базується на використанні оптимізованої матриці режимів U^*

яка формується на основі результатів роботи методу аналізу працездатності та стану обладнання.

Метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання формує розклад роботи обладнання на основі реальних виробничих завдань і у разі переходу обладнання у стан зношення – автономно формує скориговану ринкову заявку $E_{adj}(t_k)$, яка фізично відповідає залишковій спроможності обладнання. Динаміку адаптації обох планів до фактичного споживання $E_{real}(t_k)$ візуалізовано на рисунку 3.6.

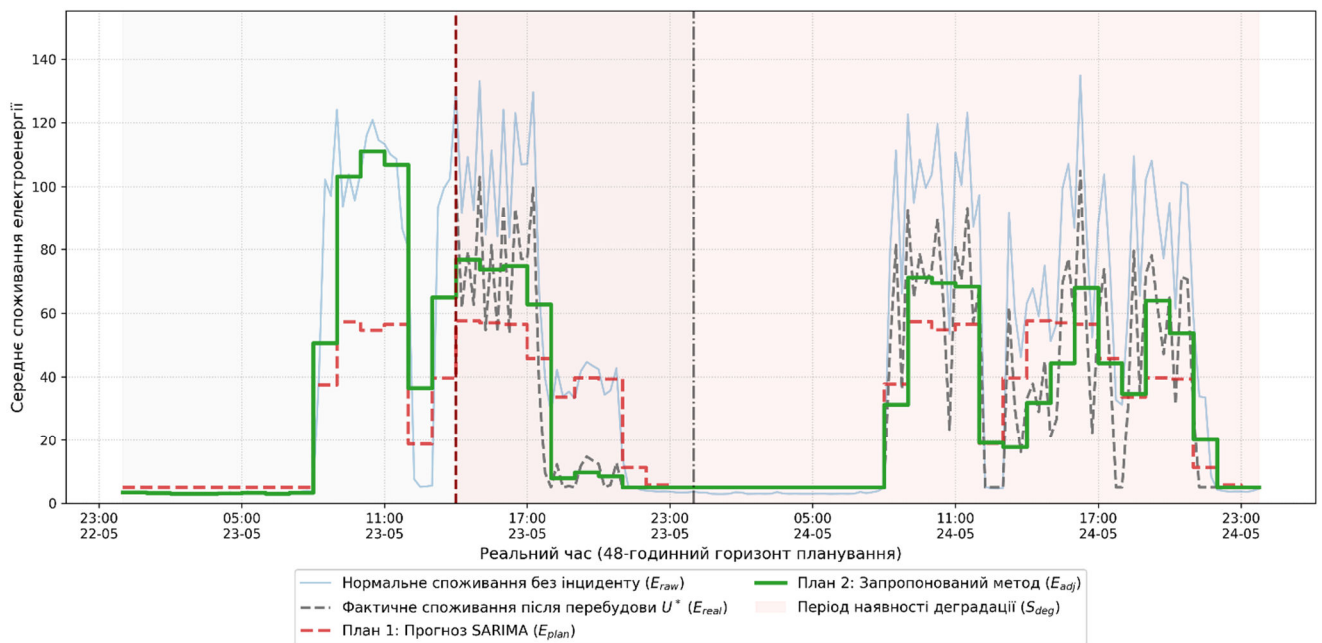


Рисунок 3.6 – Порівняльний графік результатів моделювання

Аналіз результатів моделювання дозволяє виокремити два характерні етапи:

1. До виникнення інциденту традиційна модель SARIMA (червона лінія) демонструє значну дисперсію та нездатність точно вловити специфічний виробничий розклад поточного дня, оскільки спирається на усереднену тижневу історію. Натомість запропонований метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання, формує заявку, яка відповідає енергоспоживанню технологічних ліній підприємства [120].

2. Період після переходу обладнання в стан зношення S_{deg} . Що спричиняє зниження фактичної потужності технологічної лінії. Статистична модель класу SARIMA, не маючи семантичного зв'язку з обладнанням, не розпізнає цієї події та

продовжує генерувати завищені обсяги заявок, що неминуче призвело б до збільшення профіциту на балансуючому ринку. Водночас запропонований метод миттєво реагує на зміну стану та перераховує матрицю U^* та формує корекцію заявки $E_{adj}(t_k)$, відповідно з новими фізичними обмеженнями зношеного обладнання.

Результати розрахунку критеріїв середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE) та середньоквадратичної похибки (RMSE) наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Порівняльна таблиця оцінки похибки для перевірених методів

Назва методу	Оцінка середньої абсолютної відсоткової похибки	Оцінка середньоквадратичної похибки
Статистичний метод на основі моделі класу SARIMA	44,8%	13,6
Метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання	8,5%	4,4

Базова модель класу SARIMA продемонструвала високий рівень похибки прогнозування під час аварії, що свідчить про недоцільність суто статистичних методів у сценаріях експлуатаційного зношення та необхідність коригування результатів роботи подібних моделей відповідно до виробничого контексту [121].

Запропонований метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання виконав планування з похибкою $MAPE = 8,5\%$, що пояснюється внесенням шумів у потоки телеметричних даних з сенсорів, а також перехідними процесами обладнання які є допустимими при плануванні енергоспоживання на 15-хвилинних інтервалах. Скоригований ГЕН в випадку використання методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання не виходить за межі визначеного допустимого відхилення енергоспоживання в рамках погодинного ринку електроенергії – 10%.

Отже, експериментально доведено, що ізольоване використання корпоративних інструментів планування на основі статистичних моделей не є

достатнім для планування енергоспоживання підприємства на ринках РДН та ВРН. Інтеграція розробленого методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання дозволяє підвищити точність заявок та зменшити ризики фінансових втрат підприємства під час нештатних ситуацій.

3.6. Аналіз фінансової ефективності та мінімізації штрафних санкцій

Як було описано в другому розділі, фінансові втрати підприємства за небаланси споживання електроенергії складаються не лише з вартості самої закупленої електроенергії, а й зі штрафних санкцій Φ_{imb} за відхилення фактичного споживання від заявленого графіка [122].

Для кількісної оцінки економічного ефекту від впровадження розробленого методу, результати експериментального моделювання розділу 3.5 були піддані фінансовому аналізу. Розрахунок базувався на правилах функціонування балансуючого ринку електроенергії, який має асиметричну та економічно не вигідну для підприємства природу [123].

Відповідно до кусково-лінійної функції штрафу (рівняння 2.31), для аналізу враховано таку ключову умову як допустиме відхилення. Згідно з регламентами погодинного ринку електроенергії, допустимим є відхилення в межах $\pm 10\%$ від заявленого обсягу. У межах цього коридору штрафні санкції не застосовуються ($\Phi_{imb} = 0$).

У випадку виходу за межі допустимого відхилення до підприємства застосовуються штраф за дефіцит та дисконт за профіцит. Ці коефіцієнти згідно рівняння (2.31) застосовуються до обсягів енергії, що виходять за межі визначеного допустиме відхилення, завдаючи підприємству прямих фінансових збитків [124].

Під час експериментального моделювання в умовах прогресуючого зношення обладнання, базова статистична модель SARIMA продемонструвала середню абсолютну відсоткову похибку на рівні $MAPE_{SARIMA} = 44.8\%$. Оскільки статистична модель не має семантичного зв'язку з обладнанням і не ідентифікує

стан зношення, вона продовжувала генерувати завищені заявки, формуючи значний профіцит електроенергії [18].

Детальний аналіз погодинних розрахункових періодів свідчить, що в даному випадку високе значення критерію $MAPE$ супроводжується масовим і систематичним порушенням ринкових регламентів [3]. Починаючи з моменту зношення, локальні погодинні відхилення між фактичним споживанням та планом статистичного методу на основі моделей класу SARIMA стабільно та багаторазово перевищували межу допустимого відхилення в 10%.

Це означає, що підприємство неминуче виходило із безпечної зони практично на кожному розрахунковому інтервалі аварійного періоду. Утворений критичний профіцит замовленої електроенергії система була б змушена продавати назад на балансуєчому ринку за економічно не вигідним дисконтним тарифом K_{down} . Як наслідок, застосування штрафної функції Φ_{imb} призводить до стрімкого накопичення фінансових збитків та різкого зростання значення цільової функції $J(U)$, що переконливо доводить економічну недоцільність використання суто статистичних моделей в умовах експлуатаційного зношення активів.

Запропонований метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання дозволив радикально покращити загальну якість планування, знизивши середню абсолютну відсоткову похибку до рівня $MAPE = 8,5\%$. Як було зазначено раніше, ця залишкова середня похибка пояснюється природними стохастичними шумами датчиків та перехідними процесами на коротких часових інтервалах [125].

Проте, важливим економічним досягненням методу є не лише зниження середнього показника $MAPE$, а й стабілізація максимальних локальних відхилень. Аналіз погодинних розрахункових періодів показав, що абсолютна величина фізичного небалансу $\Delta E(t_k)$ на кожному окремому інтервалі надійно утримувалася в безпечній зоні і не перевищувала нормативного допустимого відхилення в $\pm 10\%$.

Оскільки метод забезпечив відсутність виходів графіку споживання за межі допустимого відхилення, нелінійна штрафна функція Φ_{imb} для скоригованого графіка дорівнює нулю на всьому періоді моделювання:

$$\sum_{k=1}^K \Phi_{imb}(\Delta E(t_k)) = 0. \quad (3.6)$$

3.7. Оцінка меж застосовності розроблених методів

Незважаючи на доведену експериментальним шляхом працездатність методів аналізу працездатності та стану обладнання та підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання, їхнє практичне впровадження має низку чітко детермінованих обмежень. Визначення меж застосовності є необхідною умовою для коректної інтеграції розробленого програмно-апаратного комплексу в існуючі інфраструктури промислових підприємств. Аналіз результатів дослідження дозволяє виокремити чотири основні види обмежень.

1. Фізико-механічні обмеження

Фундаментальною основою розробленого методу аналізу працездатності та стану обладнання на рівні граничних обчислень є ідентифікація стану прогресуючого зношення S_{deg} . Відповідно, метод аналізу працездатності та стану обладнання найбільш придатний для електромеханічного, кінематичного та теплообмінного обладнання, де процеси зношення мають накопичувальний, спостережуваний характер [126].

Метод є принципово непридатним для прогнозування стохастичних відмов, які не мають розтягнутого в часі періоду зношення. Наприклад, механічне руйнування через потрапляння стороннього предмета не генерує попередніх діагностичних симптомів Δ_i , а отже, не можуть бути передбачені семантичною моделлю для превентивної корекції плану енергоспоживання [127].

2. Інфраструктурні та апаратні вимоги

Реалізація методу вимагає побудови мережі промислового інтернету речей. Метод неможливо застосувати на застарілих підприємствах, де облік ведеться виключно загально цеховими лічильниками, а обладнання не оснащене цифровими датчиками вібрації, температури або струмів високої частоти дискретизації. Крім того, граничні контролери повинні мати архітектуру, здатну підтримувати

операційні системи реального часу (RTOS) для забезпечення детермінованості обчислень з часовою складністю $O(N)$ [128].

3. Масштабованість оптимізаційної моделі на рівні туманних обчислень

Визначення скоригованих графіків електричного навантаження передбачає розв'язання задачі для технологічної лінії де алгоритм методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання успішно знаходить глобальний оптимум U^* у режимі, наближеному до реального часу, його масштабування на рівень металургійного або хімічного комбінату з десятками тисяч взаємопов'язаних вузлів може призвести до ускладнення моделі [129]. Для об'єктів такого масштабу застосування методу вимагатиме попереднього розділення топологічного графа підприємства $G = (V, E)$ на незалежні підграфи технологічних ліній.

4. Регламентні та ринкові межі

Розроблена математична модель оптимізована для умов ринку «на добу наперед» (РДН), внутрішньодобового ринку (ВДР) та балансуючого ринку з дискретністю розрахункових періодів Δt від 15 хвилин до 1 години. Метод не призначений для участі підприємства в ринку допоміжних послуг, де нормативний час повної реакції системи вимірюється секундами. У таких сценаріях семантична перебудова розкладу поступається місцем директивному відключенню обладнання яке є елементом концепції DSM [28].

Висновки до Розділу 3

У третьому розділі дисертаційної роботи проведено експериментальну перевірку та практичну апробацію розроблених методів семантичного моделювання та планування енергоспоживання. Для забезпечення достовірності результатів було розроблено напівемпіричну імітаційну модель (цифровий двійник) технологічної лінії, яка інтегрує реальні масиви даних комерційного енергоспоживання та телеметрії фізичного зносу обладнання. Це дозволило відтворити стохастичну природу промислових завад і нелінійну динаміку

накопичення зношення в умовах, максимально наближених до реального виробництва [109].

Проведене моделювання продемонструвало роботу методу аналізу працездатності та стану обладнання на рівні граничних обчислень. Алгоритм методу продемонстрував здатність у режимі реального часу відфільтровувати технологічний шум та коректно класифікувати поточний експлуатаційний стан агрегатів, своєчасно фіксуючи переходи до стадій прогресуючого зношення та передаварійних ситуацій. Завдяки цьому забезпечується динамічне формування обмеженої множини безпечних режимів експлуатації, що є необхідною умовою для запобігання виходу з ладу обладнання [130].

На рівні туманних обчислень було практично доведено працездатність методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання. Експерименти з імітацією каскадних відмов підтвердили, що врахування топологічних обмежень та місткості проміжних буферів дозволяє системі превентивно перебудовувати матрицю керуючих впливів. Це дає змогу синхронізувати матеріальні потоки та уникати неконтрольованих зупинок лінії, які неминуче виникають при ігноруванні системою керування локального зношення окремих вузлів [131].

Порівняльний аналіз отриманих результатів із традиційними статистичними підходами, зокрема моделями класу SARIMA, кількісно підтвердив переваги запропонованої кіберфізичної системи у нештатних ситуаціях. В умовах експлуатаційного зношення базова статистична модель продемонструвала похибку прогнозування 44.8%, тоді як використання семантичного методу корекції плану дозволило знизити середню абсолютну відсоткову похибку до 8,5% а також утримати погодинне енергоспоживання підприємства в межах допустиме відхилення енергетичного ринку. Фінансовий розрахунок підтвердив, що такий підхід дозволяє підприємству повністю уникнути нарахування штрафних санкцій на асиметричному балансуєчому ринку електроенергії, утримуючи операційні витрати на мінімальному рівні [122].

У процесі досліджень також було окреслено інфраструктурні та фізичні межі застосовності розроблених методів, які розраховані на обладнання з накопичувальним характером зносу за наявності розвиненої мережі промислових датчиків.

Загалом, результати експериментального розділу повністю підтверджують практичну цінність комплексу розроблених методів та обґрунтовують доцільність їхнього впровадження у системи енергоменеджменту сучасних енергоємних підприємств.

РОЗДІЛ 4. АРХІТЕКТУРА ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ТА ПЛАНУВАННЯ СПОЖИВАННЯ

Практичне впровадження кіберфізичних систем на сучасних промислових підприємствах вимагає вирішення комплексу складних інженерних та архітектурних завдань. Перехід від абстрактних оптимізаційних моделей до функціонуючого програмно-апаратного комплексу потребує розробки масштабованої, безпечної та зручної у супроводі інфраструктури, здатної обробляти потоки телеметричних даних з сенсорів у режимі реального часу.

Тому у цьому розділі окрема увага присвячена опису архітектури та програмної реалізації системи керування та планування споживання електроенергії (СКПС).

4.1. Визначення функціональних та нефункціональних вимог до програмного комплексу

Проектування архітектури системи керування та планування споживання електроенергії (СКПС) вимагає чіткої формалізації завдань, які вона повинна вирішувати в умовах промислового середовища. Відповідно до стандартів програмної інженерії, вимоги до системи поділяються на функціональні – ті, що описують що система повинна робити, та нефункціональні – ті, що визначають атрибути якості роботи системи.

Функціональні вимоги

FR-1: СКПС повинна забезпечувати безперервний збір параметрів із сенсорів виробничого обладнання (температура, вібрація, струм, частота обертів, поточна потужність) у режимі реального часу.

FR-2: СКПС повинна автоматично обробляти сирі телеметричні дані та класифікувати стан обладнання за рівнями ризику (нормальний, попереджувальний, критичний) на основі закладених діагностичних правил.

FR-3: СКПС повинна мати механізм автоматичного застосування обмежень до операційних режимів обладнання у разі виявлення прогресуючого зношення для запобігання аварійним зупинкам.

FR-4: СКПС повинна генерувати графіки електричного навантаження для ВДР, РДН та в рамках РДД, із застосуванням розроблених методів аналізу працездатності та стану обладнання та підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання

FR-5: програмне забезпечення повинно надавати інтерфейси користувача для моніторингу очікуваного енергоспоживання, виявлених аномалій та формування звітів про оптимізацію витрат, враховуючи як історичні дані, так і поточний технічний стан активів.

FR-6: система повинна агрегувати локальні профілі технологічних ліній у єдиний профіль підприємства та формувати вихідні дані у форматах, придатних для передачі агрегатору або оператору енергоринку.

Нефункціональні вимоги формують архітектурні рамки, визначені специфікою промислового інтернету речей (IIoT) та енергетичного сектору:

NFR-1: модулі, що відповідають за діагностику та керування обладнанням, повинні гарантувати фіксований час реакції на зміни в потоках сенсорних даних на рівні граничних обчислень.

NFR-2: СКПС повинна підтримувати горизонтальне масштабування для можливості впровадження як на малих ділянках (3–5 верстатів), так і на великих підприємствах з десятками технологічних ліній без необхідності повної перебудови ядра системи.

NFR-3: у разі втрати зв'язку між цеховим рівнем та глобальною хмарою підприємства, локальні граничні контролери повинні продовжувати автономно збирати дані, застосовувати правила безпеки та накопичувати історію для подальшої синхронізації.

NFR-4: враховуючи стратегічну цінність профілів енергоспоживання, система повинна мінімізувати ризики їх викрадення, або пошкодження. Дані з потоків сенсорів повинні оброблятися локально всередині периметра

підприємства, а на зовнішні сервери мають передаватися лише агреговані профілі споживання.

NFR-5: архітектура СКПС повинна відповідати принципам низького зв'язування та високої зв'язності (Low Coupling, High Cohesion). Програмні модулі не повинні залежати від внутрішньої структури один одного, що забезпечить можливість оновлення алгоритмів або діагностичних правил без зупинки виробничого процесу.

4.2. Вибір та обґрунтування концепції розподілених обчислень у задачах керування та планування енергоспоживання

Для задоволення визначених нефункціональних вимог, зокрема щодо детермінованості часу реакції (NFR-1) та безпеки даних (NFR-4), архітектура СКПС побудована на основі парадигми розподілених обчислень, що об'єднує рівні граничних, туманних та хмарних обчислень. На відміну від традиційних централізованих систем планування енергоспоживання, які агрегують статистичні дані в єдиному центрі обробки, запропоноване рішення переносить інтелектуальний аналіз максимально близько до джерел походження інформаційних потоків. В рамках розробки архітектури СКПС було визначено такі рівні відповідальності:

1. Граничний рівень обчислень реалізований на мікроконтролерах або шлюзах, безпосередньо підключених до виробничого обладнання. Тут виконується збір даних з потоків сенсорів обладнання та робота семантичного рушія. Це дозволяє ідентифікувати технічний стан агрегату в реальному часі без необхідності передачі необроблених даних через корпоративну мережу. А обробка даних локально позбавлена проблеми мережових затримок [4].

2. Туманний рівень обчислень розгортається на рівні цеху або технологічної лінії. На цьому рівні відбувається технічний облік, агрегація семантичних висновків про стан та працездатність обладнання від граничних вузлів та оперативне енергетичне планування [6].

3. Хмарний рівень підприємства, що виконує функції глобальної агрегації, керування базами даних, інтеграції алгоритмів машинного навчання для середньострокового прогнозування та комунікації з оператором ринку електроенергії [3].

4.3 Проєктування компонентної бази системи керування та планування споживання

На основі концепції розподілених обчислень було спроектовано модульну архітектуру СКПС. Високорівневе подання компонентної бази системи та взаємодії між її основними модулями і користувачами наведено на рисунку 4.1.

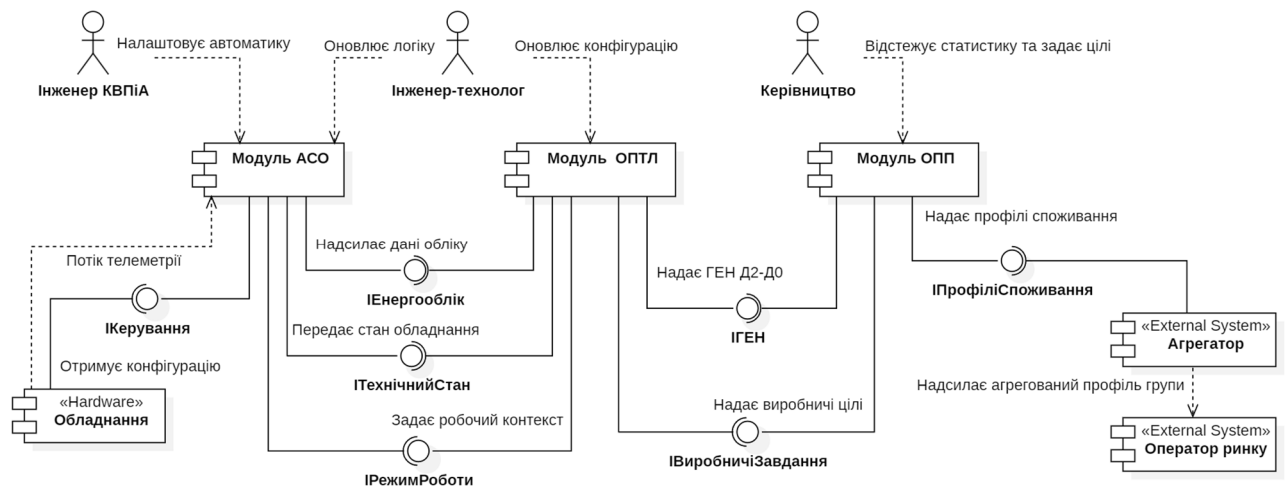


Рисунок 4.1 – Діаграма компонентів архітектури СКПС

Як видно з діаграми, ядром системи є три ізольовані, але тісно взаємодіючі підсистеми: Модуль аналізу стану обладнання (АСО), Модуль обліку та планування технологічної лінії (ОПТЛ) і Модуль обліку та планування підприємства (ОПП). Архітектура СКПС передбачає строгий розподіл прав доступу та логіки взаємодії для трьох ключових груп користувачів:

1. Інженер контрольно-вимірювальних приладів і автоматики (КВПіА) взаємодіє переважно з граничним модулем АСО. Його головна функція полягає у фізичному та програмному налаштуванні вузлів обліку, підключенні нових датчиків та конфігурації автоматики безпосередньо на промисловому обладнанні [4].

2. Інженер-технолог відповідає за семантичне наповнення системи. Цей актор працює з модулями АСО та ОПТЛ, оновлюючи конфігурацію технологічних ліній, задаючи правила діагностики для виявлення зношення та формуючи робочі контексти для конкретних виробничих процесів.

3. Керівництво підприємства взаємодіє виключно з хмарним модулем ОПП. Рівень менеджменту використовує систему для відстеження загальної статистики енергоспоживання, визначення глобальної бізнес-стратегії та встановлення виробничих цілей, які послідовно спускаються на нижні рівні системи[4].

Інформаційна взаємодія між підсистемами реалізована через строго типізовані інтерфейси. Обладнання формує безперервний потік даних з сенсорів, який обробляється модулем АСО на рівні граничних обчислень. Результатом обробки на цьому рівні є висновок про технічний стан, що містить висновок про рівень зношення обладнання.

Цей висновок, разом із даними енергообліку, передається до модуля ОПТЛ. На рівні туманних обчислень модуль ОПТЛ синтезує ці дані із виробничими завданнями від керівництва та формує локальні графіки енергетичного навантаження. Згодом ці графіки передаються до модуля ОПП, який здійснює їхню глобальну агрегацію у фінальний профіль споживання, необхідний для взаємодії із зовнішніми контрагентами – агрегатором або оператором ринку електроенергії.

Для здійснення керування режимами обладнання у випадку зміни його семантичного стану створено адміністративний інтерфейс, що з'єднує модуль АСО безпосередньо з апаратним забезпеченням. Це надає СКПС здатність не лише вести пасивний моніторинг, але й здійснювати активне втручання у роботу обладнання з метою зміни режимів або екстреної зупинки на основі результатів семантичного аналізу.

4.4. Опис потоків даних між елементами архітектури системи керування та планування споживання

Для забезпечення цілісності, простежуваності та інформаційної безпеки у розподіленій кіберфізичній системі необхідно чітко регламентувати процеси трансформації даних на кожному етапі їхнього життєвого циклу. Маршрутизацію потоків, місця накопичення та логіку перетворення неструктурованих сигналів із датчиків у формалізовані фінансово-енергетичні профілі підприємства відображено на рисунку 4.2.

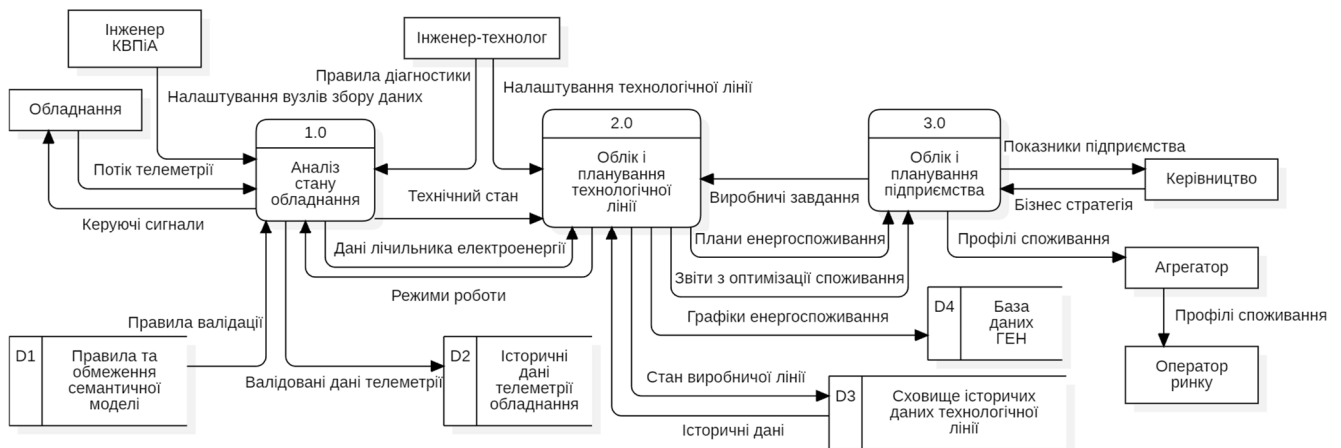


Рисунок 4.2 – Діаграма потоків даних СКПС (DFD рівень 1)

Усі вхідні дані, що циркулюють у СКПС поділяються на дві фундаментальні категорії:

1. Оперативні дані: безперервні високочастотні потоки телеметрії, що генеруються сенсорами обладнання та лічильниками електроенергії в режимі реального часу.

2. Керуючі дані: конфігураційна інформація, правила діагностики, параметри автоматики та глобальні бізнес-цілі, що встановлюються персоналом (інженерами та керівництвом).

Відповідно до архітектури, процес обробки цієї інформації проходить через три послідовні програмні процеси, кожен з яких реалізує окремий рівень розподілених обчислень:

1. Аналіз стану обладнання

Це базовий процес на граничному рівні обчислень, який приймає на вхід необроблений потік даних безпосередньо від сенсорів обладнання. Процес

здійснює перевірку та попередню обробку цих сигналів. Керуючись правилами діагностики, заданими інженером-технологом, та онтологічною моделлю, цей програмний вузол генерує ключовий вихідний артефакт – семантичний висновок про технічний стан та працездатність обладнання. Важливою архітектурною особливістю Процесу 1.0 є наявність зворотного зв'язку у вигляді формування керуючих сигналів для обладнання з метою превентивної зміни режимів роботи у разі виявлення процесів зношення його вузлів [36,125].

2. Облік і планування технологічної лінії

Цей вузол функціонує на рівні туманих обчислень і відповідає за завдання локальної оптимізації. В якості вхідних даних Процес 2.0 приймає формалізований семантичний висновок щодо поточного стану агрегатів, згенерований на попередньому етапі за допомогою розробленого методу аналізу працездатності та стану обладнання. Додатково для розрахунків залучаються об'єктивні покази лічильників електроенергії та директивні виробничі завдання. Інтеграція та синтез цих різномірних інформаційних потоків здійснюється на основі розробленого методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання. Застосування цього математичного апарату дозволяє алгоритму динамічно адаптувати оптимальні операційні режими для кожної одиниці обладнання в межах технологічної лінії та з високою достовірністю формувати скориговані плани енергоспоживання. Крім того, процес автоматично генерує аналітичні звіти з оптимізації споживання, які слугують базисом для оцінки локальної енергоефективності технологічної лінії [39].

3. Облік і планування підприємства

Фінальний етап обробки даних на рівні хмарних обчислень. Цей процес агрегує плани енергоспоживання від усіх технологічних ліній підприємства. Враховуючи бізнес-стратегію, задану керівництвом, Процес 3.0 формує консолідовані профілі споживання, які у стандартизованому форматі надсилаються зовнішнім суб'єктам – агрегатору або безпосередньо оператору ринку для здійснення торгів та закупівлі електроенергії[28].

Окремим архітектурним рішенням у процесі проєктування СКПС є ізоляція різних типів інформації. Для забезпечення швидкодії та цілісності система використовує чотири спеціалізовані сховища даних:

D1: правила та обмеження семантичної моделі – сховище статичних та конфігураційних знань. Містить онтологічну структуру, граничні допуски для параметрів з сенсорів обладнання та логічні правила, необхідні для роботи Процесу 1.0.

D2: історичні дані телеметрії обладнання – база даних часових рядів, спеціально оптимізована для швидкого запису. Забезпечує збереження даних з потоків сенсорів для подальшого ретроспективного аналізу.

D3: сховище історичних даних технологічної лінії – база даних, що фіксує хронологію зміни станів виробничої лінії та історію виконаних планів. Ця інформація є критичною для аналізу відхилень та перенавчання прогностичних алгоритмів.

D4: база даних ГЕН – консолідоване сховище фінансово-енергетичної інформації підприємства, де зберігаються затверджені «Графіки енергоспоживання».

Така маршрутизація та розмежування потоків гарантує, що шум з потоків сенсорів обладнання залишається на нижніх рівнях архітектури, тоді як до оператора ринку доходять виключно очищені, оптимізовані та семантично обґрунтовані профілі енергоспоживання.

4.5. Визначення послідовності подій в архітектурі системи керування та планування споживання

Для розуміння принципів функціонування СКПС в умовах реального часу необхідно проаналізувати динаміку взаємодії між визначеними архітектурними рівнями. Логіку роботи СКПС доцільно розділити на два ключові етапи: стадію початкової ініціалізації та стадію циклічної обробки сенсорних даних з подальшою оптимізацією планів енергоспоживання та виробництва.

Детальну хронологію передачі повідомлень, викликів методів та розподіл відповідальності між підсистемами відображено за допомогою UML-діаграми послідовності, наведених на рисунку 4.3.

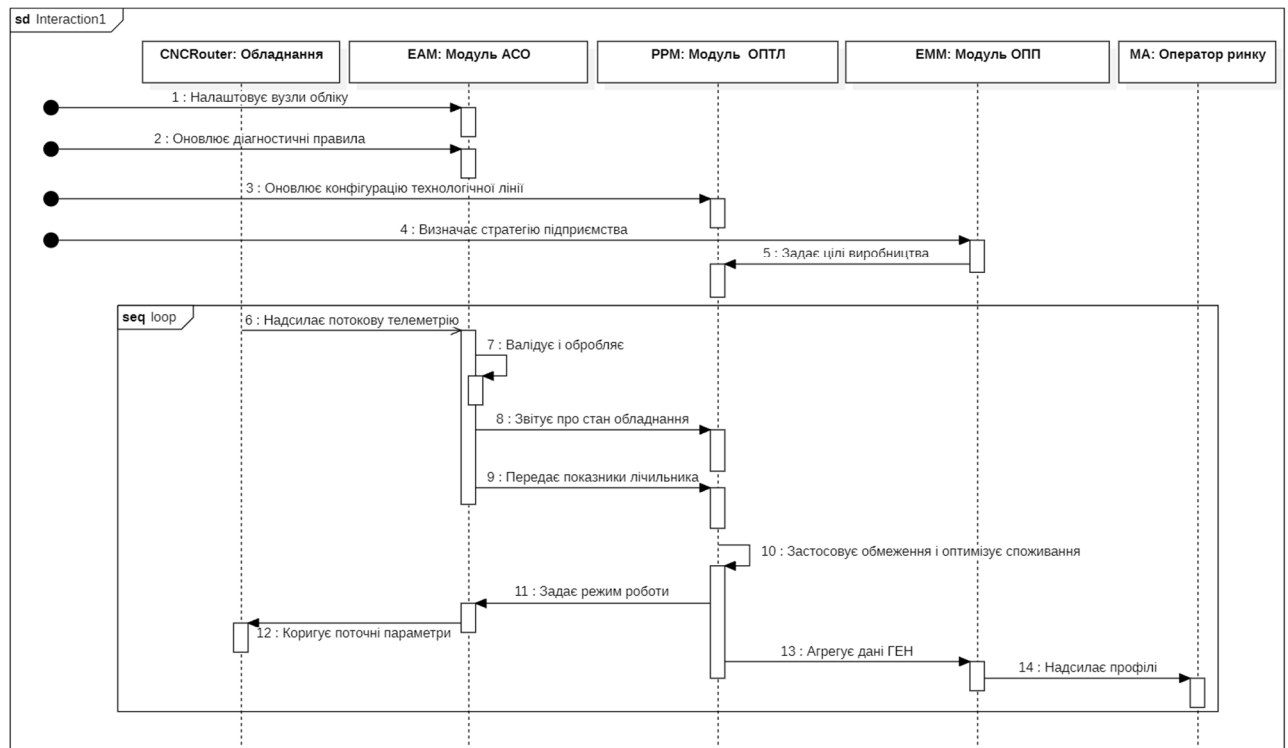


Рисунок 4.3 – Діаграма послідовності в архітектурі СКПС

Життєвий цикл інформаційних процесів у системі розпочинається з асинхронного етапу конфігурації. Інженерно-керуючий персонал підприємства здійснює налаштування апаратної та логічної бази. Відбувається ініціалізація вузлів обліку та завантаження семантичних діагностичних правил до модуля АСО. За тим відбувається оновлення конфігурації технологічної лінії та її топології в модулі ОПТЛ. А кінцевим етапом є визначення глобальної комерційної стратегії в хмарному модулі ОПП. На основі цієї стратегії модуль ОПП генерує директивні цілі виробництва та спускає їх на туманний рівень [6].

Основна обчислювальна та інтелектуальна робота архітектури зосереджена всередині безперервного циклу, який реалізує зворотний зв'язок у масштабі реального часу. Цей контур працює за наступним алгоритмом:

1. Генерація та збір даних на граничному рівні обчислень.

Процес ініціюється промисловим обладнанням, яке під час виконання технологічної операції безперервно генерує потік даних з сенсорів. Модуль АСО,

що функціонує безпосередньо біля джерела даних, перехоплює цей потік, здійснює очищення від шумів та семантичну обробку згідно з математичними моделями, описаними у розділі 2.

2. Передача семантичних знань з граничного на туманний рівень обчислень.

Результатом обробки на граничному рівні є формування двох стандартизованих пакетів даних. Модуль АСО звітує про поточний семантичний стан обладнання та паралельно передає агреговані показники комерційних лічильників електроенергії на рівень туманних обчислень до модуля ОПТЛ.

3. Оптимізація та зворотний контроль на рівні туманних обчислень.

Отримавши інформацію про технічний стан, модуль ОПТЛ активує рушій енергетичного планування. Він застосовує топологічні обмеження та оптимізує споживання, щоб запобігти каскадним перевантаженням чи переповненню буферів. Якщо алгоритм виявляє критичний стан зношення, він генерує керуючу команду – задає новий, безпечний режим роботи. Модуль АСО приймає цю команду і коригує поточні робочі параметри безпосередньо на контролері обладнання, замикаючи локальний контур керування [6].

4. Агрегація та ринкова взаємодія на рівні хмари підприємства.

Паралельно з локальним керуванням, модуль ОПТЛ виконує агрегацію скоригованих масивів даних і формує ГЕН, які транслуються на хмарний рівень. Модуль ОПП консолідує ці графіки від усіх технологічних ліній підприємства і надсилає фінальні профілі енергоспоживання зовнішньому актору – Оператору ринку.

Запропонована послідовність взаємодії гарантує, що комерційні ринкові заявки завжди базуються на актуальному фізико-механічному стані обладнання, а можливі мережеві затримки при зв'язку з хмарою жодним чином не впливають на швидкість і безпеку прийняття діагностичних рішень у цеху [21].

4.6. Опис складових модулів архітектури системи керування та планування споживання

Запропонована архітектура СКПС розділяє процес планування енергоспоживання на зони відповідальності окремих модулів. Опис структури та принципів роботи цих модулів наведено у цьому розділі, з відповідними діаграмами компонентів та класів сутностей що притаманні кожному окремому модулю в архітектурі СКПС.

4.6.1 Модуль аналізу стану обладнання

Модуль аналізу стану обладнання (АСО) є фундаментальним інтелектуальним компонентом СКПС, який безпосередньо реалізує метод аналізу працездатності та стану обладнання на рівні граничних обчислень. Його призначення полягає в автономному моніторингу, первинній семантичній обробці телеметрії та ідентифікації технічного стану виробничого устаткування в режимі реального часу. Перенесення обчислювального навантаження безпосередньо до джерел генерації інформації дозволяє вирішити проблему мережевих затримок та уникнути перевантаження корпоративних каналів зв'язку неструктурованим даними з сенсорів різноманітного обладнання. На рисунку 4.5 наведено діаграму компонентів архітектури модуля АСО.

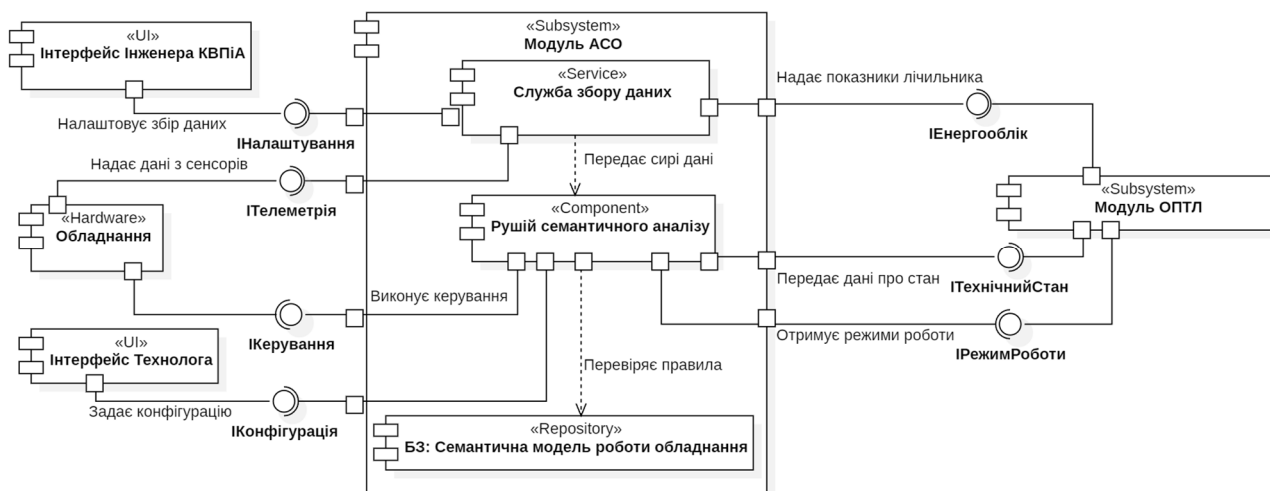


Рисунок 4.4 – Діаграма компонентів архітектури модуля аналізу стану обладнання

Внутрішня архітектура модуля АСО складається з трьох ключових взаємопов'язаних сервісів, що функціонують у середовищі вбудованої операційної системи:

1. Служба збору даних: відповідає за низькорівневу взаємодію з апаратним забезпеченням, прийом необроблених сигналів від сенсорів обладнання та зчитування показників технічного енергообліку.

2. База знань (БЗ): локальний репозиторій, який зберігає статичну семантичну модель роботи конкретної одиниці обладнання, зокрема граничні допуски, систему обмежень та логічні правила ідентифікації зношення.

3. Рушій семантичного аналізу: центральний обчислювальний компонент, який здійснює перевірку поточкових даних на відповідність правилам із бази знань та генерує висновок щодо працездатності агрегату.

Керування модулем здійснюється через строго розмежовані інтерфейси доступу. Інтерфейс інженера КВПіА надає інструментарій для апаратного налаштування вузлів збору даних та конфігурації автоматики. Водночас Інтерфейс технолога дозволяє оновлювати логіку діагностики, змінювати конфігураційні файли семантичної моделі та задавати робочі контексти безпосередньо у базу знань.

Служба збору даних циклічно, у режимі реального часу, опитує сенсори обладнання. Зібрана телеметрія проходить етап первинної фільтрації та нормалізації у пам'яті контролера, після чого передається до рушія семантичного аналізу як вказано на рисунку 4.5.

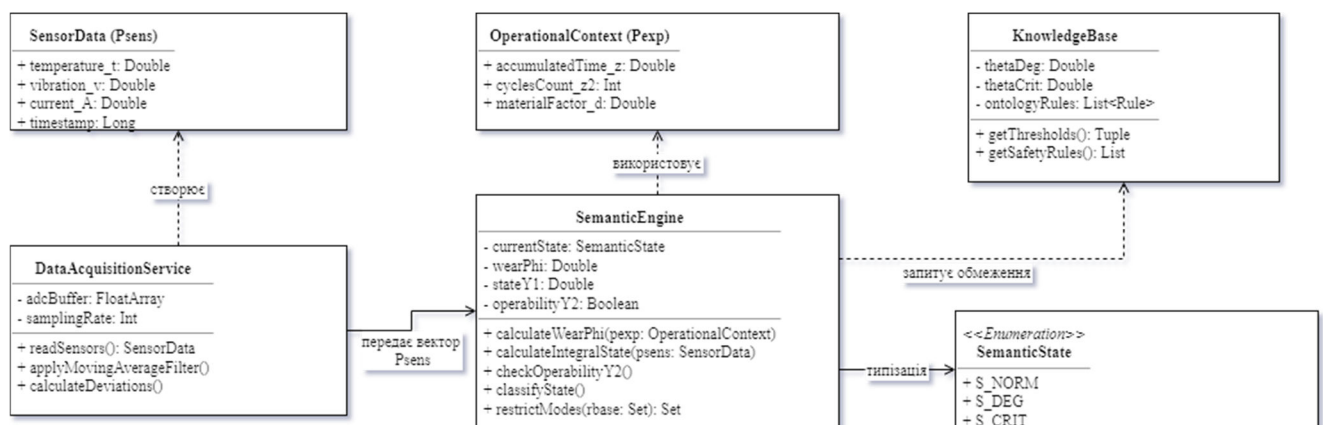


Рисунок 4.5 – Діаграма класів модуля аналізу стану обладнання

Як видно з рисунку 4.5 програмним ядром модуля АСО, що реалізує логіку прийняття рішень на граничному рівні, є рушій семантичного аналізу. Його завдання полягає у трансляції математичного апарату, теоретично обґрунтованого у другому розділі, в код програмного забезпечення. Семантичний рушій оперує об'єктно-орієнтованою семантичною моделлю 2.1. У пам'яті контролера ця модель програмно реалізована у вигляді графа знань, де вершинами виступають програмні об'єкти обладнання, а ребрами – їхні поточні стани та обмеження.

Семантичний рушій розпочинає роботу з обробки вхідних векторів параметрів. Служба збору даних передає в оперативну пам'ять масиви сенсорних параметрів P_{sens} а саме їх обчислені відхилення Δ_i , тоді як з локальної бази даних зчитуються історичні та експлуатаційні параметри P_{exp} . Для забезпечення детермінованого часу виконання та мінімізації навантаження на контролер на рівні граничних обчислень, розрахунок базової зношеності $\varphi_i(k)$ та інтегрального технічного стану y_1 виконується з використанням арифметики з фіксованою комою. Такий підхід дозволяє уникнути ресурсоємних операцій, зберігаючи необхідну точність для діагностики процесів зношення.

Наступним кроком програмної обробки є трансляція неперервного значення y_1 у дискретні семантичні категорії. Алгоритм зчитує з конфігураційної бази знань граничні пороги θ_{deg} та θ_{crit} . Програмна імплементація системи умов класифікації реалізована у вигляді оптимізованого дерева прийняття рішень, яке позначає поточний вузол графа знань відповідним маркером: S_{norm} для штатної роботи, S_{deg} для прогресуючого зношення або S_{crit} у випадку передаварійної ситуації.

Паралельно з класифікацією стану, рушій обчислює булевий маркер працездатності y_2 на основі функції Хевісайда.

Найважливішою функцією семантичного рушія, яка готує дані для подальшого енергетичного планування, є програмне формування керуючого контексту. На основі визначеного семантичного стану та маркера працездатності, рушій звертається до онтологічної бази для розрахунку множини заборонених режимів $R_{restrict}$. За допомогою програмної операції вилучення елементів з базової множини, формується фінальний масив безпечних та оптимальних режимів R_{opt} .

Таким чином, рушій автоматично блокує доступ до енергоємних або форсованих режимів, якщо виявлено високий рівень зносу.

Згенерований пакет даних, який містить поточний технічний стан y_1 , семантичну категорію стану обладнання S та масив доступних режимів R_{opt} , підлягає бінарній серіалізації. Сформований пакет транслюється через промисловий брокер повідомлень на туманний рівень – до модуля обліку та планування технологічної лінії (ОПТЛ).

4.6.2 Модуль обліку та планування технологічної лінії

Модуль обліку та планування технологічної лінії (ОПТЛ) є проміжною інтелектуальною ланкою СКПС, що вирішує оптимізаційну задачу методу підвищення точності обчислення корекції планування енергоспоживання. Завдання модуля ОПТЛ полягає в консолідації семантичних даних з модулів АСО для оптимізації роботи технологічної лінії як єдиного взаємопов'язаного механізму. Організацію програмних потоків, зовнішні інтерфейси взаємодії та внутрішню декомпозицію підсистеми зображено на діаграмі компонентів (рисунок 4.6).

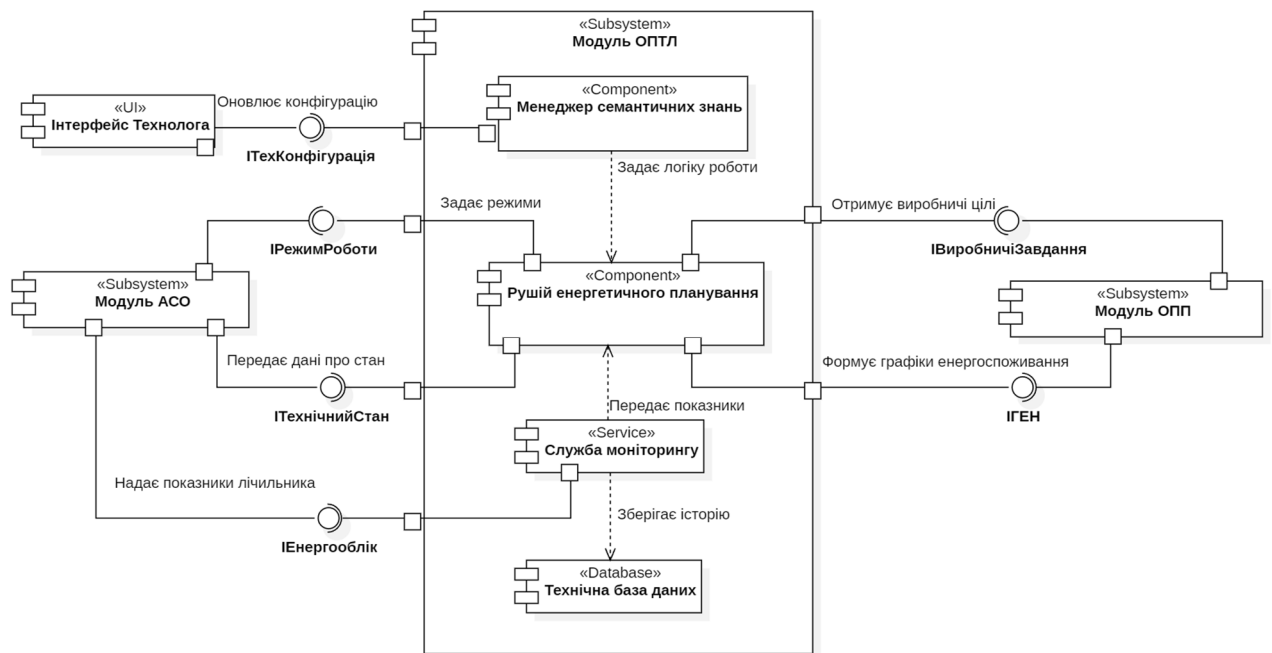


Рисунок 4.6 – Діаграма компонентів архітектури модуля обліку та планування технологічної лінії

Як деталізовано на рисунку 4.6, архітектура модуля ОПТЛ забезпечує маршрутизацію інформаційних потоків між граничним і хмарним рівнями обчислень через стандартизовані інтерфейси взаємодії [132]. Внутрішня структура модуля складається з чотирьох ключових компонентів:

1. Служба моніторингу: цей модуль асинхронно приймає показники комерційних лічильників. Зібрана інформація зберігається та передається до обчислювального рушія.

2. Технічна база даних: локальне сховище, призначене для збереження історії експлуатації та поточних профілів. Наявність цього компонента гарантує інформаційну автономність рівня технологічної лінії у випадку тимчасової втрати зв'язку з модулем ОПП на хмарному рівні обчислень.

3. Менеджер семантичних знань: конфігураційний вузол, який дозволяє інженеру-технологу оновлювати параметри виробничої лінії та логіку прийняття рішень без необхідності перекомпіляції ядра системи.

4. Рушій енергетичного планування: центральний інтелектуальний компонент модуля, що розв'язує задачу оптимізації (2.33). Результатом його роботи є керуючі команди для обладнання технологічної лінії, а також стандартизовані графіки електричного навантаження ГЕН.

Для того щоб рушій енергетичного планування міг у реальному часі прораховувати топологічні обмеження матеріальних потоків та ефективно запобігати каскадним зупинкам обладнання, математична модель була алгоритмізована з використанням об'єктно-орієнтованої парадигми. Статичну структуру класів, що реалізують цей функціонал всередині модуля ОПТЛ, наведено на рисунку 4.7.

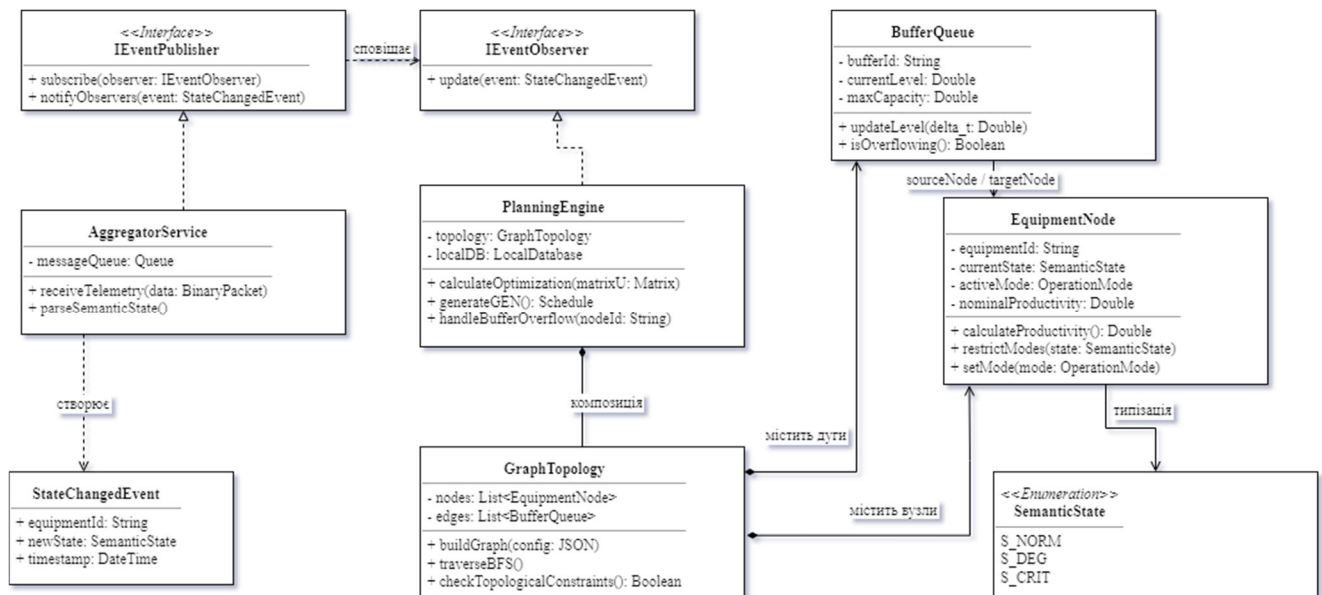


Рисунок 4.7 – Діаграма класів модуля ОПТЛ

Для забезпечення асинхронної взаємодії між комунікаційним та аналітичним шарами модуля реалізовано поведінковий патерн проєктування «Спостерігач». У разі успішного отримання нового семантичного стану від рівня граничних обчислень, AggregatorService створює об'єкт передачі даних StateChangedEvent. Цей об'єкт містить унікальний ідентифікатор обладнання, мітку часу та новий стан. Після цього сервіс асинхронно сповіщає підписників про зміну виробничого контексту.

Головним підписником, що реалізує інтерфейс IEventObserver, є центральний клас підсистеми – PlanningEngine. Він акумулює в собі бізнес-логіку оптимізації графіків електричного навантаження. Отримавши подію через метод update(), рушій планування ініціює перерахунок технологічного розкладу. Для цього клас PlanningEngine через відношення строгої композиції керує об'єктом GraphTopology, який є програмним відображенням математичної топологічної моделі матеріальних потоків підприємства.

Під час ітеративного перерахунку планів об'єкт GraphTopology виконує обхід вузлів за допомогою алгоритму пошуку в ширину. Для кожного накопичувача викликається метод оновлення, який програмно розв'язує різницеве рівняння на основі різниці продуктивностей суміжних вузлів.

Якщо фіксується перетин максимально допустимого рівня заповнення проміжного буфера, то викликається обробник у класі `PlanningEngine`. Це в свою чергу запускає виконання методу `calculateOptimization()`, який знаходить оновлену математичну матрицю режимів U^* і застосовує її до об'єктів `EquipmentNode`.

Оскільки процес знаходження глобального мінімуму цільової функції штрафів може тривати від кількох секунд до хвилин залежно від масштабу виробничої лінії, синхронний виклик оптимізатора призвів би до блокування основного потоку виконання. Тому виконання методу `calculateOptimization()` відбувається в окремому потоці з використанням механізмів асинхронного програмування. Поки фоновий процес здійснює математичний пошук оновленої матриці режимів, модуль ОПТЛ продовжує штатну роботу та моніторинг буферів. Після завершення обчислень, метод повертає оптимізований розклад у головний потік через механізм зворотного виклику, що остаточно ініціює фінальну генерацію графіків електричного навантаження у методі `generateGEN()`.

4.6.3 Модуль обліку та планування підприємства

Модуль обліку та планування підприємства (ОПП) є найвищим ієрархічним рівнем розробленої СКПС. Завдання модуля ОПП полягає у глобальній агрегації даних та взаємодії із агрегатором або оператором ринку електроенергії.

Модуль проєктується як вебсистема, розгорнута в хмарному середовищі. Її головна мета – консолідація скоригованих графіків електричного навантаження від модулів ОПТЛ та забезпечення стандартизованого обміну даними з учасниками енергоринку. Модуль ОПП експортує агреговані профілі групи технологічних ліній для зовнішніх систем, таких як агрегатор попиту та безпосередньо оператор ринку. Одночасно система передає на рівень туманних обчислень виробничі цілі сформовані керівництвом підприємства, що слугують вхідними даними для обчислення задачі оптимізації 2.33 на рівні туманних обчислень. Організацію цих інформаційних потоків, зовнішні інтерфейси взаємодії та внутрішню програмну декомпозицію модуля ОПП наочно подано на діаграмі компонентів (рисунок 4.8).

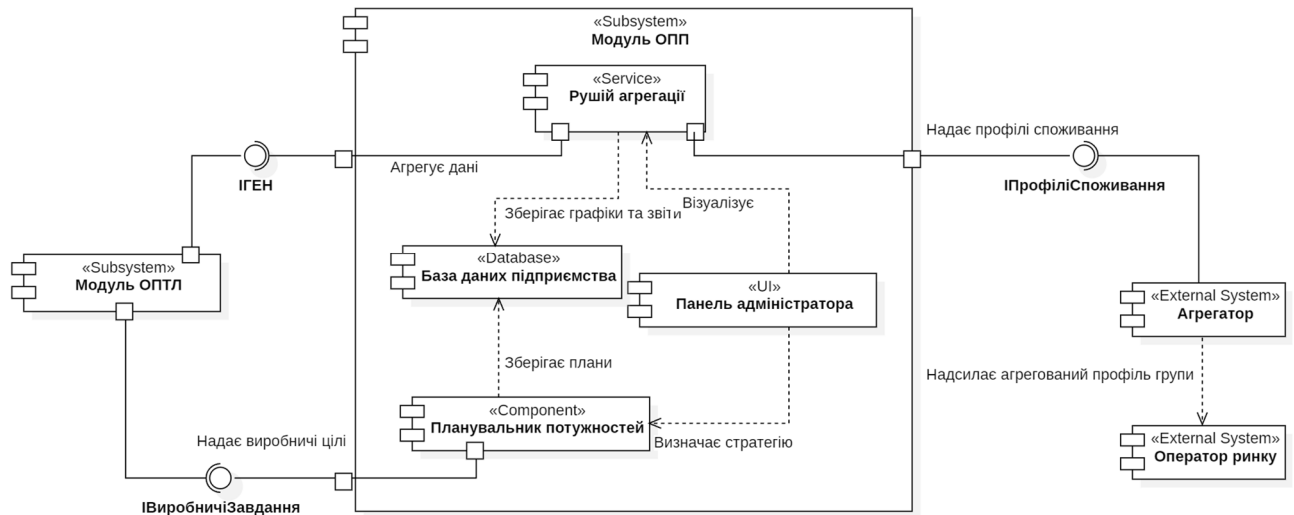


Рисунок 4.8 – Діаграма компонентів модуля ОПІ

Внутрішня компонентна база модуля ОПІ складається з чотирьох блоків, що забезпечують повний цикл обробки комерційної інформації:

1. Рушій агрегації: інтеграційний сервіс, який приймає розрізнені дані від модулів ОПТЛ, виконує їх синхронізацію та математичне об'єднання у консолідований енергетичний профіль підприємства.

2. База даних підприємства: централізоване сховище, яке зберігає агреговані графіки, та звіти підприємства.

3. Планувальник потужностей: аналітичний компонент, який, спираючись на збережену історію та поточні контракти, визначає глобальну стратегію підприємства та формує виробничі завдання для технологічних ліній.

4. Панель адміністратора: користувацький веб-інтерфейс, що візуалізує агреговану статистику та дозволяє керуючому персоналу контролювати процеси торгівлі електроенергією.

Наведена компонентна архітектура відображає загальну функціональну декомпозицію модуля ОПІ та маршрутизацію ключових інформаційних потоків на макрорівні. Однак для безпосередньої програмної реалізації, а також для глибокого розуміння внутрішньої логіки обробки консолідованих енергетичних профілів у хмарному середовищі, необхідна подальша деталізація об'єктно-орієнтованої моделі.

Внутрішню статичну структуру класів модуля ОПІ, наведено на рисунку 4.9.

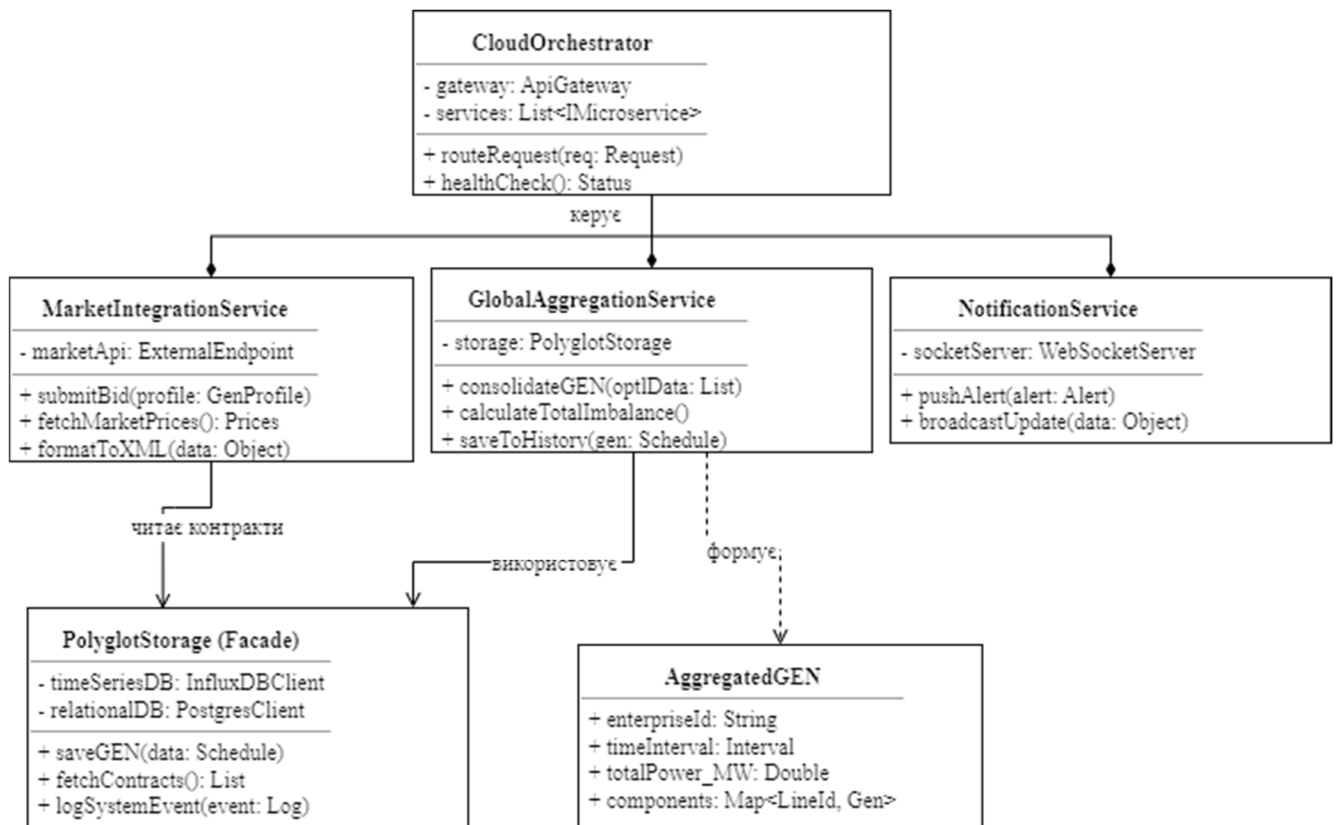


Рисунок 4.9 – Діаграма класів модуля ОПП

Як деталізовано на рисунку 4.9, архітектура програмного ядра модуля ОПП побудована навколо центрального керуючого компонента – класу **CloudOrchestrator**. Цей клас виконує функцію маршрутизатора та API-шлюзу, що забезпечує єдину точку входу для всіх зовнішніх та внутрішніх запитів. За допомогою методу `routeRequest()` він розподіляє інформаційні потоки, а метод `healthCheck()` гарантує безперервний моніторинг працездатності підлеглих мікросервісів. Згідно з діаграмою, оркестратор безпосередньо керує життєвим циклом трьох ключових сервісних класів:

1. GlobalAggregationService

Цей клас інкапсулює бізнес-логіку агрегації даних, що надходять від рівня туманних обчислень. Використовуючи метод `consolidateGEN()`, він математично об'єднує розрізнені масиви даних від цехових модулів ОПТЛ та обчислює загальний прогнозований енергетичний небаланс підприємства (`calculateTotalImbalance()`). Результатом роботи цього класу є програмне формування об'єкта даних **AggregatedGEN**. Цей об'єкт містить ідентифікатор

підприємства, часовий інтервал, сумарну потужність у мегаватах та деталізовану карту споживання кожної окремої технологічної лінії [45].

2. PolyglotStorage

Для збереження згенерованих графіків та конфігурацій GlobalAggregationService використовує клас PolyglotStorage, який програмно реалізує структурний патерн проєктування «Фасад». Цей клас приховує від бізнес-логіки складність одночасної роботи з двома різними рушіями баз даних. Він керує потоками до бази даних часових рядів призначену для зберігання профілів споживання підприємства та до реляційної бази даних, що використовується для логування системних подій і зберігання комерційних умов.

3. MarketIntegrationService

Взаємодія підприємства із зовнішнім енергоринком делегована цьому класу. Він звертається до фасаду PolyglotStorage для читання діючих контрактів та використовує зовнішні API-ендпоінти для отримання актуальних ринкових цін. Перед відправкою консолідованої заявки оператору ринку, сервіс форматує об'єкт AggregatedGEN у стандартизований формат обміну даними.

4. NotificationService

Для забезпечення інтерактивної роботи панелі адміністратора реалізовано клас NotificationService. Замість традиційного HTTP-опитування, він використовує сервер вебсокетів для підтримки з'єднання з браузером клієнта. Це дозволяє системі миттєво відправляти диспетчеру тривожні сповіщення про аварійні відхилення а також оновлювати графічні дашборди при надходженні нових агрегованих даних [21].

Така об'єктно-орієнтована декомпозиція гарантує високу масштабованість системи, чітке розділення відповідальності між мікросервісами та надійну програмну інтеграцію хмарного модуля ОПП з іншими рівнями кіберфізичної системи планування енергоспоживання [6].

Висновки до Розділу 4

У четвертому розділі проведено програмну реалізацію розроблених методів та моделей у складі трирівневої кіберфізичної системи керування та планування споживання. Основні результати та висновки полягають у наступному:

1. Вперше розроблено архітектуру програмного комплексу системи керування та планування споживання, що базується на парадигмах граничних, туманних та хмарних обчислень. Такий підхід дозволив децентралізувати процеси обробки даних, забезпечуючи реакцію системи на процеси зношення обладнання в режимі реального часу на рівні граничних обчислень та стратегічне планування енергоспоживання на рівнях туманних та хмарних обчислень.

2. Реалізовано програмний модуль аналізу стану обладнання на базі рушія семантичного аналізу. Впровадження розробленого методу аналізу працездатності та стану обладнання для розрахунку маркерів працездатності дозволило автоматизувати процес динамічного обмеження енергоємних режимів роботи зношеного обладнання безпосередньо в місці виникнення даних.

3. Здійснено алгоритмізацію топологічної моделі матеріальних потоків у складі модуля ОПТЛ на рівні туманних обчислень. Використання структур даних на основі орієнтованих графів та патерна проєктування «Спостерігач» забезпечило можливість програмної реалізації методу підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання з метою превентивного коригування графіків електричного навантаження.

4. Розроблено архітектуру модуля ОПП, що базується на принципах мікросервісної оркестрації. Використання спеціалізованих баз даних часових рядів та реляційних систем забезпечило високу швидкодію при обробці великих масивів історичних профілів споживання та надійність зберігання комерційної інформації.

5. Для розв'язання складних задач оптимізації енергетичних планів застосовано архітектурний підхід з використанням фонових обчислювальних потоків. Це дозволило усунути ризики блокування критичних процесів збору даних під час виконання складних математичних розрахунків.

6. Впровадження розробленої програмної архітектури дозволяє підприємству інтегруватися в сучасні ринки електроенергії (РДН, Балансуючий ринок) завдяки автоматизованому формуванню скоригованих планів енергоспоживання, що враховують реальний технічний стан виробничих активів.

Розроблений програмний комплекс забезпечує повний цикл обробки інформації від потоків сенсорних даних обладнання до фінальних заявок на енергоринок, мінімізуючи вплив експлуатаційного зносу на точність планування. Практична реалізація підтвердила ефективність обраних архітектурних рішень та готовність системи до інтеграції в реальні виробничі процеси [30].

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі розв'язано актуальне наукове завдання, яке полягає у підвищенні точності планування енергоспоживання промислових підприємств шляхом розробки методів та програмних засобів семантичної обробки телеметричних даних про технічний стан обладнання на базі архітектури граничних обчислень.

Основні наукові та практичні результати дослідження зводяться до такого переліку:

1. Вперше розроблено метод аналізу працездатності та стану обладнання, орієнтований на виконання безпосередньо на рівні граничних обчислень за використанням семантичної моделі роботи обладнання. Його ключовою архітектурною особливістю є децентралізація обчислювального процесу: логіка семантичної фільтрації технологічного шуму та виявлення аномалій перенесена максимально близько до джерел виникнення сенсорних даних. Такий підхід забезпечив визначений час реакції програмного забезпечення на критичні зміни стану активів. На практиці це дозволяє формувати динамічну множину операційних обмежень у режимі реального часу, зменшуючи при цьому навантаження на корпоративні канали зв'язку та централізовані хмарні сервери.

2. Вперше запропоновано метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання за використанням математичної моделі корекції планування енергоспоживання. Цей метод вирізняється комплексним підходом до моделювання технологічного процесу: він поєднує використання теорії орієнтованих графів для точного опису топології матеріальних потоків підприємства. Завдяки такій інтеграції метод дозволяє програмно прогнозувати каскадні зміни навантаження суміжних ланок виробничої лінії при виникненні обмежень або відмов окремих агрегатів. Це, в свою чергу, на практиці забезпечує формування математично обґрунтованих графіків сумарного електричного навантаження, використання яких дозволяє підприємству мінімізувати фінансові

втрати від небалансів на ринку електроенергії за рахунок зменшення похибки планування у порівнянні з статистичними методами з 44,5% до 8,5%.

3. Вперше розроблено модульну архітектуру системи керування та планування споживання електроенергії, яка базується на трирівневій парадигмі обробки даних: на граничному, туманному та хмарному рівнях обчислень. Деталізовано програмну імплементацію кожного рівня, що дозволило реалізувати розподілену обробку інформації. На рівні граничних обчислень впроваджено модулі семантичного аналізу, які забезпечують фільтрацію потоків сенсорних даних та ідентифікацію станів обладнання в режимі реального часу. Рівень туманних обчислень реалізує алгоритми топологічної корекції планів із використанням орієнтованих графів, що дозволяє враховувати взаємозв'язки між агрегатами та стан буферів накопичення. Хмарний рівень забезпечує інтеграцію підприємства з ринком електричної енергії, автоматизуючи процес формування комерційних заявок. На практиці це забезпечує високу масштабованість та відмовостійкість рішення, підтвердивши здатність архітектури ефективно функціонувати в умовах динамічної зміни технічного стану промислових активів.

Також результати дослідження було впроваджено на підприємстві ТОВ «ГК «САТЕР-ЕКОЕНЕРГО». В рамках впровадження було розгорнуто систему керування та планування споживанням для відпрацювання запропонованих методів аналізу працездатності та стану обладнання та підвищення точності обчислення корекції планування енергоспоживання. В результаті впровадження вдалось досягти таких результатів:

1. Підвищити точність короткострокового прогнозування електроспоживання на 9-11%, що мінімізувало штрафні санкції за небаланси на ринку електроенергії;

2. Зменшити час простою технологічного обладнання на 7-10% за рахунок раннього виявлення перед аварійного стану обладнання;

3. Оптимізувати графіки навантаження, змістивши енергоємні операції у зони з меншою вартістю електроенергії.

Узагальнюючи результати проведеного дослідження, можна констатувати, що мету дисертаційної роботи досягнуто, а поставлені завдання виконано у повному обсязі. Розроблені методи та програмні засоби створюють нове науково-методичне підґрунтя для суттєвого підвищення точності планування енергоспоживання промислових підприємств. Отримані результати мають важливе значення для розвитку інженерії програмного забезпечення кіберфізичних систем, забезпечуючи цифрову трансформацію енергетичного менеджменту та підвищення економічної стійкості промислових споживачів в умовах сучасних ринків електроенергії.

Перспективними напрямками подальших досліджень у цій предметній області є інтеграція розробленої трирівневої архітектури з алгоритмами федеративного машинного навчання. Це дозволить програмним агентам на граничному рівні автоматично адаптувати емпіричні пороги деградації обладнання на основі накопиченого історичного досвіду. Доцільним також є подальше дослідження методів оптимізації та оркестрації мікросервісів для апаратно-обмежених пристроїв, що забезпечить ще більшу автономність рівня граничних обчислень. Крім того, розвиток математичних моделей топологічної корекції може бути спрямований на врахування активних розподілених джерел генерації та локальних систем накопичення енергії, що дозволить трансформувати запропоновану систему з інструменту керування та планування споживанням на повноцінний засіб адміністрування мікромереж.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Голець В. О., Коваль О. В. Огляд існуючих методів і програмних інструментів керування та планування енергоспоживання. Реєстрація, зберігання і обробка даних. 2025. Т. 27, № 2. С. 52–60. URL: <https://doi.org/10.35681/1560-9189.2025.27.2.345528>.

2. Голець В. О., Коваль О. В. Архітектура системи керування та планування енергоспоживання учасників ринку довгострокових договорів. Реєстрація, зберігання і обробка даних. 2025. Т. 27, № 3. С. 77–88. URL: <https://doi.org/10.35681/1560-9189.2025.27.3.354594>.

3. Голець В., Сарибога Г. Програмний комплекс для прогнозування енергоспоживання та моніторингу стану виробничого обладнання на основі алгоритмів машинного навчання. Information technology and society. 2025. № 4 (19). С. 33–38. URL: <https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.4.5>.

4. Голець В., Коваль О. Технічні вимоги до розробки цифрового двійника теплового насосу. Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXI Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ. м. Київ, 2024. С. 183–184. URL: https://iate.kpi.ua/uploads/p_21_87384420.pdf.

5. Демський І., Голець В., Коваль О. Програмне забезпечення аналізу стану обладнання за використанням граничних обчислень. Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXI Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ. м. Київ, 2025. С. 159-161. URL: https://iate.kpi.ua/uploads/p_164_79639699.pdf.

6. Омельченко А., Голець В., Коваль О. Програмне забезпечення планування енергоспоживання на основі даних про стан обладнання споживача. Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXI Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ. м. Київ, 2025. С. 172-173. URL: https://iate.kpi.ua/uploads/p_164_79639699.pdf.

7. Analysis of the applicability of DSM techniques in industrial load management: bangladesh perspective / I. N.-E.-T. M. Saffatul et al. 2021. URL: <https://doi.org/10.1109/ACMI53878.2021.9528141>.

8. Enterprise: exploration of concepts, perspectives and implications for systems engineering / C. B. Keating et al. INCOSE international symposium. 2024. Vol. 34, no. 1. P. 725–740. URL: <https://doi.org/10.1002/iis2.13173> (date of access: 14.09.2024).

9. Planning energy-efficient smart industrial spaces for industry 4.0 / V. Bessa Ferreira et al. Eng. 2025. Vol. 6, no. 53. URL: <https://doi.org/10.3390/eng6030053>.

10. Leseure M. From aggregate production planning to aggregate energy industrial consumption plans. Energies. 2024. Vol. 17, no. 6388. URL: <https://doi.org/10.3390/en17246388>.

11. Application of SARIMA in forecasting energy consumption and CO2 emissions in vietnam up to 2030 / T. T. B. Hoang et al. International journal on advanced science engineering and information technology. 2026. Vol. 16, no. 2. P. 411–418. URL: <https://doi.org/10.18517/ijaseit.16.2.14111>.

12. Малярєнко О. Є. Тенденції заміщення викопного палива альтернативними видами та відновлюваними джерелами енергії в Україні. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2025. Т. 1, № 3(94). С. 183–192. URL: <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.3.1.22>

13. Statistical machine learning model for distributed energy planning in industrial park / C. Zhang et al. Artificial intelligence and applications. 2024. Vol. 2. URL: <https://doi.org/10.47852/bonviewAIA42021969>.

14. Prediction of energy consumption using machine learning / S. Prof. et al. International journal of advanced research in science, communication and technology. 2025. P. 60–65. URL: <https://doi.org/10.48175/IJARSCT-25108>.

15. Yevtukhova T., Novoseltsev O., Zaporozhets A. Program-Targeted approach for improving energy efficiency and sustainability through system-integrated services. *Studies in systems, decision and control*. Cham, 2026. P. 197–217. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-032-03616-2_8

16. Joint deep reinforcement learning and stackelberg game with intervention for heterogeneous edge computing in industrial internet of things / W. Cheng et al. IEEE internet of things journal. 2025. PP, no. 99. P. 1–1. URL: <https://doi.org/10.1109/IIOT.2025.3559080>.
17. Cloud computing fault tolerance / D. Mainali et al. International journal of innovative science and research technology (IJISRT). 2024. P. 220–225. URL: <https://doi.org/10.38124/ijisrt/ijisrt24aug519>.
18. M. Almufti S., R. M. Zeebaree S. Leveraging distributed systems for fault-tolerant cloud computing: a review of strategies and frameworks. Academic journal of nawroz university. 2024. Vol. 13, no. 2. P. 9–29. URL: <https://doi.org/10.25007/ajnu.v13n2a2012>.
19. 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. URL: <https://doi.org/10.33411/IJIST/2022040407>.
20. 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. URL: <https://doi.org/10.37745/ejcsit.2013/vol13n25100119>.
21. Hybrid cloud-based information and control system using LSTM-DNN neural networks for optimization of metallurgical production / K. Avazov et al. Processes. 2025. Vol. 13, Art. 2237. URL: <https://doi.org/10.3390/pr13072237>.
22. Leroux S., Simoens P. Hybrid edge–cloud models for bearing failure detection in a fleet of machines. Electronics. 2024. Vol. 13, Art. 5034. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics13245034>.
23. Lu C., Xu T., Zhao J. Equipment condition assessment method based on cloud matter-element model of DS_m evidence. Xi tong gong cheng yu dian zi ji shu/systems engineering and electronics. 2017. Vol. 39, no. 7. P. 1549–1554. URL: <https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2017.07.17>.
24. Oluwadamilola O., Okubanjo A., Okandeji A. A. Internet of things (iot) cloud based model for low cost demand side management infrastructure. 2019.

25. Desani N. R. Cybersecurity implications of edge computing in data engineering. *International journal of computing and engineering*. 2024. Vol. 6, no. 2. P. 24–34. URL: <https://doi.org/10.47941/ijce.2130>.
26. Dontha J. Edge computing and security in industrial control systems. *International scientific journal of engineering and management*. 2024. Vol. 03. P. 1–8. URL: <https://doi.org/10.55041/ISJEM01305>.
27. Yang C. Design of demand response trading platform with security and mutual trust based on blockchain and end-edge-cloud architecture. *Intelligent decision technologies*. 2026. Vol. 20, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1177/18724981251405399>.
28. Kotsar O., Rasko I. Improvement of methodical and instrumental support for demand side management in the liberalized electricity markets. *Tekhnichna elektrodynamika*. 2023. P. 68–79. URL: <https://doi.org/10.15407/techned2023.03.068>.
29. Apajalahti E.-L., Lovio R., Heiskanen E. From demand side management (DSM) to energy efficiency services: A Finnish case study. *Energy policy*. 2015. Vol. 81. URL: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2015.02.013>.
30. Optimizing demand side management (DSM) in industrial sectors: a policy-driven approach / O. Oluokun et al. *International journal of multidisciplinary research and growth evaluation*. 2024. Vol. 5. P. 1009–1021.
31. Gilmour J. E. The modelling of energy efficient drying for DSM : thesis. 1999. URL: <http://publications.aston.ac.uk/15309/>.
32. DSM pricing method based on A3C and LSTM under cloud-edge environment / F. Sun et al. *Applied energy*. 2022. Vol. 315, no. 2. P. 118853. URL: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.118853>.
33. Cloud-based demand response for smart grid: architecture and distributed algorithms / H. Kim et al. 2011 IEEE international conference on smart grid communications, smartgridcomm 2011. 2011. URL: <https://doi.org/10.1109/SmartGridComm.2011.6102355>.
34. Stanelyte D., Radziukyniene N., Radziukynas V. Overview of demand-response services: a review. *Energies*. 2022. Vol. 15. P. 1659. URL: <https://doi.org/10.3390/en15051659>.

35. Kotsar O. The improvement of planning and demand-side management processes. POWER ENGINEERING: economics, technique, ecology. 2025. No. 3. URL: <https://doi.org/10.20535/1813-5420.3.2025.339798>.

36. McCafferty P. Forecasting electricity demand in the industrial sector based on disaggregate data: thesis. 1991. URL: <http://ethos.bl.uk/OrderDetails.do?uin=uk.bl.ethos.385049>.

37. Литвинчук В. А., Каплін М. І., Кармазін О. О. The method for determining the effective total load shedding for under-frequency load shedding of the power system. *Vidnovluvana energetika*. 2025. No. 1(80). P. 13–21. URL: [https://doi.org/10.36296/1819-8058.2025.1\(80\).13-21](https://doi.org/10.36296/1819-8058.2025.1(80).13-21)

38. Huang G. From CAPEX to OPEX: assessing the sustained impact of Energy-as-a-Service (EaaS) on PV-plus-storage adoption willingness in China's C&I sector. *Advances in operation research and production management*. 2026. Vol. 5, no. 1. P. None–None. URL: <https://doi.org/10.54254/3029-0880/2026.32490>.

39. Basmadjian R. Demand-Side energy and power management in data centers. Cham: Springer Nature Switzerland, 2025. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-031-85956-4>.

40. Okafor O. E., Guresci E. The renewable energy cooperatives as a solution to the global energy problem. *International journal of energy studies*. 2026. Vol. 11, no. 1. P. 819–843. URL: <https://doi.org/10.58559/ijes.1800106>.

41. Candra O. Energy management of smart microgrid considering hybrid optimal consumption of demand side. *Operations research forum*. 2025. Vol. 6. URL: <https://doi.org/10.1007/s43069-025-00451-y>.

42. Energy consumption prediction and control algorithm design for industrial decarbonization / S. Luo et al. 2025. Vol. 49. URL: <https://doi.org/10.1117/12.3086850>.

43. Doroshenko V., Kravchenko V. How the concept of a digital double can modernize the theory and practice of foundry processes using the example of the Lost Foam Casting process. *Casting of ukraine*. 2020. No. 10. P. 22–31.

44. Realization of a digital twin for welded assemblies in an industrial manufacturing environment using an ISA-95 compliant framework / H. Hultman et al.

The international journal of advanced manufacturing technology. 2026. URL: <https://doi.org/10.1007/s00170-026-17786-3>.

45. Pasupuleti M. K. Digital twin predictive control for industrial mechatronic systems. N/A, 2025. URL: <https://doi.org/10.62311/nesx/rb-978-81-997219-5-1>.

46. Demand-side management in less energy-intensive industries: a systematic mapping study / D. Leherbauer et al. Renewable and sustainable energy reviews. 2025. Vol. 212. P. 115315. URL: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2024.115315>.

47. Li H., Williams T. J. Some extensions to the purdue enterprise reference architecture (PERA). Computers in industry. 1997. Vol. 34, no. 3. P. 247–259. URL: [https://doi.org/10.1016/S0166-3615\(97\)00047-X](https://doi.org/10.1016/S0166-3615(97)00047-X).

48. Huseynov N., Zahmati H. Improving the cybersecurity of SCADA systems. ETM equipment technologies materials. 2026. URL: <https://doi.org/10.36962/ETM33022026-16>.

49. Dhage S. S. The evolution and impact of manufacturing execution systems in pharmaceutical manufacturing. World journal of advanced research and reviews. 2025. Vol. 26, no. 1. P. 3494–3500. URL: <https://doi.org/10.30574/wjarr.2025.26.1.1389>.

50. Jassas M., Mahmoud Q. Analysis of job failure and prediction model for cloud computing using machine learning. Sensors. 2022. Vol. 22, Art. 2035. URL: <https://doi.org/10.3390/s22052035>.

51. Mandloi T., Sharma S. K., Choube S. C. Energy management in grid integrated microgrid system using demand response. Power system technology. 2025. Vol. 49, no. 1. P. 767–783. URL: <https://doi.org/10.52783/pst.1621>.

52. Gellings C. Evolving practice of demand-side management. Journal of modern power systems and clean energy. 2017. Vol. 5. P. 1–9. URL: <https://doi.org/10.1007/s40565-016-0252-1>.

53. Tarakampet S., Tatavarthi S. Transforming asset management with predictive enterprise applications: a case study approach. International journal of computer trends and technology. 2026. Vol. 74, no. 2. P. 30–37. URL: <https://doi.org/10.14445/22312803/IJCTT-V74I2P105>.

54. Sunyaev A. Internet computing. Cham : Springer Nature Switzerland, 2024. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-031-61014-1>.
55. Computation offloading in industrial edge computing / X. Zhou et al. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-97-4752-8_3.
56. The industrial internet of things (iiot) and edge computing: key drivers of industrial digital transformation / A. Khalifeh et al. 2025.
57. Denysiuk S., Sopel M., Bielokha H. Features of implementation of smart-monitoring in electricity generation, transmission and distribution. *POWER ENGINEERING: economics, technique, ecology*. 2025. No. 2. URL: <https://doi.org/10.20535/1813-5420.2.2025.327373>
58. Xiong Z., Cai Z., Lai Q. Cloud-Edge collaborative control technology for power grid construction based on holographic digitization. Distributed generation and alternative energy journal. 2025. URL: <https://doi.org/10.13052/dgaej2156-3306.40563>.
59. Піховкіна К., Голець В., Коваль О. Програмне забезпечення побудови таксономії предметної області. Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXI Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ. м. Київ, 2025. С. 174-176. URL: https://iate.kpi.ua/uploads/p_164_79639699.pdf.
60. Modeling smart sensors on top of SOSA/SSN and wot TD with the semantic smart sensor network (S3N) modular ontology / S. Samya et al. Emerging topics in semantic technologies. 2018. URL: <https://doi.org/10.3233/978-1-61499-894-5-163>.
61. Pham C., Tan Y. SAREF4ECHONET: A SAREF extension ontology for ECHONET device objects. Journal of information processing. 2025. Vol. 33. P. 913–922. URL: <https://doi.org/10.2197/ipsjip.33.913>.
62. Modeling and verifying OPC UA protocol for vertical integration / Z. Liang et al. International journal of software engineering and knowledge engineering. 2026. URL: <https://doi.org/10.1142/S0218194026500373>.
63. The product quality inspection scheme based on software-defined edge intelligent controller in industrial internet of things / P. Hu et al. Journal of cloud computing. 2023. Vol. 12, no. 1. P. 1–10. URL: <https://doi.org/10.1186/s13677-023-00487-7>.

64. Business development via AI and digitalization / ed. by A. Hamdan, A. Harraf. Cham : Springer Nature Switzerland, 2024. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-031-62102-4> (date of access: 15.09.2024).
65. Energy demand flexibilization of industrial consumers / H. Dunkelberg et al. Journal of simulation. 2019. Vol. 14, no. 1. P. 53–63. URL: <https://doi.org/10.1080/17477778.2019.1675479>.
66. Fang Z. AI-Driven cloud–edge infrastructure for resilient smart water systems in the united states. International journal of artificial intelligence research. 2026. Vol. 1, no. 1. URL: <https://doi.org/10.66280/ijair.v1i1.78>.
67. Method of searching for information objects in unified information space / A. Dodonov et al. *System research and information technologies*. 2021. No. 1. P. 34–46. URL: <https://doi.org/10.20535/srit.2308-8893.2021.1.03>
68. Kummari D. Energy consumption optimization in smart factories using ai-based analytics: evidence from automotive plants. Journal for reattach therapy and development diversities. 2023. Vol. 6. URL: [https://doi.org/10.53555/jrtdd.v6i10s\(2\).3572](https://doi.org/10.53555/jrtdd.v6i10s(2).3572).
69. Kakande J. N., Philipo G., Krauter S. Optimized demand side management for refrigeration: modeling and case study insights from kenya. *Energies*. 2025. Vol. 18. P. 3258. URL: <https://doi.org/10.3390/en18133258>.
70. An industrial energy prediction method integrating planning information and process correlation characteristics / T. Wang et al. *IEEE transactions on automation science and engineering*. 2025. P. 1–1. URL: <https://doi.org/10.1109/TASE.2025.3622135>.
71. Cross-Validated neural network optimization for explainable energy prediction in industrial mobile robots / D. Rico et al. *Applied sciences*. 2025. Vol. 15, no. 12644. URL: <https://doi.org/10.3390/app152312644>.
72. Nguyen Ngoc Thang Nguyen Mai Chi Trung. Investigation of different heaviside function forms in discontinuity problems. *Journal of management and communication*. 2023. T. 15, № 1. URL: <https://doi.org/10.54772/jomc.v15i01.923>.

73. Al-Shammari W., Atiyah O., Kadhim B. Industrial planning site format and objectives. *International journal multidisciplinary (IJMI)*. 2025. Vol. 3. P. 76–89. URL: <https://doi.org/10.61796/ijmi.v3i1.401>.
74. A data-driven method for predicting and optimizing industrial robot energy consumption under unknown load conditions / Q. Chang et al. *Actuators*. 2024. Vol. 13, no. 516. URL: <https://doi.org/10.3390/act13120516>.
75. Yang Z., Xie Z., Huang Z. Electricity consumption prediction based on autoregressive Kalman filtering. *Electrical engineering*. 2024. Vol. 107. P. 5601–5614. URL: <https://doi.org/10.1007/s00202-024-02833-7>.
76. Future evolution of automated demand response system in smart grid for low-carbon economy / H. Yan et al. *Journal of modern power systems and clean energy*. 2015. Vol. 3. URL: <https://doi.org/10.1007/s40565-015-0103-5>.
77. Optimizing self-adaptive IoT systems for energy efficiency and predictive maintenance in industrial automation / M. J. Kobra et al. *Computer science & IT research journal*. 2025. Vol. 6. P. 649–661. URL: <https://doi.org/10.51594/csitrj.v6i9.2064>.
78. Silva N., Ferrão P. Flexible demand side management in smart cities: integrating diverse user profiles and multiple objectives. *Energies*. 2025. Vol. 18, no. 4107. URL: <https://doi.org/10.3390/en18154107>.
79. Schnell F., Weiner P., Sauer A. Python-based industrial energy system planning. 2025. P. 68–72. URL: <https://doi.org/10.1109/CGEE65971.2025.11327666>.
80. Laayati O., Bouzi M., Chebak A. Smart energy management system: design of a monitoring and peak load forecasting system for an experimental open-pit mine. *Applied systems innovation*. 2022. Vol. 5. P. 18. URL: <https://doi.org/10.3390/asi5010018>.
81. Determining the impact of a magnetoelectric generator on the operation of a local distribution network / V. Chumack et al. *Eastern-European journal of enterprise technologies*. 2025. Vol. 1, no. 8. P. 6–14. URL: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2025.322917>.

82. A comprehensive overview on demand side energy management towards smart grids: challenges, solutions, and future direction / M. Bakare et al. *Energy informatics*. 2023. Vol. 6. URL: <https://doi.org/10.1186/s42162-023-00262-7>.

83. Choube T. Energy management in grid integrated microgrid system using demand response. *Power system technology*. 2025. Vol. 49. P. 767–783. URL: <https://doi.org/10.52783/pst.1621>.

84. Agnolucci P., De Lipsis V., Arvanitopoulos T. Modelling UK sub-sector industrial energy demand. *Energy economics*. 2017. Vol. 67. P. 366–374. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2017.08.027>.

85. Adeyemi O. I., Hunt L. C. Accounting for asymmetric price responses and underlying energy demand trends in OECD industrial energy demand. *Energy economics*. 2014. Vol. 45. P. 435–444. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2014.07.012>.

86. Yidi Wu W. Wei Wang Ping Chen Ping Chen X. Xiaotian Ma B. Binbin Wu R. Ruifeng Zhao C. Chuang Liu J. Jinglong Xu Z. Zong Zhen. Energy storage cost analysis and its impact on the electricity market under electricity - carbon market coupling. *Frontiers in energy research*. 2026. URL: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2026.1684056>.

87. A hybrid predictive maintenance approach for optimizing industrial performance in industry 4.0 / H. Taoufyq et al. 2026. URL: <https://doi.org/10.22266/ijies2026.0531.32>.

88. AI-Driven predictive maintenance vs traditional maintenance approaches in manufacturing / S. J. Duriya et al. *Global journal of engineering innovations and interdisciplinary research*. 2025. Vol. 5, no. 5. URL: <https://doi.org/10.33425/3066-1226.1164>.

89. Predictive maintenance system: a review / D. Rangari et al. *International journal of creative and open research in engineering and management*. 2026. Vol. 02, no. 04. P. 1–9. URL: <https://doi.org/10.55041/ijcope.v2i4.410>.

90. Load shaping strategy based on energy storage and dynamic pricing in smart grid / T. Jiang et al. *IEEE transactions on smart grid*. 2014. Vol. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/TSG.2014.2320261>.

91. Machine learning-based model for predicting failure of physical machines in cloud computing / P. Kumari et al. Communications in computer and information science. 2023. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-99-4795-9_39.

92. Lin Y.-H., Chen Y.-Y., Wei S.-H. Live smart autonomous distributed nonintrusive load monitoring with open-set, multiappliance load identification and online load noise suppression and elimination. International transactions on electrical energy systems. 2026. Vol. 1. URL: <https://doi.org/10.1155/etep/5702774>.

93. Big data algorithm for resource potential awareness response optimization on the power user side based on iot edge computing / J. Du et al. Applied mathematics and nonlinear sciences. 2025. Vol. 10, no. 1. URL: <https://doi.org/10.2478/amns-2025-0113>.

94. Real-time monitoring and optimization methods for user-side energy management based on edge computing / J. Huang et al. Scientific reports. 2025. Vol. 15, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-07592-4>.

95. Read J. Interrelated factor demands and the industrial demand for energy : thesis. 1987. URL: <http://epubs.surrey.ac.uk/798034/> (date of access: 08.05.2026).

96. Swamidass P. M. Mean absolute percentage error (MAPE). Encyclopedia of production and manufacturing management. 2024. URL: https://doi.org/10.1007/1-4020-0612-8_580.

97. Hodson T. Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not. Geoscientific model development. 2022. Vol. 15, no. 14. P. 5481–5487. URL: <https://doi.org/10.5194/gmd-15-5481-2022>.

98. Alarenan S., Gasim A. A., Hunt L. C. Modelling industrial energy demand in Saudi Arabia. Energy economics. 2020. Vol. 85. P. 104554. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2019.104554> (date of access: 08.05.2026).

99. Nebera A., Nepsha F., Nepsha F. Distributed energy resources in active distribution networks: consumer-side DER management. Distributed energy resources in active distribution networks. 2025. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-87693-7_20-1.

100. Lundgren T., Marklund P.-O., Zhang S. Industrial energy demand and energy efficiency – Evidence from Sweden. Resource and energy economics. 2016. Vol. 43. P.

130–152. URL: <https://doi.org/10.1016/j.reseneeco.2016.01.003> (date of access: 08.05.2026).

101. Matov O. Туманні обчислення та їхнє математичне моделювання. 2021. URL: <https://doi.org/10.35681/1560-9189.2021.23.3.244787>.

102. Shaikh M. Benchmarking and goal-driven approach for developers for Industry 4.0 applications. Scientific and social research. 2025. Vol. 7. P. 22–30. URL: <https://doi.org/10.26689/ssr.v7i5.10220>.

103. Mohagheghi S., Raji N. Managing industrial energy intelligently: demand response scheme. IEEE industry applications magazine. 2014. Vol. 20, no. 2. P. 53–62. URL: <https://doi.org/10.1109/mias.2013.2288387>.

104. V E S., Shin C., Cho Y. Steel industry energy consumption. URL: <https://doi.org/10.24432/C52G8C>.

105. Enabling technologies for industrial energy demand management / C. H. Dyer et al. Energy policy. 2008. Vol. 36, no. 12. P. 4434–4443. URL: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2008.09.028>.

106. Teubert C. Milling wear dataset. UC Berkeley Emergent Space Tensegrities (BEST) Lab. URL: <https://data.nasa.gov/dataset/milling-wear>.

107. Maia P. R. B. Forecasting the industrial electric energy demand during the post crisis period using var and bvar models: a comparison analysis. 2011. URL: http://www.maxwell.vrac.puc-rio.br/Busca_etds.php?strSecao=resultado&nrSeq=17790@1

108. Design and implementation of cloud analytics-assisted smart power meters considering advanced artificial intelligence as edge analytics in demand-side management for smart homes / Y.-Y. Chen et al. Sensors. 2019. Vol. 19, no. 9. P. 2047. URL: <https://doi.org/10.3390/s19092047>.

109. Damasceno G. M. Relations industrial production and demand for energy: an application model VAR. 2009. URL: http://www.teses.ufc.br/tde_busca/arquivo.php?codArquivo=3731.

110. Ullah A. A case study on improving sustainable strategies and performance through implementation of digital transformation and ESG in Schneider Electric. 2025. URL: <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.31086.52803>.

111. Ang B. W. Decomposition methodology in industrial energy demand analysis. Energy. 1995. Vol. 20, no. 11. P. 1081–1095. URL: [https://doi.org/10.1016/0360-5442\(95\)00068-r](https://doi.org/10.1016/0360-5442(95)00068-r).

112. Extended multi-energy demand response scheme for industrial integrated energy system / Z. Jiang et al. IET generation, transmission & distribution. 2018. Vol. 12, no. 13. P. 3186–3192. URL: <https://doi.org/10.1049/iet-gtd.2017.0630> (date of access: 08.05.2026).

113. Hrudzinskiy J. Технології сучасних кібер-фізичних систем. Київ : НТУУ «КПІ ім. Ігоря Сікорського», 2020.

114. Akinfe O. The impact of artificial intelligence on predictive maintenance in automotive and heavy machinery. 2026. URL: <https://doi.org/10.63084/algora.v3i1.76>.

115. Multi-temporal dimension prediction of new energy electricity demand based on chaos-LSSVM neural network / Y. Wu et al. Scientific reports. 2025. Vol. 15, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-27677-4>.

116. Industrial predictive maintenance using AI and iot / Suresh et al. International research journal on advanced engineering hub (IRJAEH). 2026. Vol. 4, no. 03. P. 1559–1576. URL: <https://doi.org/10.47392/IRJAEH.2026.0209>.

117. Sibeko F. M. Evaluating the financial impact of predictive maintenance in manufacturing: an integrative literature review. Dutch journal of finance and management. 2026. URL: <https://doi.org/10.55267/djfm/17901>.

118. Desta A. Energy supply and demand side management in industrial microgrid context : thesis. 2017. URL: <http://www.theses.fr/2017PESC1234/document>

119. Demand response autonomous decision-making method considering regulation command communication delay and reliability / L. Wang et al. Journal of electrical engineering and technology. 2025. Vol. 20, no. 6. P. 1–18. URL: <https://doi.org/10.1007/s42835-025-02194-6>.

120. Adeyemi O. I. Modelling OECD industrial energy demand : thesis. 2008. URL: <http://epubs.surrey.ac.uk/843748/>.
121. Yaghmaee M.-H., Moghaddassian M., Leon-Garcia A. Autonomous two-tier cloud based demand side management approach with microgrid. IEEE transactions on industrial informatics. 2016. Vol. 13, no. 3. P. 1–1. URL: <https://doi.org/10.1109/TII.2016.2619070>.
122. Peck S. C., Bosch D. K., Weyant J. P. Industrial energy demand. Resources and energy. 1988. Vol. 10, no. 2. P. 111–133. URL: [https://doi.org/10.1016/0165-0572\(88\)90016-3](https://doi.org/10.1016/0165-0572(88)90016-3).
123. Salazar M. B. Demanda de energia na indústria brasileira: efeitos da eficiência energética. 2012. URL: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/11/11132/tde-15052012-094631/>.
124. Oliveira S. F. Predicting the growth of industrial production: an analysis from the demand for electric energy in the state of Ceara. 2011. URL: http://www.teses.ufc.br/tde_busca/arquivo.php?codArquivo=7387.
125. Shahakar D. D. A. Machine learning for predictive maintenance in industries. International journal for research in applied science and engineering technology. 2026. Vol. 14, no. 4. P. 101–106. URL: <https://doi.org/10.22214/ijraset.2026.79405>.
126. Lee J.-S., Lee H.-S. A study on predictive maintenance for logistics automation facilities using IPA. The korean logistics research association. 2025. Vol. 35, no. 6. P. 151–161. URL: <https://doi.org/10.17825/klr.2025.35.6.151>.
127. Balfoussias S. S. Problems in modelling industrial demand for fuels : thesis. 1985. URL: <http://ethos.bl.uk/OrderDetails.do?uin=uk.bl.ethos.372766> (date of access: 08.05.2026).
128. Anand D., Pardeep P. AI-Driven predictive maintenance for smart manufacturing systems. International journal of creative and open research in engineering and management. 2026. Vol. 02, no. 03. P. 1–6. URL: <https://doi.org/10.55041/ijcope.v2i3.157>.
129. Purba L. P., Suef M., Ciptomulyono U. Predictive maintenance approaches and goals. Improving sustainability and industrial efficiency through modern engineering

advancements / ed. by M. Rahaman, H. Wijayanto. 2026. URL: <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-9430-4.ch005>.

130. Srinivasa R., Jaghni K., Kosiganti S. A simulation-driven predictive maintenance framework for pipeline and well infrastructure using synthetic sensor time-series data and autonomous maintenance agents. 2026. URL: <https://doi.org/10.61646/IJCRAS.vol.5.issue2.144>.

131. Chen T.-C. T., Lin C.-W. Trustworthy predictive maintenance in smart manufacturing using neutrosophic reasoning approach. The international journal of advanced manufacturing technology. 2026. URL: <https://doi.org/10.1007/s00170-026-18241-z>.

132. BRM-Based joint resource management for demand-side communication in smart grid considering resource coupling effects / M. Sun et al. IEEE transactions on smart grid. 2025. PP, no. 99. P. 1–1. URL: <https://doi.org/10.1109/TSG.2025.3576229>.

ДОДАТОК А

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

ЗАТВЕРДЖУЮ
Технічний директор
ТОВ «ГК «САТЕР-ЕКОЕНЕРГО»
М.В. Прядко
28 січня 2026р.



АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ результатів дисертаційної роботи

Цей акт засвідчує те, що наукові та практичні результати дисертаційної роботи Владислава Олександровича Гольця на тему «Методи та програмні засоби граничної аналітики стану обладнання для підвищення точності планування енергоспоживання» були використані в виробничих процесах ТОВ «ГК «САТЕР-ЕКОЕНЕРГО».

В ході дослідно-промислової експлуатації впроваджено:

- 1) Семантичну модель роботи обладнання, моніторинг енергоспоживання якого досліджується, з метою обчислення значень параметрів стану та працездатності обладнання.
- 2) Метод підвищення точності обчислення корекції плану енергоспоживання суттєвими споживачами при прогнозуванні енергоспоживання за допомогою граничних обчислень параметрів стану та працездатності обладнання, що дозволяє мінімізувати небаланси енергоспоживання.
- 3) Програмне забезпечення планування енергоспоживання на основі розподілених граничних та туманних обчислень яка враховує поточний технічний стан обладнання та цілі виробництва при формуванні завдання на зміну.

Економічний та технічний ефект від впровадження та використання розроблених методів та програмних засобів дозволило:

1. Підвищити точність короткострокового прогнозування електроспоживання на 9-11%, що мінімізувало штрафні санкції за небаланси на ринку електроенергії.

2. Зменшити час простою технологічного обладнання на 7-10% за рахунок раннього виявлення передаварійного стану обладнання.

3. Оптимізувати графіки навантаження, змістивши енергоємні операції у зони з меншою вартістю електроенергії (без порушення директивних термінів виробництва).

Результати роботи рекомендовані до подальшого використання в системі оперативного управління виробництвом підприємства.

Технічний директор

ТОВ «ГК «САТЕР-ЕКОЕНЕРГО»



Микола ПРЯДКО

ДОДАТОК Б

ЛІСТИНГИ КОДУ ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ

У цьому додатку наведені фрагменти коду реалізації розроблених методів в програмному забезпеченні, написані мовою програмування C++ та Python.

```
#include <vector>
#include <list>
#include <set>
#include <tuple>
#include <string>
#include <memory>
#include <chrono>

enum class SemanticState {
    S_NORM,
    S_DEG,
    S_CRIT
};

struct Rule {
    std::string ruleId;
    std::string condition;
};

struct OperationMode {
    std::string modeId;

    bool operator<(const OperationMode& other) const {
        return modeId < other.modeId;
    }
};

class SensorData {
public:
    double temperature_t;
    double vibration_v;
    double current_A;
    long timestamp;
```

```

        SensorData() : temperature_t(0.0), vibration_v(0.0), current_A(0.0),
timestamp(0) {}

};

class OperationalContext {
public:
    double accumulatedTime_z;
    int cyclesCount_z2;
    double materialFactor_d;

    OperationalContext() : accumulatedTime_z(0.0), cyclesCount_z2(0),
materialFactor_d(1.0) {}

};

class KnowledgeBase {
private:
    double thetaDeg;
    double thetaCrit;
    std::list<Rule> ontologyRules;

public:
    KnowledgeBase() : thetaDeg(50.0), thetaCrit(85.0) {}

    std::tuple<double, double> getThresholds() const {
        return std::make_tuple(thetaDeg, thetaCrit);
    }

    std::list<Rule> getSafetyRules() const {
        return ontologyRules;
    }

};

class DataAcquisitionService {
private:
    std::vector<float> adcBuffer;
    int samplingRate;

public:
    DataAcquisitionService() : samplingRate(1000) {}

    void setSamplingRate(int rate) {
        samplingRate = rate;
    }
}

```

```

    SensorData readSensors() {
        SensorData data;
        data.temperature_t = 45.5;
        data.vibration_v = 1.2;
        data.current_A = 10.5;
        data.timestamp
std::chrono::system_clock::now().time_since_epoch().count();
        return data;
    }

    void applyMovingAverageFilter() {
        if (adcBuffer.size() < 2) return;
        for (size_t i = 1; i < adcBuffer.size() - 1; ++i) {
            adcBuffer[i] = (adcBuffer[i - 1] + adcBuffer[i] + adcBuffer[i +
1]) / 3.0f;
        }
    }

    void calculateDeviations() {
    }
};

class SemanticEngine {
private:
    SemanticState currentState;
    double wearPhi;
    double stateY1;
    bool operabilityY2;
    std::shared_ptr<KnowledgeBase> kb;

public:
    SemanticEngine(std::shared_ptr<KnowledgeBase> knowledgeBase)
        : currentState(SemanticState::S_NORM), wearPhi(0.0), stateY1(0.0),
operabilityY2(true), kb(knowledgeBase) {}

    void calculateWearPhi(const OperationalContext& pexp) {
        wearPhi = (pexp.accumulatedTime_z * 0.001) + (pexp.cyclesCount_z2 *
0.005) * pexp.materialFactor_d;
    }

    void calculateIntegralState(const SensorData& psens) {

```

```

        stateY1 = (psens.temperature_t * 0.5) + (psens.vibration_v * 0.3) +
        (psens.current_A * 0.2);
    }

    void checkOperabilityY2() {
        auto thresholds = kb->getThresholds();
        double thetaCrit = std::get<1>(thresholds);
        operabilityY2 = (stateY1 < thetaCrit);
    }

    void classifyState() {
        auto thresholds = kb->getThresholds();
        double thetaDeg = std::get<0>(thresholds);
        double thetaCrit = std::get<1>(thresholds);

        if (stateY1 >= thetaCrit) {
            currentState = SemanticState::S_CRIT;
        } else if (stateY1 >= thetaDeg) {
            currentState = SemanticState::S_DEG;
        } else {
            currentState = SemanticState::S_NORM;
        }
    }

    SemanticState getCurrentState() const {
        return currentState;
    }

    std::set<OperationMode> restrictModes(const std::set<OperationMode>&
rbase) {
        std::set<OperationMode> allowedModes;
        if (currentState == SemanticState::S_CRIT) {
            return allowedModes;
        }
        for (const auto& mode : rbase) {
            allowedModes.insert(mode);
        }
        return allowedModes;
    }
};

class ISetup {
public:

```

```

        virtual ~ISetup() = default;
        virtual void configureDataCollection(int newSamplingRate) = 0;
};

class ITelemetry {
public:
    virtual ~ITelemetry() = default;
    virtual void receiveSensorData(const std::vector<float>& rawData) = 0;
};

class IControl {
public:
    virtual ~IControl() = default;
    virtual void executeControlCommand(const std::string& command) = 0;
};

class IConfiguration {
public:
    virtual ~IConfiguration() = default;
    virtual void setConfiguration(const std::string& configData) = 0;
};

class IEnergyAccounting {
public:
    virtual ~IEnergyAccounting() = default;
    virtual void provideMeterReadings(double reading) = 0;
};

class ITechnicalState {
public:
    virtual ~ITechnicalState() = default;
    virtual void transmitStateData(SemanticState state) = 0;
};

class IOperationMode {
public:
    virtual ~IOperationMode() = default;
    virtual void receiveOperationModes(const std::set<OperationMode>& modes)
= 0;
};

class ASOModule : public ISetup, public ITelemetry, public IControl, public
IConfiguration, public IOperationMode {

```

```

private:
    std::shared_ptr<DataAcquisitionService> dataAcquisitionService;
    std::shared_ptr<KnowledgeBase> knowledgeBase;
    std::shared_ptr<SemanticEngine> semanticEngine;
    std::shared_ptr<IEnergyAccounting> energyAccountingPort;
    std::shared_ptr<ITechnicalState> technicalStatePort;

public:
    ASOModule(std::shared_ptr<IEnergyAccounting> energyPort,
std::shared_ptr<ITechnicalState> statePort)
        : energyAccountingPort(energyPort), technicalStatePort(statePort) {

        dataAcquisitionService = std::make_shared<DataAcquisitionService>();
        knowledgeBase = std::make_shared<KnowledgeBase>();
        semanticEngine = std::make_shared<SemanticEngine>(knowledgeBase);
    }

    void configureDataCollection(int newSamplingRate) override {
        dataAcquisitionService->setSamplingRate(newSamplingRate);
    }

    void receiveSensorData(const std::vector<float>& rawData) override {
        SensorData data = dataAcquisitionService->readSensors();
        dataAcquisitionService->applyMovingAverageFilter();
        dataAcquisitionService->calculateDeviations();

        semanticEngine->calculateIntegralState(data);
        semanticEngine->checkOperabilityY2();
        semanticEngine->classifyState();

        if (technicalStatePort) {
            technicalStatePort->transmitStateData(semanticEngine-
>getCurrentState());
        }

        if (energyAccountingPort) {
            energyAccountingPort->provideMeterReadings(data.current_A
220.0);
        }
    }

    void executeControlCommand(const std::string& command) override {

```

```

        if (command == "EMERGENCY_STOP" && semanticEngine->getCurrentState()
== SemanticState::S_CRIT) {
            }
        }

        void setConfiguration(const std::string& configData) override {

        }

        void receiveOperationModes(const std::set<OperationMode>& modes) override
{
            std::set<OperationMode>         safeModes         =         semanticEngine-
>restrictModes(modes);
        }

        void processOperationalCycle(const OperationalContext& context) {
            semanticEngine->calculateWearPhi(context);
        }
};

from enum import Enum
from typing import List, Any, Dict, Set
from datetime import datetime
import collections
from abc import ABC, abstractmethod

class BinaryPacket:
    def __init__(self, raw_data: bytes):
        self.raw_data = raw_data

class Matrix:
    def __init__(self, rows: int, cols: int):
        self.data = [[0.0 for _ in range(cols)] for _ in range(rows)]

class Schedule:
    def __init__(self):
        self.timeline: Dict[datetime, float] = {}

class OperationMode:
    def __init__(self, mode_name: str, power_consumption: float):
        self.mode_name = mode_name
        self.power_consumption = power_consumption

class LocalDatabase:
    def __init__(self):

```

```

        self.records: List[Any] = []

    def save_record(self, record: Any) -> bool:
        self.records.append(record)
        return True

    def fetch_record(self, query: str) -> List[Any]:
        return self.records

class SemanticState(Enum):
    S_NORM = 1
    S_DEG = 2
    S_CRIT = 3

class StateChangedEvent:
    def __init__(self, equipmentId: str, newState: SemanticState, timestamp:
datetime):
        self.equipmentId = equipmentId
        self.newState = newState
        self.timestamp = timestamp

class IEventObserver(ABC):
    @abstractmethod
    def update(self, event: StateChangedEvent) -> None:
        pass

class IEventPublisher(ABC):
    @abstractmethod
    def subscribe(self, observer: IEventObserver) -> None:
        pass

    @abstractmethod
    def notifyObservers(self, event: StateChangedEvent) -> None:
        pass

class EquipmentNode:
    def __init__(self, equipmentId: str, nominalProductivity: float):
        self.equipmentId = equipmentId
        self.currentState = SemanticState.S_NORM
        self.activeMode = OperationMode("IDLE", 0.0)
        self.nominalProductivity = nominalProductivity

    def calculateProductivity(self) -> float:

```

```

        if self.currentState == SemanticState.S_NORM:
            return self.nominalProductivity
        elif self.currentState == SemanticState.S_DEG:
            return self.nominalProductivity * 0.5
        return 0.0

    def restrictModes(self, state: SemanticState) -> None:
        self.currentState = state

    def setMode(self, mode: OperationMode) -> None:
        self.activeMode = mode

class BufferQueue:
    def __init__(self, bufferId: str, maxCapacity: float, sourceNode:
EquipmentNode, targetNode: EquipmentNode):
        self.bufferId = bufferId
        self.currentLevel = 0.0
        self.maxCapacity = maxCapacity
        self.sourceNode = sourceNode
        self.targetNode = targetNode

    def updateLevel(self, delta_t: float) -> None:
        flow_in = self.sourceNode.calculateProductivity()
        flow_out = self.targetNode.calculateProductivity()
        self.currentLevel += (flow_in - flow_out) * delta_t
        if self.currentLevel < 0:
            self.currentLevel = 0.0

    def isOverflowing(self) -> bool:
        return self.currentLevel > self.maxCapacity

class GraphTopology:
    def __init__(self):
        self.nodes: List[EquipmentNode] = []
        self.edges: List[BufferQueue] = []

    def buildGraph(self, config: Dict[str, Any]) -> None:
        for node_data in config.get("nodes", []):
            self.nodes.append(EquipmentNode(node_data["id"],
node_data["prod"]))

        for edge_data in config.get("edges", []):

```

```

        source = next((n for n in self.nodes if n.equipmentId ==
edge_data["source"]), None)
        target = next((n for n in self.nodes if n.equipmentId ==
edge_data["target"]), None)
        if source and target:
            self.edges.append(BufferQueue(
                edge_data["id"],
                edge_data["capacity"],
                source,
                target
            ))

def traverseBFS(self) -> List[EquipmentNode]:
    if not self.nodes:
        return []

    visited: Set[str] = set()
    queue = collections.deque([self.nodes[0]])
    result: List[EquipmentNode] = []

    while queue:
        current = queue.popleft()
        if current.equipmentId not in visited:
            visited.add(current.equipmentId)
            result.append(current)

            for edge in self.edges:
                if edge.sourceNode == current and
edge.targetNode.equipmentId not in visited:
                    queue.append(edge.targetNode)

    return result

def checkTopologicalConstraints(self) -> bool:
    return len(self.nodes) > 0 and len(self.edges) >= len(self.nodes) - 1

class AggregatorService(IEventPublisher):
    def __init__(self):
        self.messageQueue: List[BinaryPacket] = []
        self._observers: List[IEventObserver] = []

    def subscribe(self, observer: IEventObserver) -> None:
        if observer not in self._observers:
            self._observers.append(observer)

```

```

def notifyObservers(self, event: StateChangedEvent) -> None:
    for observer in self._observers:
        observer.update(event)

def receiveTelemetry(self, data: BinaryPacket) -> None:
    self.messageQueue.append(data)
    self.parseSemanticState()

def parseSemanticState(self) -> None:
    if self.messageQueue:
        packet = self.messageQueue.pop(0)
        event = StateChangedEvent("SYS-01", SemanticState.S_NORM,
datetime.now())
        self.notifyObservers(event)

class PlanningEngine(IEventObserver):
    def __init__(self, localDB: LocalDatabase):
        self.topology = GraphTopology()
        self.localDB = localDB

    def update(self, event: StateChangedEvent) -> None:
        for node in self.topology.nodes:
            if node.equipmentId == event.equipmentId:
                node.restrictModes(event.newState)
                self.localDB.save_record(event)

    def calculateOptimization(self, matrixU: Matrix) -> None:
        if self.topology.checkTopologicalConstraints():
            for node in self.topology.nodes:
                node.calculateProductivity()

    def generateGEN(self) -> Schedule:
        schedule = Schedule()
        total_power = sum(node.activeMode.power_consumption for node in
self.topology.nodes)
        schedule.timeline[datetime.now()] = total_power
        return schedule

    def handleBufferOverflow(self, nodeId: str) -> None:
        for edge in self.topology.edges:
            if edge.targetNode.equipmentId == nodeId and edge.isOverflowing():
                edge.sourceNode.restrictModes(SemanticState.S_DEG)

```

```

class SemanticKnowledgeManager:
    def __init__(self, planning_engine: PlanningEngine):
        self.planning_engine = planning_engine

    def set_logic(self, config_data: Dict[str, Any]) -> None:
        self.planning_engine.topology.buildGraph(config_data)

    def define_modes(self, modes: List[OperationMode]) -> None:
        for node in self.planning_engine.topology.nodes:
            if modes:
                node.setMode(modes[0])

class ITechConfigurationPort(ABC):
    @abstractmethod
    def update_config(self, config_data: Dict[str, Any]) -> None:
        pass

class IOperationModePort(ABC):
    @abstractmethod
    def set_operation_mode(self, modes: List[OperationMode]) -> None:
        pass

class ITechnicalStatePort(ABC):
    @abstractmethod
    def receive_state_data(self, data: BinaryPacket) -> None:
        pass

class IEnergyAccountingPort(ABC):
    @abstractmethod
    def receive_meter_readings(self, readings: Dict[str, float]) -> None:
        pass

class IProductionTasksPort(ABC):
    @abstractmethod
    def get_production_goals(self) -> Dict[str, Any]:
        pass

class IGENPort(ABC):
    @abstractmethod
    def export_energy_schedule(self) -> Schedule:
        pass

```

```

class OPTLSubsystemFacade(ITechConfigurationPort, IOperationModePort,
ITechnicalStatePort, IEnergyAccountingPort, IProductionTasksPort, IGENPort):
    def __init__(self):
        self.database = LocalDatabase()
        self.planning_engine = PlanningEngine(self.database)
        self.aggregator_service = AggregatorService()
        self.knowledge_manager = SemanticKnowledgeManager(self.planning_engine)

        self.aggregator_service.subscribe(self.planning_engine)

    def update_config(self, config_data: Dict[str, Any]) -> None:
        self.knowledge_manager.set_logic(config_data)

    def set_operation_mode(self, modes: List[OperationMode]) -> None:
        self.knowledge_manager.define_modes(modes)

    def receive_state_data(self, data: BinaryPacket) -> None:
        self.aggregator_service.receiveTelemetry(data)

    def receive_meter_readings(self, readings: Dict[str, float]) -> None:
        self.database.save_record(readings)

    def get_production_goals(self) -> Dict[str, Any]:
        return {"status": "ready", "goals": []}

    def export_energy_schedule(self) -> Schedule:
        return self.planning_engine.generateGEN()

```

ДОДАТОК В

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Статті у фахових виданнях, включених до переліку наукових фахових видань України з присвоєнням категорії «Б» [1-3]:

1. Голець В.О., Сарибоба Г.В. Програмний комплекс для прогнозування енергоспоживання та моніторингу стану виробничого обладнання на основі алгоритмів машинного навчання. Інформаційні технології та суспільство. 2025. 4 (19), с 33-38.

DOI: [10.32689/maup.it.2025.4.5](https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.4.5)

URL: <https://journals.maup.com.ua/index.php/it/article/view/5343>

2. Голець В.О., Коваль О.В. Огляд існуючих методів і програмних інструментів керування та планування енергоспоживання. Реєстрація, зберігання і обробка даних, 2025 2 (27), с 52-60

DOI: [10.35681/1560-9189.2025.27.2.345528](https://doi.org/10.35681/1560-9189.2025.27.2.345528)

URL: <https://drsp.ipri.kiev.ua/article/view/345528>

3. Голець В.О., Коваль О.В. Архітектура системи керування та планування енергоспоживання учасників ринку довгострокових договорів. Реєстрація, зберігання і обробка даних, 3 (27), с 77-88.

DOI: [10.35681/1560-9189.2025.27.3.354594](https://doi.org/10.35681/1560-9189.2025.27.3.354594)

URL: <https://drsp.ipri.kiev.ua/article/view/354594>

Публікації у матеріалах наукових конференцій [4-7]:

4. Голець В.О., Коваль О.В. Технічні вимоги до розробки цифрового двійника теплового насосу. Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXI Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ., м. Київ, 23–26 квіт. 2024 р. Т. 2. С. 183-184. SBN 978-966-990-111-8(Заг.).

URL: https://iate.kpi.ua/uploads/p_21_87384420.pdf

5. Омельченко А.О., Голець В.О., Коваль О.В. Програмне забезпечення планування енергоспоживання на основі даних про стан обладнання споживача.

Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXII Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ., м. Київ, 23–26 квіт. 2025 р. Т. 2. С. 172-173.

URL: https://iate.kpi.ua/uploads/p_164_79639699.pdf

6. Піховкіна К.В., Голець В.О., Коваль О.В. Програмне забезпечення побудови таксономії предметної області. Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXII Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ., м. Київ, 23–26 квіт. 2025 р. Т. 2. С. 174-176.

URL: https://iate.kpi.ua/uploads/p_164_79639699.pdf

7. Демський І.С., Голець В.О., Коваль О.В. Програмне забезпечення аналізу стану обладнання за використанням граничних обчислень. Сучасні проблеми наукового забезпечення енергетики. У 2-х т. : Матеріали XXII Міжнар. наук.-практ. конф. молод. вчених і студ., м. Київ, 23–26 квіт. 2025 р. Т. 2. С. 159-161.

URL: https://iate.kpi.ua/uploads/p_164_79639699.pdf