

ІНСТИТУТ ПРОБЛЕМ МОДЕЛЮВАННЯ В ЕНЕРГЕТИЦІ ІМ. Г.Є. ПУХОВА  
НАЦІОНАЛЬНА АКАДЕМІЯ НАУК УКРАЇНИ  
ІНСТИТУТ ПРОБЛЕМ МОДЕЛЮВАННЯ В ЕНЕРГЕТИЦІ ІМ. Г.Є. ПУХОВА  
НАЦІОНАЛЬНА АКАДЕМІЯ НАУК УКРАЇНИ

Кваліфікаційна наукова праця  
на правах рукопису

**КЛЮЗКО ОЛЕКСІЙ ІВАНОВИЧ**

УДК 681.5:004.75:004.4`6:004.94

**ДИСЕРТАЦІЯ  
МОДЕЛЮВАННЯ ЗАДАЧ КУПІВЛІ-ПРОДАЖУ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ  
КОМПАНІЯМИ-ПОСТАЧАЛЬНИКАМИ В РИНКОВИХ УМОВАХ**

122 Комп'ютерні науки  
12 Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктор філософії

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

  
\_\_\_\_\_ О.І. Ключко

Науковий керівник: Саух Сергій Євгенович, член-кореспондент НАН України, доктор технічних наук, професор

Київ — 2026

## АНОТАЦІЯ

*Клюзко О.І.* Моделювання задач купівлі-продажу електроенергії компаніями-постачальниками в ринкових умовах.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 – Комп'ютерні науки. – Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, Київ, 2026.

У дисертації розроблено моделі та методи підтримки прийняття рішень компанією-постачальником електричної енергії в умовах функціонування конкурентного ринку. Обґрунтовано актуальність задачі, пов'язаної з високою волатильністю цін, невизначеністю попиту та впливом зовнішніх дестабілізуючих факторів, що призводять до зростання ризиків небалансів електроенергії для постачальника і неефективного формування портфеля закупівель електр енергії. Запропоноване рішення базується на інтеграції методів прогнозування електроспоживання та оптимізації портфеля купівлі-продажу електроенергії, що дозволяє підвищити ефективність управління діяльністю компанії-постачальника електроенергії.

*Мета роботи* полягає у розробленні моделей і методів прогнозування електроспоживання та оптимізації портфеля купівлі-продажу електроенергії компанією-постачальником в умовах ринку. Запропонований інтегрований метод прогнозування електроспоживання та оптимізації портфеля має забезпечити підвищення адекватності прогнозування погодинних обсягів споживання та оптимізацію витрат на закупівлю електроенергії.

*Об'єктом дослідження* є процес формування портфеля купівлі-продажу електричної енергії компанією-постачальником в умовах ринку електроенергії України.

*Предмет дослідження* – моделі та методи прогнозування електроспоживання і оптимізації портфеля купівлі-продажу електричної енергії.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у наступному:

1. Вперше розроблено модель прогнозування погодинних обсягів електроспоживання, в якій на відміну від існуючих використано переваги алгоритму Random Forest та враховано додаткові обмеження шляхом додавання LS-фактору як екзогенного параметра, що дозволило адаптувати таку модель до умов аварійних та стабілізаційних відключень і підвищити її адекватність.

2. Вперше розроблено оптимізаційну модель формування портфеля купівлі-продажу електричної енергії компанією-постачальником, яка на відміну від існуючих, одночасно враховує прогнозні погодинні обсяги споживання, цінові параметри та ринкові обмеження України, що дозволяє зменшити витрати на закупівлю електричної енергії.

3. Вперше розроблено комп'ютерну модель підтримки прийняття рішень компанією-постачальником електричної енергії – Energy AI, яка на відміну від існуючих забезпечує комплексне вирішення задач прогнозування погодинних обсягів електроспоживання та оптимізації портфеля купівлі-продажу електроенергії, що дозволяє зменшити витрати на закупівлю електроенергії та підвищити ефективність управління компанією-постачальником.

У вступі обґрунтовано актуальність теми, сформульовано мету і завдання дослідження, визначено об'єкт, предмет і методи дослідження, викладено основні положення наукової новизни та практичного значення.

У першому розділі досліджено особливості функціонування ринку електричної енергії, зокрема структуру ринку, механізми ціноутворення та роль постачальника. Проаналізовано вплив зовнішніх факторів на функціонування енергосистеми та діяльність учасників ринку.

У другому розділі проведено аналіз сучасних методів прогнозування електроспоживання, включаючи статистичні методи, моделі машинного навчання та глибинні нейронні мережі. Обґрунтовано вибір підходу на основі ансамблевих методів.

У третьому розділі описано розроблені модель прогнозування електроспоживання та оптимізаційну модель формування портфеля купівлі-продажу електроенергії. Представлено інтегровану модель системи підтримки прийняття рішень постачальником електричної енергії, що поєднує підготовку даних, прогнозування споживання, урахування впливу обмежень таких обсягів електропостачання та забезпечує оптимальне формування портфеля купівлі-продажу електроенергії.

У четвертому розділі описано програмну систему Energy AI, яка реалізує запропоновані методи прогнозування та оптимізації портфеля купівлі-продажу електроенергії та може використовуватись, як інструмент підтримки управлінських рішень компанії-постачальника та представлено результати експериментальних досліджень, що підтверджують ефективність.

У висновках наведено основні результати дослідження.

*Актуальність роботи.* Функціонування сучасного ринку електричної енергії характеризується високою динамічністю, невизначеністю попиту та значною волатильністю цін. У таких умовах компанії-постачальники стикаються з необхідністю прийняття складних управлінських рішень щодо формування портфеля закупівель електроенергії. Зміни в графіках споживання електроенергії та відсутність інтегрованих моделей управління призводять до зростання небалансів і фінансових втрат.

Особливої актуальності ця проблема набуває в умовах функціонування енергосистеми України, де додатковими чинниками виступають обмеження електропостачання, пов'язані з воєнними діями. Це

обумовлює необхідність розроблення нових підходів, що дозволяють враховувати ці фактори при прийнятті рішень.

Практичне значення одержаних результатів підтверджується їх реалізацією у вигляді програмного забезпечення, на яке отримано свідоцтва про реєстрацію авторського права на твір:

1. Свідоцтво №137583 від 02.07.2025 про реєстрацію авторського права на твір «Компютерна програма «Алгоритм випадкового лісу в прогнозній моделі обсягів споживання електроенергії» («Energy AI»)

2. Свідоцтво №142335 від 11.02.2026 про реєстрацію авторського права на твір «Науковий твір «Модель оптимізації портфеля купівлі-продажу електричної енергії компанією-постачальником»» Автори: Саух С.Є., Ключко О. І.

3. Свідоцтво №147052 від 15.05.2026 про реєстрацію авторського права на твір «Компютерна програма «Система моделювання Energy AI для підтримки прийняття рішень компанією-постачальником щодо купівлі-продажу електричної енергії («Energy AI»)»» Автори: Саух С.Є., Ключко О.І.

Практична значимість результатів полягає у можливості використання запропонованих моделей і програмної системи Energy AI для підтримки прийняття рішень компаніями-постачальниками електричної енергії. Впровадження програмної системи Energy AI в роботу компаній-постачальників дозволило підвищити точність прогнозування та зменшити витрати на закупівлю електроенергії на 2-4%, про що свідчать листи про впровадження та використання результатів дисертаційного дослідження:

1. Лист ТОВ «Енергетична мережа» про використання результатів дисертаційної роботи Ключко О.І

2. Лист ДП «Купер Енерджи» про використання результатів дисертаційної роботи Ключко О.І

Результати роботи можуть бути використані в енергетичних компаніях, а також у інформаційно-аналітичних системах підтримки прийняття рішень у сфері енергетики.

Результати дисертаційного дослідження пройшли всебічну апробацію як у науковому середовищі, так і на експериментальному стенді. Здобуті напрацювання були представлені на низці науково-практичних заходів, зокрема: XLI Науково-технічній конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, (м.Київ, 17 травня 2023р.), V науково-практичній конференції «Безпека енергетики в епоху цифрової трансформації» Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України (м.Київ, 22 листопада 2023р.), XLII Науково-технічної конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України (м.Київ, 15 травня 2024р.), міжнародній конференції IEEE 5th KhPI Week on Advanced Technology, (м.Харків, 7–11 жовтня 2024р.), Xliii науково-технічній конференції молодих вчених та спеціалістів інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України (м. Київ, 14.05.2025р.) та на Міжнародній науково-практичній конференції «Енергетичний фронт: шостий театр воєнних дій (стратегія захисту, управління та відновлення)», Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України (м.Київ, 27 березня 2026 р)

*Ключові слова:* ринок електричної енергії, постачальник електроенергії, прогнозування електроспоживання, Random Forest, MILP, LS-фактор, оптимізація портфеля, небаланси.

## SUMMARY

*Kliuzko O.I.* Modeling of Electricity Purchase and Sale Problems by Supplier Companies under Market Conditions.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in Specialty 122 – Computer Science. – G.E. Pukhov Institute for Modelling in Energy Engineering of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, 2026.

The dissertation develops models and methods for decision support by an electricity supply company under conditions of a competitive market. The relevance of the problem associated with high price volatility, demand uncertainty, and the impact of external destabilizing factors is substantiated, as these lead to increased risks of electricity imbalances for the supplier and inefficient formation of the electricity procurement portfolio. The proposed approach is based on the integration of electricity consumption forecasting methods and optimization of the electricity purchase and sale portfolio, which makes it possible to improve the efficiency of managing the activities of an electricity supply company.

The aim of the study is to develop models and methods for electricity consumption forecasting and optimization of the electricity purchase and sale portfolio by a supplier company under market conditions. The proposed integrated forecasting and portfolio optimization method is intended to improve the accuracy of hourly consumption forecasts and optimize electricity procurement costs.

The object of the research is the process of forming an electricity trading portfolio by an electricity supply company in the Ukrainian electricity market.

The subject of the research comprises models and methods for electricity consumption forecasting and optimization of electricity trading portfolios.

The scientific novelty of the obtained results is as follows:

1. For the first time, a model for forecasting hourly electricity consumption volumes has been developed. Unlike existing approaches, it combines the advantages of the Random Forest algorithm with additional constraints incorporated through the LS-factor as an exogenous parameter. This enables adaptation of the forecasting model to emergency and stabilization power outage conditions and improves its adequacy.

2. For the first time, an optimization model for forming an electricity trading portfolio by a supply company has been developed. Unlike existing models, it simultaneously considers forecasted hourly consumption volumes, pricing parameters, and market constraints of the Ukrainian electricity market, thereby reducing electricity procurement costs.

3. For the first time, a computer-based decision support model for electricity suppliers, named Energy AI, has been developed. Unlike existing solutions, it provides an integrated framework for forecasting hourly electricity consumption and optimizing electricity trading portfolios, thereby reducing procurement costs and improving management efficiency.

The introduction substantiates the relevance of the topic, formulates the purpose and objectives of the study, defines the object, subject, and research methods, and presents the main provisions of scientific novelty and practical significance.

The first section examines the features of electricity market functioning, including market structure, pricing mechanisms, and the role of the supplier. The impact of external factors on the functioning of the energy system and market participants is analyzed.

The second section analyzes modern methods of electricity consumption forecasting, including statistical methods, machine learning models, and deep neural networks. The choice of an approach based on ensemble methods is substantiated.



The third section describes the developed electricity consumption forecasting model and the optimization model for forming the electricity purchase and sale portfolio. An integrated decision support system model for an electricity supplier is presented, combining data preparation, consumption forecasting, and consideration of constraints such as electricity supply limitations, ensuring optimal portfolio formation.

The fourth section describes the Energy AI software system, which implements the proposed forecasting and portfolio optimization methods and can be used as a decision support tool for supplier companies. The results of experimental studies confirming its effectiveness are also presented.

The conclusions summarize the main results of the study.

Relevance of the study. The functioning of the modern electricity market is characterized by high dynamics, demand uncertainty, and significant price volatility. Under such conditions, supplier companies face the need to make complex managerial decisions regarding the formation of an electricity procurement portfolio. Changes in electricity consumption patterns and the lack of integrated management models lead to increased imbalances and financial losses.

This problem becomes particularly relevant in the context of the Ukrainian energy system, where additional factors include electricity supply restrictions caused by military actions. This necessitates the development of new approaches that allow these factors to be taken into account in decision-making.

The practical significance of the obtained results is confirmed by their implementation in the form of software, for which certificates of copyright registration have been obtained:

1. Certificate No. 137583 dated 02.07.2025 for the registration of copyright for the work “Computer Program ‘Random Forest Algorithm in the Forecasting Model of Electricity Consumption Volumes’ (Energy AI)”.

2. Certificate No. 142335 dated 11.02.2026 for the registration of copyright for the work “Scientific Work ‘Model for Optimization of the Electricity Purchase and Sale Portfolio by a Supplier Company’”. Authors: S. Saukh, O. Kliuzko.

3. Certificate No. 147052 dated May 15, 2026, for the copyright registration of the computer program “Energy AI Modeling System for Supporting Decision-Making by Electricity Supply Companies in Electricity Trading” (“Energy AI”). Authors: S.Ye. Saukh, O.I. Kliuzko

The practical value of the results lies in the possibility of using the proposed models and the Energy AI software system for decision support by electricity supply companies. The implementation of the Energy AI system in supplier companies has improved forecasting accuracy and reduced electricity procurement costs by 2–4%, as confirmed by implementation and usage reports of the dissertation results.

1. Letter from LLC “Energy Network” on the use of the results of the dissertation research by O.I. Kliuzko

2. Letter from SE “Cooper Energy” on the use of the results of the dissertation research by O.I. Kliuzko

The results can be applied in energy companies as well as in information and analytical decision support systems in the energy sector.

The results of the dissertation have been validated both in the scientific community and on an experimental testbed and have been presented at a number of scientific and practical conferences, including: the XLI Scientific and Technical Conference of Young Scientists and Specialists of the G.E. Pukhov Institute for Modelling in Energy Engineering of the National Academy of Sciences of Ukraine (Kyiv, May 17, 2023); the 5th Scientific and Practical Conference “Energy Security in the Era of Digital Transformation” of the G.E. Pukhov Institute for Modelling in Energy Engineering of the National Academy of Sciences of Ukraine (Kyiv, November 22, 2023); the XLII Scientific and

Technical Conference of Young Scientists and Specialists of the G.E. Pukhov Institute for Modelling in Energy Engineering of the National Academy of Sciences of Ukraine (Kyiv, May 15, 2024); the IEEE 5th KhPI Week on Advanced Technology (Kharkiv, October 7–11, 2024); the XLIII Scientific and Technical Conference of Young Scientists and Specialists of the G.E. Pukhov Institute for Modelling in Energy Engineering of the National Academy of Sciences of Ukraine (Kyiv, May 14, 2025); and the International Scientific and Practical Conference “Energy Front: The Sixth Theater of War (Strategy for Protection, Management and Recovery)” (Kyiv, March 27, 2026).

*Keywords:* electricity market, electricity supplier, electricity consumption forecasting, Random Forest, MILP, LS-factor, portfolio optimization, imbalances.

## СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

1. С.Є. Саух, **О.І. Ключко** ‘Модель оптимізації портфеля купівлі-продажу електричної енергії компанією-постачальником’, Електронне моделювання Т.46 №3. (2024) С. 3-21. doi:/10.15407/emodel.46.03.003  
Фахове видання категорії Б. (Особистий внесок - брав участь у побудові моделі, визначені ринкових обмежень та впливу окремих факторів на загальний результат роботи компанії-постачальника, виконання симуляції моделі)
2. **О.І. Ключко**, ‘Огляд моделей та методів моделювання задач оптимізації портфелю компанії-постачальника електричної енергії та підтримки прийняття стратегічних рішень’, Електронне моделювання Т.47 №1. (2025) С. 3-21. doi:/10.15407/emodel.47.01.003
3. **О.І. Ключко**, ‘Модель прогнозування обсягів споживання електроенергії з використанням алгоритму «випадковий ліс»’, Електронне моделювання Т.47 №2. (2025) С. 48-66. doi:/10.15407/emodel.47.02.048  
Фахове видання категорії Б.
4. С.Є. Саух, **О.І. Ключко**, ‘Прогнозування обсягів споживання електроенергії в умовах ракетно-дронових атак на енергосистему’, Електронне моделювання Т.47 №5. (2025) С. 87-104. doi:/10.15407/emodel.47.05.087  
Фахове видання категорії Б. (Особистий внесок - брав участь у побудові моделі прогнозування, підготовці фактичних даних електроспоживання, аналізі впливу завданих ударів на зміни в обсягах електроспоживання, виконання симуляції моделі)
5. **О.І. Ключко**, ‘Програмна система Energy AI для прогнозування портфеля закупівель електроенергії постачальником’, Електронне моделювання Т.48 №2 (2026) С. 51-68 doi:/10.15407/emodel.48.02.051  
Фахове видання категорії Б.

6. **О.І. Ключко**, Моделі оптимізації портфелю та методи моделювання задач купівлі-продажу електричної енергії компаніями постачальниками, Зб. матеріалів ХLI Науково-технічної конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, м. Київ, 17 травня 2023 р. / ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України. – 2023. С. 31-34
7. **О.І. Ключко**, Кластеризація даних щодо споживання електричної енергії в період воєнного стану Безпека енергетики в епоху цифрової трансформації, V науково-практична конференція Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова Національної академії наук України: матеріали (Київ, 22 листопада 2023 р.). Київ: ІПМЕ ім. Г.Є.Пухова НАН України, 2023. С. 73-75 с
8. **О.І. Ключко**, Математичне моделювання закупівельної діяльності компанії- постачальника електричної енергії, Збірник матеріалів ХLII Науково-технічної конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, м. Київ, 15 травня 2024 р. / ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України. – 2024. – С.127-130.
9. **О.І. Ключко** Метод машинного навчання «випадковий ліс» в задачах прогнозування обсягів споживання електроенергії, Збірник матеріалів ХLIII Науково-технічної конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, м. Київ, 14 травня 2025 р. – С.16-19.
10. **О.І. Ключко**, Прогнозування електроенергії методом «random forest» із застосуванням «ls-фактора» для моделювання впливу ракетно-дронових атак на енергосистему, Енергетичний фронт: шостий театр воєнних дій (стратегія захисту, управління та відновлення), Міжнародна науково-практична конференція Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова Національної академії наук України : матеріали (Київ, 27 березня 2026 р.). Київ : ІПМЕ ім. Г.Є.Пухова НАН України, 2026, С40-44

## ЗМІСТ

АНОТАЦІЯ .....	2
SUMMARY .....	7
СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА .....	12
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, ТЕРМІНІВ ТА СКОРОЧЕНЬ .....	16
ВСТУП .....	19
<b>РОЗДІЛ I. КОМПАНІЯ-ПОСТАЧАЛЬНИК ЯК УЧАСНИК РИНКУ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ....</b>	<b>27</b>
1.1. Особливості функціонування ринків електричної енергії Європи .....	27
1.2. Засади функціонування ринку електричної енергії України .....	34
1.3 Функції компанії постачальника на ринку електроенергії .....	43
1.4 Задачі управління компанією постачальником .....	51
1.5 Висновки до розділу .....	61
<b>Розділ II МЕТОДИ МАТЕМАТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ РИНКОВОЇ ПОВЕДІНКИ</b> <b>ПОСТАЧАЛЬНИКА ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ.....</b>	<b>64</b>
2.1 Статистичні моделі часових рядів ARIMA/ARIMAX та їх гібриди у прогнозуванні електроспоживання.....	64
2.2 Кластеризація профілів електроспоживання та сегментація споживачів у задачах прогнозування й управління попитом .....	70
2.3 Методи машинного та глибинного навчання в задачах моделювання короткострокового прогнозування електричного навантаження .....	76
2.4 Лінійне, нелінійне та стохастичне програмування в задачах оптимізації портфелів купівлі-продажу електроенергії учасників ринку.....	84
2.5 Методи машинного навчання в задачах ціноутворення, управління попитом і торгівельних стратегій постачальника .....	93
2.6 Висновки до розділу .....	99
<b>РОЗДІЛ III МОДЕЛЬ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ КОМПАНІЄЮ-ПОСТАЧАЛЬНИКОМ</b> <b>ЕЛЕКТРИЧНОЇ .....</b>	<b>104</b>
3.1 Використання методу Random Forest для погодинного прогнозування обсягів споживання електроенергії.....	104
3.2 Застосування LS-фактору для підвищення адекватності прогнозу погодинних обсягів споживання електроенергії в умовах аварійних відключень споживачів в наслідок ураження електроенергетичної системи .....	112
3.3 Оптимізаційна модель здійснення закупівлі постачальником .....	121
3.4 Висновки до розділу .....	126
<b>РОЗДІЛ IV. ОБЧИСЛЮВАЛЬНІ ЕКСПЕРИМЕНТИ З МОДЕЛЮВАННЯ РИНКОВОЇ</b> <b>ПОВЕДІНКИ ПОСТАЧАЛЬНИКА ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ.....</b>	<b>129</b>
4.1 Система моделювання Energy AI для підтримки прийняття рішень компанією- постачальником щодо купівлі-продажу електричної енергії. ....	129

4.2 Прогнозування погодинних обсягів споживання електроенергії в умовах мирного часу та військових дій.....	139
4.3 Особливості формулювання та розв’язування задачі оптимізації портфеля закупівлі електроенергії компанією-постачальником.....	144
4.4 Аналіз результатів проведених обчислювальних експериментів .....	147
4.5. Висновки до розділу .....	150
ВИСНОВКИ .....	152
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	155
ДОДАТОК А .....	167
ДОДАТОК Б .....	169
ДОДАТОК В .....	172
ДОДАТОК Г .....	174
Додаток Д .....	175

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, ТЕРМІНІВ ТА СКОРОЧЕНЬ

**ACER** – *Agency for the Cooperation of Energy Regulators* – Агентство із співробітництва енергетичних регуляторів

**BRP** – *Balance Responsible Party* – сторона, відповідальна за баланс

**ENTSO-E** – *European Network of Transmission System Operators for Electricity* – Європейська мережа операторів систем передачі електроенергії

**REMIT** – *Regulation on Wholesale Energy Market Integrity and Transparency* – регламент щодо доброчесності та прозорості оптового енергетичного ринку

**Base Load** – *Base Load* – базове навантаження

**OFFPEAK** – *Off-peak Load* – позапікове навантаження

**PEAK** – *Peak Load* – пікове навантаження

**Energy AI** – *Energy Artificial Intelligence* – система моделювання для підтримки прийняття рішень компанією-постачальником електричної енергії

**LS-фактор** – *Load-Shedding Factor* – фактор обмеження електропостачання

**АСКОЕ** – автоматизована система комерційного обліку електроенергії

**БР** – балансуючий ринок

**ДД** – двосторонні договори

**ЄС** – Європейський Союз

**НКРЕКП** – Національна комісія з регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг

**ОЕС України** – Об'єднана енергосистема України

**ОСП** – оператор системи передачі

**ОСР** – оператор системи розподілу

**РДД** – ринок двосторонніх договорів

**РДН** – ринок «на добу наперед»

**ВДР** – внутрішньодобовий ринок



**РДП** – ринок допоміжних послуг

**УЗЕ** – установка зберігання енергії

**ВДЕ** – відновлювані джерела енергії

**ANN** – *Artificial Neural Network* – штучна нейронна мережа

**ARIMA** – *Autoregressive Integrated Moving Average* – авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього

**ARIMAX** – *Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables* – розширена авторегресійна інтегрована модель

**ARMA** – *Autoregressive Moving Average* – авторегресійна модель ковзного середнього

**BiGRU** – *Bidirectional Gated Recurrent Unit* – двонаправлений рекурентний блок із керованими вентилями

**BiLSTM** – *Bidirectional Long Short-Term Memory* – двонаправлена мережа довгої короткочасної пам'яті

**CNN** – *Convolutional Neural Network* – згорткова нейронна мережа

**CNN-BiGRU** – *Convolutional Neural Network with Bidirectional Gated Recurrent Unit* – гібридна згортково-рекурентна нейронна мережа

**CVaR** – *Conditional Value at Risk* – умовна вартість під ризиком

**DNN** – *Deep Neural Network* – глибока нейронна мережа

**EMD** – *Empirical Mode Decomposition* – емпірична модова декомпозиція

**FLNN** – *Functional Link Neural Network* – функціонально-зв'язана нейронна мережа

**GRG** – *Generalized Reduced Gradient* – узагальнений приведений градієнт

**HAC** – *Hierarchical Agglomerative Clustering* – ієрархічна агломеративна кластеризація

**ICEEMDAN** – *Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise* – удосконалена емпірична модова декомпозиція з адаптивним шумом

**IMF** – *Intrinsic Mode Functions* – внутрішні модові функції

**k-NN** – *k-Nearest Neighbors* – метод k-найближчих сусідів

**LP** – *Linear Programming* – лінійне програмування

**LSTM** – *Long Short-Term Memory* – мережа довгої короткочасної пам'яті

**MAPE** – *Mean Absolute Percentage Error* – середня абсолютна відносна похибка

**MILP** – *Mixed-Integer Linear Programming* – змішане цілочисельне лінійне програмування

**ML** – *Machine Learning* – машинне навчання

**MLP** – *Multilayer Perceptron* – багатошаровий персептрон

**NLP** – *Nonlinear Programming* – нелінійне програмування

**Prophet** – *Prophet Forecasting Model* – адитивна модель прогнозування часових рядів

**RF** – *Random Forest* – випадковий ліс

**RMSE** – *Root Mean Square Error* – середньоквадратична похибка

**RNN** – *Recurrent Neural Network* – рекурентна нейронна мережа

**Seq2Seq** – *Sequence-to-Sequence* – архітектура «послідовність-у-послідовність»

**SVM** – *Support Vector Machine* – машина опорних векторів

**XGBoost** – *Extreme Gradient Boosting* – екстремальний градієнтний бустинг

## ВСТУП

**Обґрунтування вибору теми дослідження.** Сучасний ринок електричної енергії функціонує в умовах лібералізації, багатосегментної організації торгівлі, високої цінової волатильності, посилення конкуренції між учасниками та підвищених вимог до точності прогнозування попиту. У таких умовах особливого значення набуває діяльність компанії-постачальника електричної енергії, яка виступає ключовою ланкою між оптовим і роздрібним сегментами ринку, забезпечуючи закупівлю електроенергії на різних ринкових майданчиках, формування портфеля постачання, балансування та продаж електроенергії кінцевим споживачам. Особливості функціонування ринків електричної енергії в країнах Європейського Союзу, а також специфіка роботи постачальника в Україні вказують на те, що ефективність його діяльності визначається якістю прогнозування погодинного споживання, здатністю формувати економічно обґрунтований портфель закупівель та мінімізувати ризики небалансів.

Європейська модель ринку електричної енергії базується на анбандлінгу, конкурентності сегментів генерації та постачання, ринковому ціноутворенні, балансуючій відповідальності та високому рівні прозорості. Український ринок електричної енергії розвивається за європейською моделлю, однак функціонує в умовах нижчої ліквідності окремих сегментів, вищої концентрації ресурсів, специфічних регуляторних обмежень та значного впливу воєнних чинників на попит і пропозицію електроенергії. Це істотно ускладнює процес прийняття рішень постачальником та зумовлює необхідність застосування спеціалізованих моделей підтримки рішень, здатних поєднати прогнозний та оптимізаційний контури в єдиній системі управління.

Для постачальника електричної енергії особливої ваги набуває задача короткострокового погодинного прогнозування попиту, оскільки саме на його основі приймаються рішення щодо закупівель на ринку двосторонніх договорів, ринку «на добу наперед», внутрішньодобовому та балансуєчому ринках. При цьому навіть у мирний час попит визначається добовою та сезонною нерівномірністю, календарними ефектами, погодними умовами та структурою споживачів. В умовах воєнного стану до цих чинників додаються аварійні та стабілізаційні відключення, пошкодження енергетичної інфраструктури, обмеження електропостачання та різкі структурні зміни в профілях навантаження. За таких обставин традиційні методи прогнозування без урахування кризових чинників виявляються недостатньо адекватними, а помилки прогнозу безпосередньо трансформуються у фінансові втрати постачальника через небаланси та неефективну структуру закупівель.

Проведений у роботі аналіз показує, що наукова література містить значну кількість підходів до прогнозування електроспоживання, кластеризації профілів навантаження, використання методів машинного та глибинного навчання, а також до оптимізації портфелів закупівлі-продажу електроенергії. Водночас ці підходи переважно є фрагментарними: одні з них розв'язують лише прогнозні задачі, інші — лише задачі оптимізації, а ще інші орієнтовані на виробників, операторів мереж або окремих споживачів, а не на постачальника як самостійного ринкового суб'єкта. Таким чином, актуальним науково-практичним завданням є розроблення інтегрованої змішаної моделі підтримки прийняття рішень компанії-постачальника електричної енергії, що дозволить оптимізувати портфель купівлі-продажу електроенергії з урахуванням ринкових обмежень України, змін в короткострокових прогнозах споживання та впливу військових дій на енергосистему.

**Мета й задачі дослідження.** Метою дослідження є розроблення моделей, методів та інформаційної системи підтримки прийняття рішень компанією-постачальником електричної енергії на конкурентному ринку в умовах високої невизначеності попиту, цінової волатильності та зовнішніх обмежень функціонування енергосистеми. Для досягнення поставленої мети в роботі вирішуються такі **задачі дослідження:**

1. Визначити ключові особливості функціонування ринку електричної енергії в країнах Європейського Союзу та дослідити специфіку діяльності постачальника електричної енергії в Україні з урахуванням чинної моделі ринку, нормативно-правового регулювання та особливостей комерційної взаємодії на основних сегментах ринку.
2. Провести аналіз і систематизацію існуючих методів короткострокового прогнозування обсягів електричного навантаження, кластеризації профілів споживання та оптимізації рішень щодо купівлі-продажу електричної енергії з метою виявлення їхніх переваг, обмежень і можливостей інтегрованого використання в задачах підтримки прийняття рішень компанії - постачальника.
3. Розробити модель погодинного прогнозування обсягів споживання електричної енергії споживачами компанії-постачальника на основі алгоритму Random Forest та запропонувати метод підвищення адекватності прогнозу електроспоживання в умовах аварійних і стабілізаційних відключень, шляхом формалізації та використання фактору, що відображає вплив обмежень електропостачання на фактичний рівень споживання.
4. Розробити оптимізаційну модель формування портфеля купівлі-продажу електричної енергії компанією-постачальником з

урахуванням прогнозних погодинних обсягів споживання, ринкових обмежень та цінових параметрів.

5. Розробити та реалізувати програмну систему яка реалізує запропоновані методи прогнозування та оптимізації портфеля купівлі-продажу електроенергії та може використовуватись, як інструмент підтримки управлінських рішень компанії-постачальника.

6. Провести обчислювальні експерименти з використанням програмної системи як інструменту підтримки управлінських рішень компанії-постачальника для оцінки ефективності запропонованих моделей у різних сценаріях функціонування енергосистеми, зокрема в умовах мирного часу та воєнних дій.

7. Підтвердити ефективність використання розробленої програмної системи, як інструменту підтримки шляхом впровадження в роботу компаній-постачальників електроенергії та проведення обчислювальних експериментів

**Об'єктом дослідження** є процеси планування купівлі-продажу електроенергії компанією-постачальником в умовах функціонування конкурентного ринку України.

**Предметом дослідження** є моделі, методи та інформаційні технології планування купівлі-продажу електроенергії компанією-постачальником в умовах функціонування конкурентного ринку України.

**Методи дослідження.** У дисертаційній роботі для розв'язання поставлених задач використано методи системного аналізу для дослідження функціонування ринку електричної енергії та ролі постачальника в його структурі; методи статистичного аналізу та обробки часових рядів для вивчення закономірностей електроспоживання; методи машинного навчання, зокрема алгоритм Random Forest, для побудови моделей короткострокового прогнозування погодинних обсягів

споживання електроенергії; методи формування ознак та введення екзогенних факторів для врахування обмежень електропостачання; методи лінійного та змішаного цілочисельного програмування для оптимізації портфеля закупівель електроенергії; методи обчислювального експерименту та аналізу результатів для оцінки ефективності розроблених моделей та системи Energy AI.

**Наукова новизна.** У дисертаційній роботі отримано такі наукові результати:

1. Вперше розроблено модель прогнозування погодинних обсягів електроспоживання, в якій на відміну від існуючих використано переваги алгоритму Random Forest та враховано додаткові обмеження шляхом додавання LS-фактору як екзогенного параметра, що дозволило адаптувати таку модель до умов аварійних та стабілізаційних відключень і підвищити її адекватність.
2. Вперше розроблено оптимізаційну модель формування портфеля купівлі-продажу електричної енергії компанією-постачальником, яка на відміну від існуючих, одночасно враховує прогнозні погодинні обсяги споживання, цінові параметри та ринкові обмеження України, що дозволяє зменшити витрати на закупівлю електричної енергії.
3. Вперше розроблено комп'ютерну модель підтримки прийняття рішень компанією-постачальником електричної енергії – Energy AI, яка на відміну від існуючих забезпечує комплексне вирішення задач прогнозування погодинних обсягів електроспоживання та оптимізації портфеля купівлі-продажу електроенергії, що дозволяє зменшити витрати на закупівлю електроенергії та підвищити ефективність управління компанією-постачальником.

**Теоретичне значення роботи** полягає у розвитку науково-методичних засад моделювання ринкової поведінки компанії-

постачальника електричної енергії в умовах лібералізованого ринку. Розроблений підхід поєднує методи короткострокового прогнозування електроспоживання, урахування впливу кризових чинників на попит та оптимізацію структури закупівель, що формує цілісну методологічну основу для побудови інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у сфері електропостачання.

**Практичне значення одержаних результатів** полягає в наступному:

1. Розроблені моделі прогнозування можуть бути використані компаніями-постачальниками для підвищення адекватності погодинного планування попиту.
2. Запропонований підхід до врахування LS-фактору забезпечує можливість адаптації прогнозних моделей до умов аварійних і стабілізаційних відключень.
3. Оптимізаційна модель портфеля закупівель може бути використана для зниження витрат на закупівлю електричної енергії та скорочення ризику небалансів.
4. Інтегрована система Energy AI може застосовуватися як окремий програмний модуль або бути інтегрована до існуючих інформаційно-аналітичних платформ діяльності компанії-постачальника.
5. Отримані результати можуть бути використані для подальшого розвитку цифрових систем підтримки прийняття рішень у сфері електропостачання.

**Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами**

**Публікації.** Наукові результати та висновки дисертаційного дослідження підтверджуються публікаціями у наукових виданнях та їх апробацією на науково-практичних конференціях. Опубліковано 10 наукових праць. У тому числі 5 наукових статей опубліковано у фахових



виданнях України, 5 тез доповідей на всеукраїнських і міжнародній науково-технічних конференціях.

**Апробація результатів дослідження.** Результати дисертаційного дослідження пройшли всебічну апробацію як у науковому середовищі, так і на експериментальному стенді. Здобуті напрацювання були представлені на низці науково-практичних заходів, зокрема:

1. **О.І. Ключко**, Моделі оптимізації портфелю та методи моделювання задач купівлі-продажу електричної енергії компаніями постачальниками, Зб. матеріалів ХLI Науково-технічної конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, м. Київ, 17 травня 2023 р. / ПІМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України. – 2023. С. 31-34
2. **О.І. Ключко**, Кластеризація даних щодо споживання електричної енергії в період воєнного стану Безпека енергетики в епоху цифрової трансформації, V науково-практична конференція Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова Національної академії наук України: матеріали (Київ, 22 листопада 2023 р.). Київ: ПІМЕ ім. Г.Є.Пухова НАН України, 2023. С. 73-75 с
3. **О.І. Ключко**, Математичне моделювання закупівельної діяльності компанії- постачальника електричної енергії, Збірник матеріалів ХLII Науково-технічної конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, м. Київ, 15 травня 2024 р. / ПІМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України. – 2024. – С.127-130.
4. **О.І. Ключко** Метод машинного навчання «випадковий ліс» в задачах прогнозування обсягів споживання електроенергії, Збірник матеріалів ХLIII Науково-технічної конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, м. Київ, 14 травня 2025 р. – С.16-19.

5. **О.І. Ключко**, Прогнозування електроенергії методом «random forest» із застосуванням «ls-фактора» для моделювання впливу ракетно-дронових атак на енергосистему, Енергетичний фронт: шостий театр воєнних дій (стратегія захисту, управління та відновлення), Міжнародна науково-практична конференція Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова Національної академії наук України : матеріали (Київ, 27 березня 2026 р.). Київ : ІПМЕ ім. Г.Є.Пухова НАН України, 2026, С40-44

**Обсяг та структура роботи.** Дисертація складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел і додатків. Дисертаційна робота має 17 рисунків, 14 таблиць, 5 додатків. Список використаних джерел містить 113 найменувань. Загальний обсяг роботи складає 180 сторінки, обсяг основного тексту – 162 сторінки.

## **РОЗДІЛ І. КОМПАНІЯ-ПОСТАЧАЛЬНИК ЯК УЧАСНИК РИНКУ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ**

### **1.1. Особливості функціонування ринків електричної енергії Європи**

Наприкінці ХХ століття електроенергетичний сектор більшості європейських країн функціонував як державний або регульований монополістичний комплекс. Вертикально інтегровані компанії одночасно володіли генеруючими потужностями, мережами передачі та розподілу, а також здійснювали постачання електроенергії кінцевим споживачам. За відсутності конкуренції такі монополії самостійно визначали тарифи, нерідко встановлювані або затверджувані урядом чи парламентом, що стримувало стимули до підвищення ефективності та інновацій. Нові учасники фактично не мали доступу до мереж і ринку [1].

Починаючи з 1990-х років, Європейський Союз поступово здійснював лібералізацію енергетичних ринків через низку послідовних законодавчих ініціатив — директив і регламентів, об'єднаних у так звані енергетичні пакети, спрямовані на демонополізацію галузі. Перший енергетичний пакет (1996–1998 рр.) започаткував часткове відкриття національних ринків, зобов'язавши країни скасувати монополію на виробництво та дозволити обмежений вибір постачальника споживачам. Другий пакет 2003 р. зобов'язав відокремити (розділити) види діяльності в електроенергетиці та газовому секторі та відкрив можливість усім споживачам (у тому числі побутовим) в ЄС вільно обирати постачальників енергоресурсів. Цей етап увів вимогу юридичного анбандлінгу – генеруючі, збутові компанії та оператори мереж мали бути розділені на окремі юридичні особи, щоб уникнути конфлікту інтересів і створити умови для конкуренції. Третій енергетичний пакет, ухвалений у 2009 році, став важливим етапом у розвитку конкурентного ринку, оскільки

запровадив вимогу повного власницького анбандлінгу: енергетичні компанії мали обрати між володінням та управлінням електростанціями і збутом або мережевою інфраструктурою, не поєднуючи обидві функції одночасно. Також третій пакет створив наднаціональні інституції для координації та регулювання ринку та встановив вимоги до прозорості інформації та прав споживачів. Наступним етапом реформування став Четвертий енергетичний пакет «Чиста енергія для всіх європейців», ухвалений у 2019 році, який у відповідь на нові виклики — розвиток відновлюваних джерел, децентралізацію генерації та зростаючу потребу в гнучкості — запровадив додаткові регуляторні механізми для стимулювання інновацій і активної участі споживачів, оновив правила підтримки резервних потужностей і обмежив державні субсидії для неефективної генерації, водночас посиливши вимоги до надійності енергосистеми [2].

Важливою особливістю функціонування ринків ЄС є уніфіковане регуляторне середовище: з метою побудови єдиного внутрішнього енергоринку Європейський Союз поступово гармонізував законодавство, впровадивши мережеві кодекси та керівні принципи, які діють у всіх країнах-членах шляхом прямого застосування або імплементації у національні правові системи.

Центральне місце в регуляторній архітектурі внутрішнього ринку електроенергії ЄС посідає Регламент (ЄС) 2019/943, який визначає базові принципи організації ринку, структуру його сегментів, загальні підходи до формування цін, правила функціонування ринків «на добу наперед», внутрішньодобового та балансуєчого ринків і закріплює обов'язкову балансуєчу відповідальність усіх учасників. Цим актом, зокрема, встановлено вимогу щодо забезпечення достатньої частки пропускної спроможності міждержавних з'єднань для транскордонної торгівлі, що

уніфікує підходи до розподілу міжзонної пропускної спроможності в державах-членах [3].

Регламент Комісії (ЄС) 2015/1222 встановлює єдині правила розрахунку міжзонної пропускної спроможності, організації ринків «на добу наперед» і внутрішньодобових ринків та їх алгоритмічного поєднання (market coupling) на основі спільного алгоритму визначення цін і перетоків [4]. Регламент Комісії (ЄС) 2016/1719 визначає порядок надання довгострокових прав на використання міжзонної пропускної спроможності, стандартизуючи типи продуктів і аукціонні процедури та гармонізуючи форвардні механізми хеджування цінових ризиків [5].

Уніфікацію правил балансування та експлуатації систем передачі забезпечують Регламент Комісії (ЄС) 2017/2195 щодо балансування електроенергії [6], який установлює загальні принципи організації балансуючих потужностей і балансуючої енергії та вимоги до сторін, відповідальних за баланс, а також Регламент Комісії (ЄС) 2017/1485, що деталізує технічні й організаційні вимоги до експлуатації об'єднаної електроенергетичної системи, включаючи критерії операційної безпеки, управління частотою і напругою та механізми регіональної координації [7].

Окремий блок регулювання стосується прозорості оптових енергетичних ринків. Регламент (ЄС) №1227/2011 про доброчесність та прозорість на оптовому енергетичному ринку (Regulation on Wholesale Energy Market Integrity and Transparency - REMIT) встановлює єдиний для всіх держав-членів режим запобігання інсайдерській торгівлі та маніпулюванню ринком, запроваджує обов'язок реєстрації учасників оптового ринку, звітування про угоди та публікації інсайдерської інформації, що уніфікує стандарти прозорості, розкриття інформації та нагляду за ринковою поведінкою [8]. Регламент (ЄС) 2019/941 щодо готовності до ризиків в електроенергетичному секторі доповнює ринкові механізми, встановлюючи спільні підходи країн-членів до підготовки і

реагування на кризові ситуації через національні та регіональні плани готовності [9].

Системоутворюючу роль у регуляторній моделі відіграє Регламент (ЄС) 2019/942, яким визначено правовий статус і мандат Агентства із співробітництва енергетичних регуляторів (далі - ACER) [10]. У сукупності зазначені акти формують цілісну систему уніфікованих правил, що охоплює структуру ринку, правила торгівлі, доступ до міждержавних з'єднань, балансування, експлуатацію мережі, прозорість, запобігання зловживанням та управління ризиками і створює єдиний нормативний простір функціонування національних ринків електроенергії Європейського Союзу.

Єдина система електропередачі Європи координується на наднаціональному рівні в межах Європейської мережі операторів систем передачі електроенергії (ENTSO-E), яка об'єднує операторів систем передачі значної кількості країн, включно з Україною. Основними завданнями ENTSO-E є забезпечення надійності та ефективності об'єднаної енергосистеми, розроблення єдиних стандартів і мережевих кодексів, а також формування довгострокових планів розвитку мереж. Важливим елементом архітектури є й ACER, що фактично виконує функції наднаціонального регулятора: узгоджує рішення національних регуляторів, забезпечує однакове застосування європейських правил, моніторить дотримання REMIT, координує впровадження мережевих кодексів і оцінює прогрес ринкової інтеграції в тісній взаємодії з Європейською Комісією та Радою регуляторів [2].

Таким чином, регуляторна модель ЄС поєднує централізовану координацію і децентралізоване виконання, що забезпечує баланс між єдністю ринку та урахуванням специфіки кожної країни. Регіональні ринки різняться історією лібералізації, структурою генерації, рівнем централізації торгівлі, але функціонують у загальній нормативній рамці, що визначає сегментацію ринку, роль постачальника та механізми забезпечення балансу

і надійності. Загальні ж принципи лібералізації європейського ринку електроенергії склалися наступним чином:

- **Конкуренція в генерації та постачанні.** Більшість електроенергії виробляється незалежними виробниками, які змагаються за продаж на оптовому ринку; споживачі можуть вільно обирати постачальників, що стимулює конкурувати тарифами і сервісом. Жодна окрема компанія не повинна мати можливості диктувати ринкову ціну шляхом ринкової влади – за цим стежать регулятори.

- **Анбандлінг та недискримінаційний доступ.** Електричні мережі (передавальні та розподільчі) виділені в окремі компанії-оператори систем (ОСП і ОСР) та суворо регулюються. Мережна інфраструктура вважається природною монополією, тому тарифи на передачу/розподіл контролюються регулятором, а доступ до мереж зобов'язані отримувати всі учасники на рівних. Це унеможлиблює ситуацію, коли власник мережі перешкоджає конкурентам підключатися чи транспортувати електроенергію.

- **Біржове ціноутворення та прозорість.** Встановлення оптових цін передано від адміністративних органів до ринкових механізмів – біржових аукціонів та торгів, де ціна формується перетином попиту і пропозиції кожної години доби. Важливо, що результати торгів є публічними: біржі публікують обсяги та ціни, а також відповідно до регламентів ЄС усі учасники мусять розкривати ринку ключову інформацію для запобігання маніпуляціям.

- **Балансування та надійність.** Оператори систем передачі в кожній країні відповідають за миттєве підтримання балансу виробництва і споживання. Для цього створені балансувачі ринки та ринки допоміжних послуг, де виробники та споживачі на конкурентних засадах надають ресурси для регулювання частоти та резервів. Хоча ці сегменти ринку працюють під управлінням системних операторів (а не бірж), принцип

конкуренції також застосовується: постачальники резервів подають заявки, і відбір регулюючого резерву відбувається за найнижчою ціною для заданих потреб, що мінімізує витрати на безпеку постачання. Суть у тому, що навіть забезпечення операційної безпеки реалізується ринковими методами (аукціонами на потужність резерву, плати за дисбаланс тощо), хоча й під пильним наглядом регуляторів з огляду на критичність цих послуг.

У європейській моделі ринку постачальники електроенергії відіграють ключову роль посередника між оптовим ринком та кінцевими споживачами. Саме постачальники купують електроенергію у виробників або на оптових біржах і забезпечують її продаж та доставку споживачам на роздрібному рівні. В умовах розвиненого конкурентного ринку постачальники несуть відповідальність за кілька важливих функцій:

- закупівля електроенергії на різних сегментах оптового ринку
- відповідальність за балансування та управління портфелем
- цінова конкуренція та сервіси для споживачів.

Кожен постачальник формує свій портфель закупівель, щоб покрити потреби закріплених за ним споживачів. Для цього використовуються всі доступні сегменти: довгострокові двосторонні контракти (для хеджування цінових ризиків), ринок «на добу наперед» і внутрішньодобовий (для покриття прогнозованого навантаження за ринковими цінами ближче до реального часу). Постачальники подають заявки на біржі від свого імені або через трейдерів та купують необхідні обсяги, виходячи з прогнозу споживання їх клієнтів. Таким чином, постачальник пов'язує оптовий і роздрібний ринки – він виступає покупцем на оптовому ринку та продавцем на роздрібному. Конкуренція змушує постачальників ефективно закуповувати електроенергію: ті компанії, які здатні придбати електроенергію дешевше (завдяки кращому прогнозуванню чи портфелю контрактів), можуть запропонувати споживачам нижчу кінцеву ціну і завоювати більшу частку ринку.



Постачальники зобов'язані підтримувати баланс між закупленою та відпущеною споживачам електроенергією у кожній годині. Іншими словами, вони мають мінімізувати небаланси свого портфеля. Якщо постачальник закупив менше, ніж спожили його клієнти, або навпаки – купив надлишок, різниця покривається через балансуючий ринок, але за це постачальник несе фінансову відповідальність (сплачує оператору системи передачі за дефіцит або отримує меншу плату за надлишок за цінами балансуючого ринку). У більшості країн ЄС кожен постачальник є стороною, відповідальною за балансування (Balance Responsible Party, BRP), або напряму, або через об'єднання у балансуючі групи. Це означає, що він зобов'язаний подавати прогностичні графіки споживання/постачання оператору системи та коригувати їх у разі відхилень. Практично це спонукає постачальників інвестувати в системи прогнозування обсягів споживання електричної енергії, укладати гнучкі контракти, що дозволяють коригувати обсяги (наприклад, купувати на внутрішньодобовому ринку ближче до часу постачання), та взаємодіяти з агрегаторами попиту для управління навантаженням. Недотримання балансу призводить до фінансових втрат, тому провідні європейські постачальники активно використовують сучасні ІТ-рішення для управління портфелем та підвищення адекватності прогнозів споживання.

В умовах лібералізованого ринку постачальники змагаються за клієнтів не тільки ціною електроенергії, але й додатковими умовами контракту, якістю обслуговування, інноваційними продуктами. Наприклад, деякі компанії пропонують «зелені» тарифи (з гарантією походження від відновлюваних джерел), фіксовані тарифи на певний період, гнучкі тарифи з динамічними цінами, інтегровані рішення «енергія як послуга» (включно з встановленням домашніх СЕС чи систем зберігання). Така диверсифікація пропозицій вигідно відрізняє конкурентний ринок від монопольної моделі, забезпечуючи споживачам вибір. Глибина конкуренції на роздрібних

ринках ЄС різняться між країнами, але загалом тренд один: зняття обмежень на ціноутворення (скасування регульованих тарифів, окрім хіба що для вразливих споживачів), прозорість інформації для споживача (онлайн-платформи для порівняння цін) та спрощення процедури зміни постачальника. Постачальники, щоб утримати клієнтів, впроваджують програми лояльності, покращують кол-центри, пропонують енергоефективні сервіси (енергетичні аудити, «розумні» лічильники з онлайн-додатками для моніторингу споживання тощо).

Таким чином, роль постачальника в ЄС – це не просто перепродаж електроенергії, а активне управління портфелем закупівель та продажів, балансування, а також надання якісного сервісу споживачу в умовах конкурентного середовища. Такий підхід підвищує ефективність всієї системи, адже постачальники стають зацікавленими у зниженні власних витрат (через оптимізацію закупівель і мінімізацію небалансів) та у задоволенні споживача, що в кінцевому рахунку сприяє досягненню цілей ринку – конкурентних цін, надійності постачання і інноваційного розвитку.

## **1.2. Засади функціонування ринку електричної енергії України**

Передумови лібералізації ринку електричної енергії України пов'язані з необхідністю підвищення ефективності сектору, зниженням державної монополізації та гармонізацією національної енергетичної політики із законодавством Європейського Союзу. До 2019 року в Україні діяла модель ринку «єдиного покупця», за якої державна компанія «Енергоринок» купувала електроенергію у всіх виробників і перепродавала її постачальникам. Така централізована модель обмежувала конкуренцію, не стимулювала інвестиції у генерацію, мережі та технологічне оновлення, а також не забезпечувала прозорого ціноутворення. З огляду на взяті Україною зобов'язання в межах Третього енергетичного пакета ЄС та

членства в Енергетичному Співтоваристві, було ухвалено рішення про реформування енергетичного ринку відповідно до європейських принципів свободи торгівлі, рівного доступу до мереж і балансуючої відповідальності учасників[11].

Нормативно-правову основу функціонування сучасного ринку електроенергії визначає Закон України «Про ринок електричної енергії» № 2019-VIII від 13 квітня 2017 року[12]. Він запровадив конкурентну модель ринку, що передбачає відокремлення діяльності з передачі та розподілу електроенергії від генерації та постачання, а також визначив права, обов'язки і відповідальність усіх суб'єктів. Реалізацію положень Закону деталізують підзаконні акти Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг (НКРЕКП), зокрема: «Правила ринку» [13], «Правила ринку “на добу наперед” та внутрішньодобового ринку» [14], «Правила роздрібного ринку електричної енергії» [15], «Кодекс системи передачі» [16], «Кодекс систем розподілу» [17]. Вони визначають технічні та комерційні умови взаємодії між учасниками, механізми розрахунків, порядок врегулювання небалансів і принципи формування цін. Відповідно до законодавства, регульованими залишаються лише тарифи на передачу та розподіл, тоді як купівля-продаж електроенергії здійснюється на конкурентних засадах.

Впровадження нової моделі ринку докорінно змінило структуру енергетичної галузі, було відокремлено технологічне управління енергосистемою від механізмів торгівлі електричною енергією та введено нові ролі та функції учасників ринку [18]. Електроенергія розглядається як товар, тоді як передача, розподіл і постачання — як регульовані послуги, що унеможлиблює змішування комерційних і природно-монопольних функцій та формує умови для прозорого ціноутворення на кожній ланці ринку. Тепер в розумінні Закону учасниками ринку електричної енергії є [12]:

**Виробник електричної енергії** — суб'єкт господарювання, що здійснює господарську діяльність із виробництва електричної енергії на генерувальних установках на підставі відповідної ліцензії.

**Споживач електричної енергії** — це фізична чи юридична особа, яка здійснює закупівлю електричної енергії для власного споживання.

**Електропостачальник** — суб'єкт господарювання, який продає електричну енергію споживачу на підставі договору постачання електричної енергії.

**Треjder** — суб'єкт господарювання, який провадить ліцензовану діяльність із перепродажу електроенергії (купівля-продаж за двосторонніми договорами та на організованих сегментах ринку), окрім постачання електроенергії споживачу за договором постачання.

**Оператор системи передачі (ОСП)** — юридична особа, відповідальна за експлуатацію, диспетчеризацію, технічне обслуговування і розвиток системи передачі та міждержавних ліній, а також за забезпечення довгострокової спроможності цієї системи задовольняти обґрунтований попит на передачу.

**Оператор системи розподілу (ОСР)** — юридична особа, відповідальна за безпечну, надійну та ефективну експлуатацію, технічне обслуговування і розвиток системи розподілу та за її довгострокову спроможність задовольняти обґрунтований попит на розподіл з урахуванням екологічних та енергоефективних вимог.

**Оператор ринку** — юридична особа, що забезпечує функціонування ринку «на добу наперед» та внутрішньодобового ринку і може організовувати електронні аукціони з купівлі-продажу електроенергії за двосторонніми договорами (за відповідними ліцензіями).

**Гарантований покупець** — суб'єкт господарювання, зобов'язаний купувати електроенергію у виробників за «зеленим» тарифом і за

механізмом ринкової премії та виконувати інші визначені законом спеціальні обов'язки.

Тарифи на передачу й розподіл установлює національний регулятор, що гарантує нейтральність природних монополій щодо ринкових результатів. Економічні відносини купівлі-продажу електроенергії організовано в оптовій і роздрібній частинах ринку. До роздрібної належить взаємодія між постачальниками та кінцевими споживачами. Виробники формують пропозицію електроенергії, електропостачальники і трейдери здійснюють її закупівлю-продаж на оптових сегментах і траншують ризики та ціни на роздріб, гарантований покупець виконує спеціальні обов'язки щодо купівлі «зеленої» генерації, а споживачі реалізують право вибору постачальника відповідно до своїх комерційних інтересів. Таким чином, фінансові контракти реалізуються у конкурентних середовищах, а технологічне управління системою здійснюється окремо. Сукупність цих функцій забезпечує чітке розмежування відповідальності та мінімізує конфлікти інтересів між учасниками ринку й природними монополіями мереж [19].

Центральне місце в координації ринкових і технологічних процесів посідає Системний оператор, який здійснює: оперативно-диспетчерське керування роботою Об'єднаної енергосистеми; реєстрацію та облік укладених фінансових договорів купівлі-продажу як основу для добового та внутрішньодобового планування графіків виробництва і споживання; а також ринкове придбання ресурсів регулювання режиму — резервів і допоміжних послуг, необхідних для підтримання балансу, частоти та якості електропостачання. Технологічне управління здійснює диспетчерська служба як окремий підрозділ Системного оператора. Облік зареєстрованих фінансових контрактів – це обов'язкова складова планування режимів енергосистем. За цими контрактами Системний оператор визначає графіки

виробництва і споживання електроенергії та планує заходи з регулювання режимних параметрів[20].

Нагляд за дотриманням правил торгівлі та справедливістю ціноутворення покладено на національного регулятора, який тарифікує послуги природних монополій і, за необхідності, запроваджує регуляторні запобіжники в тих сегментах, де виявляються ознаки недостатньої конкуренції.

Загальна структура ринку електричної енергії України побудована за європейською моделлю багаторівневого ринку, який охоплює: ринок двосторонніх договорів (РДД), ринок «на добу наперед» (РДН), внутрішньодобовий ринок (ВДР), балансуючий ринок (БР), ринок допоміжних послуг (РДП) та роздрібний ринок (див. Рис. 1). Структура ринку вибудована як «часовий каскад» сегментів, кожен з яких виконує специфічну функцію в узгодженні попиту і пропозиції [21].

Форвардна ланка — ринок двосторонніх договорів — фіксує профільні поставки між контрагентами на наперед узгоджені періоди; короткостроковим індикатором вартості є ринок «на добу наперед», де учасники торгують погодинними обсягами на наступну добу за правилами двостороннього аукціону, а організацію торгів та розрахунків забезпечує Оператор ринку. Після завершення добового планування внутрішньодобовий ринок дає змогу коригувати позиції учасників до та впродовж доби постачання, зменшуючи величину очікуваних небалансів [22]. Фактичні відхилення між контрактними графіками і реальним виробництвом/споживанням остаточно врівноважуються на балансуючому ринку, де Системний оператор активує ресурси регулювання і проводить розрахунок небалансів. Сукупно це формує безперервний контур «планування—корекція—балансування», що унеможливорює дефіцит/надлишок у реальному часі та створює надійні цінові індикатори для інших сегментів.

Кожен із цих сегментів виконує власну функцію в системі балансування попиту та пропозиції, має окремі правила участі, часовий горизонт торгів і механізми формування ціни. Така архітектура забезпечує поступове узгодження комерційних контрактів із фізичним балансом енергосистеми, зменшуючи ризики дефіциту, небалансів і коливань цін.

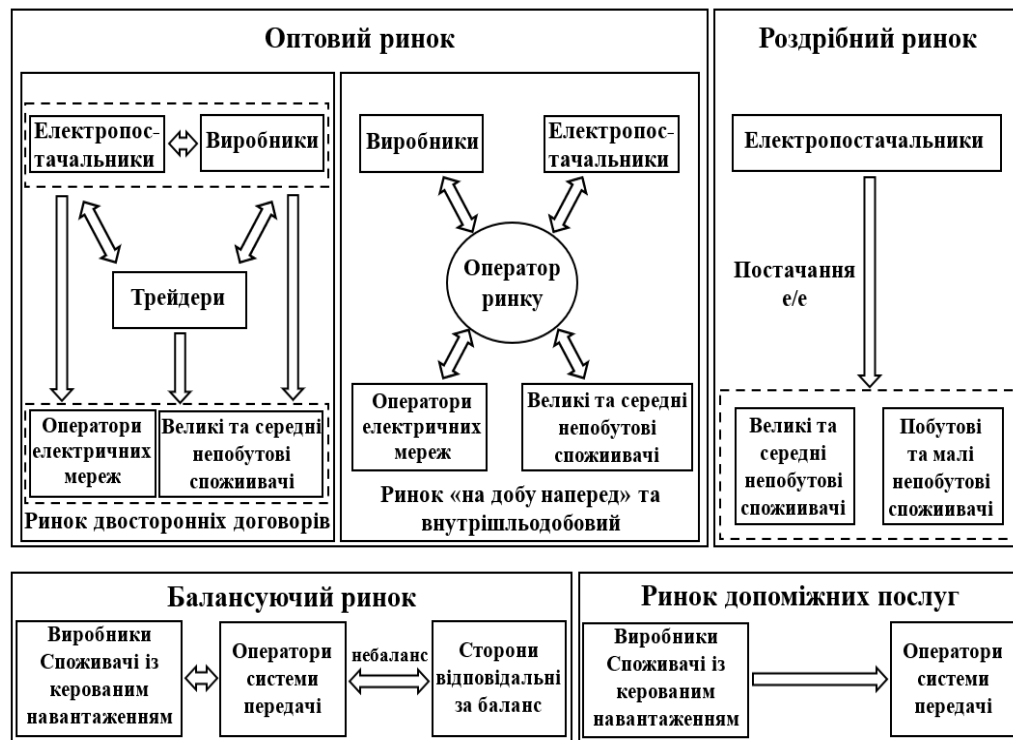


Рисунок 1. Загальна структура ринку електричної енергії України

**Ринок довгострокових двосторонніх договорів (ДД)** є основним каналом реалізації електроенергії поза біржовими майданчиками. Суб'єкти ринку самостійно обирають контрагентів і погоджують умови поставки в довільній договірній формі, зберігаючи комерційну автономію ціноутворення; регулятор при цьому не втручається у домовленості сторін та рівень ціни. В українській моделі існує окрема вимога для державних генеруючих компаній: продаж за ДД здійснюється через електронні аукціони, що забезпечує прозорий доступ покупців до ресурсу[12].

Довгострокові договори не стандартизовані за змістом і не передбачають обов'язкового розкриття договірної ціни. Водночас для технологічної узгодженості комерційних зобов'язань із роботою енергосистеми учасники зобов'язані реєструвати в оператора системи передачі погоджені обсяги та періоди постачання. Завершення реєстрації відбувається не пізніше ніж за одну добу до фактичної поставки електроенергії, що дає можливість своєчасно врахувати ці графіки у диспетчерському плануванні та балансуванні [20].

**Ринок «на добу наперед» (РДН).** На цьому сегменті укладаються угоди купівлі-продажу електроенергії з її постачанням у добу, що настає після дня торгів [12]. До моменту закриття книги заявок ринок має бути приведений до рівноваги, тобто сукупні обсяги купівлі й продажу мають збігатися. РДН виконує кілька ключових ролей у архітектурі ринку: забезпечує альтернативний вхід для учасників, які не мають форвардних двосторонніх контрактів; формує короткострокові цінові орієнтири, які використовуються під час укладання ДД та похідних інструментів; гарантує централізовані розрахунки й оплату реалізованих обсягів; дає можливість учасникам ближче до часу постачання уточнювати графіки та обсяги, зменшуючи ризик небалансів.

Учасник подає свої заявки через організований майданчик; в Україні функції такого майданчика виконує ДП «Оператор ринку». Розрахункова ціна визначається для кожної години наступної доби як результат аукціонного відбору: перетин агрегованих кривих попиту та пропозиції задає погодинну ціну та відповідний обсяг відпуску/відбору [14]. З метою підтримання ліквідності та прозорості торгів правилами можуть передбачатися вимоги до мінімальної частки або мінімального обсягу продажу на РДН для окремих категорій виробників. Така конструкція робить РДН головним короткостроковим індикативом вартості



електроенергії та ключовою ланкою між форвардним плануванням і реальним режимом роботи енергосистеми.

**Внутрішньодобовий ринок (ВДР)** — це короткостроковий сегмент торгівлі, що відкривається після завершення операцій на ринку «на добу наперед» і діє протягом доби фактичного постачання [12]. Його призначення полягає в оперативному вирівнюванні портфелів учасників із урахуванням оновлених прогнозів споживання та генерації, а також наслідків позапланових відключень чи інших технологічних відхилень [21].

Операції укладаються на організованій торговельній платформі шляхом подання заявок на купівлю та продаж електроенергії і їхнього погодження в режимі близькому до безперервної торгівлі. Кожна угода формується за ціною, що впливає з конкретного «зведення» зустрічних пропозицій сторін (pay-as-bid), і доповнює позиції, сформовані попередньо на РДН [15].

**Балансуючий ринок (БР)** — це сегмент, призначений для відновлення рівноваги між фактичними обсягами виробництва (та імпорту) і споживання (та експорту) електричної енергії в ОЕС України. Його механізм ґрунтується на активації балансуючої енергії: залежно від поточного навантаження системи та відхилень від затверджених графіків оператор системи передачі видає постачальникам послуг балансування диспетчерські команди на підвищення або зниження відпуску електроенергії. За умов дефіциту застосовується додаткове завантаження керованих генерувальних одиниць, у тому числі резервних потужностей; у разі профіциту надаються команди на розвантаження навіть тих блоків, що задіяні контрактами на інших сегментах ринку, аби усунути надлишок виробітку та стабілізувати частоту й режим мережі [13].

Після завершення операцій на БР адміністратор розрахунків визначає погодинні ціни небалансу для відповідних зон об'єднаної енергосистеми та проводить фінальне врегулювання: розраховує фактичну

вартість відхилень кожного учасника і розподіляє економічні наслідки небалансів між сторонами, відповідальними за баланс, відповідно до встановлених правил. Така процедура забезпечує як технологічну стійкість енергосистеми в реальному часі, так і економічну відповідальність учасників за точність планування [20].

**Роздрібний ринок електричної енергії.** Це сукупність договірних та організаційно-технологічних відносин між кінцевим споживачем і електропостачальником під час постачання електроенергії, а також взаємодія з іншими суб'єктами, що надають пов'язані з постачанням послуги (зокрема операторами систем розподілу, постачальниками послуг комерційного обліку та адміністраторами розрахунків) [15]. Саме в цьому сегменті відбувається комерціалізація оптово придбаних обсягів і остаточні розрахунки за спожиту електроенергію та мережеві послуги.

Відповідно до законодавства, постачання електроенергії є конкурентним видом господарської діяльності й здійснюється електропостачальниками на підставі ліцензії, що видається НКРЕКП. Споживачами визнаються фізичні особи (включно з фізичними особами-підприємцями) та юридичні особи, які купують електричну енергію виключно для власних потреб, реалізуючи право вільного вибору постачальника й укладаючи з ним договір постачання [15].

Таким чином, ринок електричної енергії України є багаторівневою системою, у якій взаємодія між сегментами забезпечує баланс між прогнозуванням, торгівлею та реальним споживанням. Виробники формують пропозицію, постачальники і трейдери управляють портфелями закупівель, системні оператори гарантують технічну надійність, а споживачі отримують можливість обирати постачальника і користуватися електроенергією за конкурентною ціною. Поєднання ринкових механізмів та регульованих компонентів створює гнучку й прозору модель, яка

відповідає європейським стандартам і забезпечує ефективне функціонування енергетичного сектору України.

Ринок електроенергії України в основних рисах моделюється за європейським шаблоном, проте перебуває на більш ранній стадії розвитку. Подібна сегментація і юридичні принципи створюють основу для майбутньої інтеграції з внутрішнім енергетичним ринком ЄС. Водночас існують відмінності у рівні конкуренції, механізмах державної підтримки та ступені міжнародної інтегрованості, які зумовлені як історичними чинниками, так і поточними викликами (зокрема, впливом війни на енергетику).

### **1.3 Функції компанії постачальника на ринку електроенергії**

У результаті реформування електроенергетичного сектору України функції постачальника було відокремлено від функцій розподільчих компаній: оператори систем розподілу (ОСР) тепер зосереджені на обслуговуванні електричних мереж, тоді як постачальники закупають електроенергію на оптовому ринку та продають її споживачам [19].

Відповідно до Закону України «Про ринок електричної енергії», електропостачальник визначається як суб'єкт господарювання, що здійснює продаж електроенергії споживачу на підставі договору [12]. Постачальник діє на підставі ліцензії, виданої національним регулятором (НКРЕКП), і зобов'язаний дотримуватися ліцензійних умов та вимог чинних нормативно-правових актів [14]. Для провадження діяльності на ринку електроенергії електропостачальник також має укласти всі необхідні договори з іншими учасниками ринку та операторами інфраструктури (договори з оператором системи передачі, операторами систем розподілу, оператором ринку тощо) та виконувати умови цих договорів [15].

Таким чином, у нормативному полі постачальна компанія виступає самостійним учасником ринку, що не володіє електромережами чи генерацією, але забезпечує організацію купівлі-продажу електроенергії для кінцевого споживання на конкурентних засадах. Іншими словами, компанія-постачальник виконує роль комерційного посередника між виробниками електроенергії (або оптовим ринком) та кінцевими споживачами.

На роздрібному ринку постачальник укладає договори постачання електричної енергії споживачу, визначає умови продажу споживачу електричної енергії, як товарної продукції за ринковими цінами і визначає ціну та порядок розрахунку вартості електричної енергії, способи та терміни оплати за електроенергію, спосіб оплати послуг з розподілу електричної енергії [15].

У взаємовідносинах з клієнтами постачальник виконує низку важливих сервісних обов'язків, закріплених як нормативно, так і ринковою конкуренцією за споживача.

По-перше, постачальник забезпечує інформаційну підтримку та прозорість для споживачів. Електропостачальник має інформувати своїх споживачів у чіткий та прозорий спосіб про ціну та умови надання послуг, доступні методи оплати, права споживачів щодо вибору і зміни постачальника тощо [12]. Будь-які зміни умов договору постачання (наприклад, зміна ціни) постачальник зобов'язаний повідомляти споживачу завчасно – не пізніше ніж за 20 днів до набрання чинності такими змінами, надаючи споживачу право розірвати договір у разі незгоди [12]. По-друге, постачальник веде облік споживання електроенергії кожним своїм клієнтом і регулярно надає споживачам дані про їхнє фактичне споживання у порядку, визначеному правилами роздрібного ринку [15]. Це дозволяє споживачам контролювати свої витрати та планувати споживання.

Розрахунково-договірні відносини зі споживачами також входять до функцій постачальника. Компанія-постачальник виставляє рахунки за спожиту електроенергію згідно з показами комерційного обліку (лічильників) та умовами договору. Важливо, що постачальник виконує функцію єдиного рахунку: споживач отримує одну платіжку, яка може включати, крім вартості електроенергії, плату за послуги з її передачі та розподілу. Постачальник, згідно з типовим договором та домовленостями з ОСР, може виступати агентом з нарахування мережових тарифів, що підвищує зручність для клієнта [15]. Окрім цього, постачальник зобов'язаний надавати споживачеві на рахунку детальну інформацію, зокрема структуру джерел енергії, з яких була вироблена придбана електроенергія (частка ВДЕ тощо), а також екологічну інформацію та контактні дані для звернень і скарг [15]. Така вимога імplementована з метою забезпечення прозорості та поінформованості споживачів відповідно до європейських правил.

Для здійснення своїх функцій постачальник повинен тісно співпрацювати з інфраструктурними операторами – оператором системи передачі (ОСП) та операторами систем розподілу (ОСР). Постачальник не має власних електромереж, тому доставка електроенергії від виробника до кінцевого споживача здійснюється через мережі ОСП та ОСР, що є природними монополіями. Законодавство гарантує електропостачальникам недискримінаційний доступ до мереж – постачальник має право користуватися послугами передачі та розподілу на засадах рівноправності, виконавши необхідні умови приєднання (уклавши договори з оператором системи передачі та відповідними операторами систем розподілу згідно з вимогами кодексів систем)[12].

Перед початком діяльності на певній території постачальник зобов'язаний укласти з відповідним ОСР договір про надання послуг з розподілу електричної енергії (або з НЕК «Укренерго» – договір про

передачу, якщо йдеться про постачання споживачу, приєднаному до магістральної мережі). Такий договір забезпечує постачальнику доступ до електричних мереж оператора системи для передачі електроенергії його споживачам [15]. У договорі визначаються технічні, інформаційні та комерційні умови взаємодії: зокрема, процедури обміну даними про обсяги споживання, порядок надання оператором системи послуг з обліку електроенергії, порядок виставлення рахунків споживачам за послуги розподілу [17]. Таким чином, постачальник фактично інтегрується у процес обслуговування споживача спільно з мережевими операторами, забезпечуючи «єдине вікно» для кінцевого клієнта з питань електропостачання.

Взаємодія з ОСП охоплює перш за все виконання операцій, пов'язаних з балансуванням та передачею електроенергії. Постачальник надає ОСП добові графіки відпуску електроенергії та отримує від нього підтвердження (акцепт) цих графіків [12].

У підсумку, функція взаємодії з мережевими операторами має як технологічний, так і договірно-правовий характер. Постачальник виконує свої зобов'язання перед ОСП/ОСР в частині дотримання параметрів відпуску електроенергії, оплати послуг з передачі та розподілу, забезпечення доступу до інформації, а також в частині ініціювання припинення/відновлення

Для забезпечення постачання електричної енергії споживачам компанії-постачальники здійснюють купівлю-продаж електричної енергії на різних сегментах ринку [12]. В структурі конкурентного ринку електроенергії України передбачено, що постачальники, зокрема, купують електроенергію безпосередньо у виробників за двосторонніми договорами. За прогнозом споживання на добу наперед постачальники купують додаткові чи продають надлишкові обсяги електроенергії в сегментах РДН і ВДР [22]. На кожному з сегментів оптового ринку діють різні правила

участі, терміни оплат та принципи визначення ціни. За умовами відкритого ринку електроенергії України постачальники самостійно формують свій портфель закупівель, прагнучі мінімізувати витрати та цінові ризики.

Необхідною складовою цієї діяльності є прогнозування попиту споживачів. Постачальник здійснює прогнозування обсягів споживання електроенергії своїми клієнтами на різних часових горизонтах – від довгострокового планування до короткострокового добового прогнозу [20]. Від точності прогнозування залежить збалансованість закупівель: надмірно закуплені обсяги призводять до зайвих витрат, а недостатня закупівля – до дефіциту електроенергії для споживачів. Згідно із законодавством, кожен електропостачальник зобов'язаний щодоби складати погодинний графік відпуску електроенергії на добу постачання відповідно до прогнозних обсягів купленої та проданої електричної енергії, і подавати цей графік оператору системи передачі (ОСП) у визначеному порядку [22]. Таким чином, функція прогнозування та планування покликана забезпечити погодинну відповідність між закупленою постачальником електроенергією та очікуваним споживанням його клієнтів. Ця технологічна функція вимагає від постачальника використання сучасних методів аналізу даних, врахування факторів сезонності, добової динаміки попиту, а також поведінки різних категорій споживачів.

Нерозривний характер процесів виробництва та споживання електроенергії, а також суттєві обмеження щодо її акумулювання в умовах ОЕС України зумовлюють формування специфічних характеристик електроенергії як товарної продукції. У зв'язку з цим у електроенергетичній галузі ключового значення набуває високоточне прогнозування попиту (навантаження). Завищення прогнозних оцінок спричиняє неефективне використання оборотних коштів, нераціональний розподіл первинних енергоносіїв та прискорене виснаження ресурсів енергетичного обладнання. Водночас недооцінка обсягів попиту може призвести до

істотних фінансових втрат енергопостачальних підприємств через зниження надійності електропостачання та необхідність залучення високовартісних маневрових генеруючих потужностей. [20].

Компанія-постачальник не лише планує постачання, але й несе відповідальність за баланс електричної енергії в межах свого портфеля споживачів. У конкурентному ринку запроваджено принцип відповідальності постачальника за відхилення між плановими і фактичними обсягами споживання – так звані небаланси. В законодавстві це закріплено через поняття сторони, відповідальної за балансування: учасник ринку (зокрема постачальник), що зобов'язаний повідомляти і виконувати погодинні графіки електропостачання відповідно до обсягів купленої/проданої електроенергії та нести фінансову відповідальність за врегулювання своїх небалансів [15]. Практично це означає, що якщо фактичне споживання клієнтів постачальника за певний період відрізняється від законтракованих і заявлених обсягів, постачальник має компенсувати різницю на балансуєчому ринку. Невиконання погодинного графіка тягне за собою небаланс, який ліквідується оператором системи передачі в режимі реального часу, але оплачується постачальником за цінами балансуєчого ринку [22].

Функція балансування є критичною технологічною та фінансовою роллю постачальника. Компанія-постачальник повинна постійно моніторити фактичне споживання (на основі даних комерційного обліку), оперативно реагувати на відхилення від прогнозу та за можливості коригувати обсяги закупівлі на короткострокових ринках (внутрішньодобовому) для мінімізації небалансів. Невиконання цієї функції напряду впливає на фінансовий результат діяльності постачальника, оскільки значні небаланси призводять до додаткових витрат (сплата оператору системи передачі за врегулювання небалансу за тарифами, що можуть бути значно вищими за ринкові ціни) [19].



Фінансово-розрахункова функція постачальника охоплює комплекс обов'язків із здійснення грошових розрахунків за придбану електроенергію та пов'язані послуги, а також отримання платежів від споживачів. Постачальник виступає ключовою ланкою фінансових потоків на ринку електроенергії (рис 2): з одного боку, він купує електроенергію у виробників, трейдерів чи на біржових сегментах, з іншого – продає її кінцевим споживачам, виставляючи рахунки за спожиту електроенергію [19].



Рисунок 2. Взаємодія постачальника з іншими учасниками ринку електричної енергії: РДН — ринок «на добу наперед»; ВДР — внутрішньодобовий ринок; БР — балансуючий ринок; РДП — ринок допоміжних послуг.

У рахунках постачальника для споживачів зазвичай агрегуються всі складові вартості електропостачання – це сама ціна електроенергії (закупівельна ціна на оптовому ринку), тариф на послуги постачальника (маржа постачальника), а також тарифи на передачу та розподіл електроенергії і на послуги комерційного обліку (рис 3). Таким чином, постачальна компанія збирає з кінцевого споживача кошти, частина з яких

належить їй як плата за послугу постачання, а інші частини вона перераховує відповідним операторам мереж та іншим контрагентам.

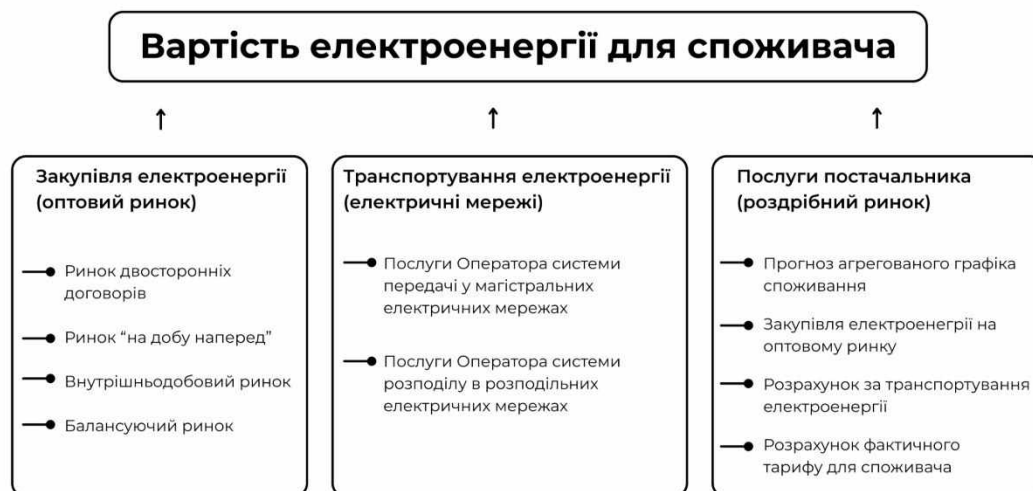


Рисунок 3. Складові вартості електричної енергії для споживача

Для забезпечення фінансової стійкості ринку законодавство висуває до постачальника низку конкретних вимог. Електропостачальник зобов'язаний своєчасно та в повному обсязі розраховуватися за куплену на ринку електроенергію та отримані на ринку послуги [13]. З цією метою, зокрема, постачальник повинен відкрити спеціальні рахунки із особливим режимом використання в уповноважених банках для проведення розрахунків на ринку [15]. Такі рахунки запроваджені для прозорого та цільового розподілу коштів (наприклад, коштів, що призначені для оплати послуг передачі, розподілу, або для розрахунків на балансуєчому ринку, згідно з алгоритмами, встановленими Регулятором). Належне виконання фінансових зобов'язань контролюється як контрагентами, так і регулюючим органом; порушення платіжної дисципліни (прострочки платежів, накопичення заборгованості) можуть призвести до санкцій, аж до припинення права здійснювати ліцензовану діяльність.

Водночас постачальник відповідає за отримання платежів від своїх клієнтів-споживачів. Він має право і механізми для забезпечення платіжної дисципліни споживачів. Зокрема, за правилами роздрібного ринку електроенергії постачальник може ініціювати припинення електроживлення споживача у разі несплати (крім випадків, що стосуються захищених категорій, як-от вразливі споживачі) [15]. Для цього постачальник надсилає звернення до оператора системи передачі або розподілу з вимогою відключити боржника від мережі, якщо виконані передбачені правилами процедури попередження [7]. Така взаємодія з ОСП/ОСР (операторами систем) є інструментом примусу до оплати і водночас підкреслює, що сам постачальник не володіє технічними засобами відключення – він реалізує цю функцію через операторів мереж.

Отже, фінансова функція постачальника двоаспектна: з одного боку, розрахунки на оптовому ринку (закупівля електроенергії, оплата послуг з балансування, передачі тощо), з іншого – розрахунки на роздрібному рівні (виставлення рахунків споживачам, отримання оплати, врегулювання неплатежів). Ефективне управління грошовими потоками та ризиком неплатежів є для постачальної компанії одним з найважливіших завдань. Від цього залежить її фінансова стійкість та здатність виконувати зобов'язання перед учасниками ринку.

#### **1.4 Задачі управління компанією постачальником**

Робота постачальника на ринку електричної енергії передбачає регулярне прийняття рішень в умовах невизначеності. У ринковій моделі електроенергетики попит формується не індивідуальними споживачами безпосередньо, а електропостачальниками на основі агрегованих погодинних графіків споживання їхнього портфеля клієнтів. Постачальник, який зазвичай обслуговує більше ніж одного споживача, консолідує їхні

плани у єдиний прогнозний профіль і саме під цей профіль здійснює закупівлі електроенергії. При цьому, купівля або продаж обсягів електричної енергії за двосторонніми договорами, на ринку на добу наперед та внутрішньодобовому ринку здійснюється на підставі прогнозних погодинних обсягів споживання, а купівля або продаж електричної енергії на балансуєчому ринку здійснюється на підставі різниці фактичного споживання згідно даних приладів обліку всіх споживачів електропостачальника та договірних обсягів електричної енергії придбаних на ринку рис 4 [22].

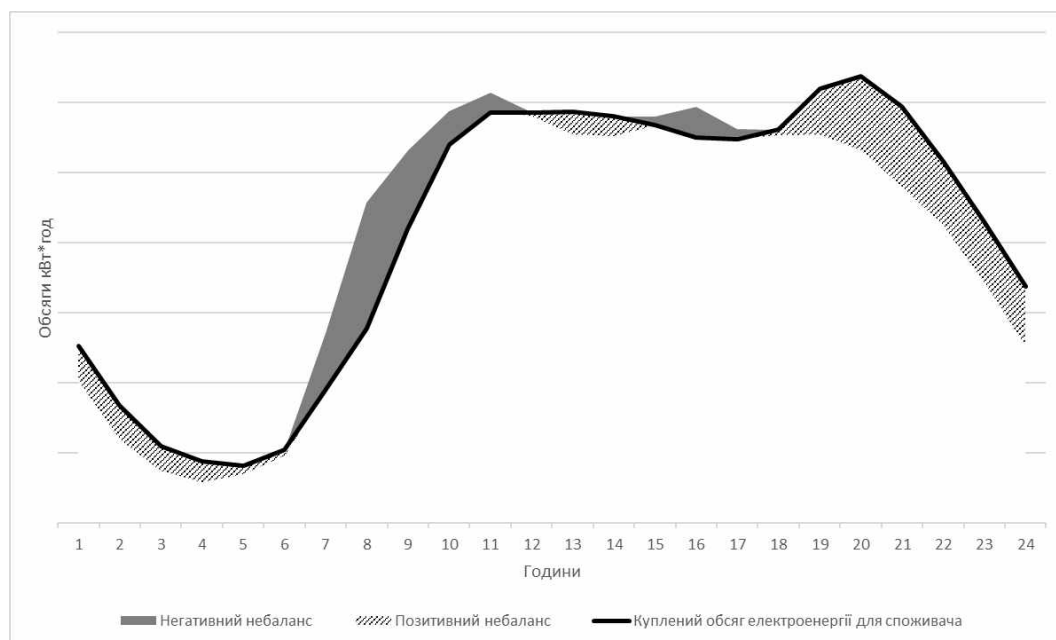


Рисунок 4 Погодинний графік небалансів, які електропостачальник купує або продає на балансуєчому ринку, як сторона відповідальна за баланс.

Графік споживання електроенергії характеризується нерівномірністю та високою невизначеністю протягом різних годин місяця постачання [20]. Різниця між купленими обсягами та фактично спожитими буде відповідно куплено або продана постачальнику оператором системи передачі за цінами балансуєчого ринку, які відрізняються від ринкових та

призводять до суттєвих фінансових втрат [21]. Різниця між цінами РДН та балансуючому ринку показана на рисунку 5.

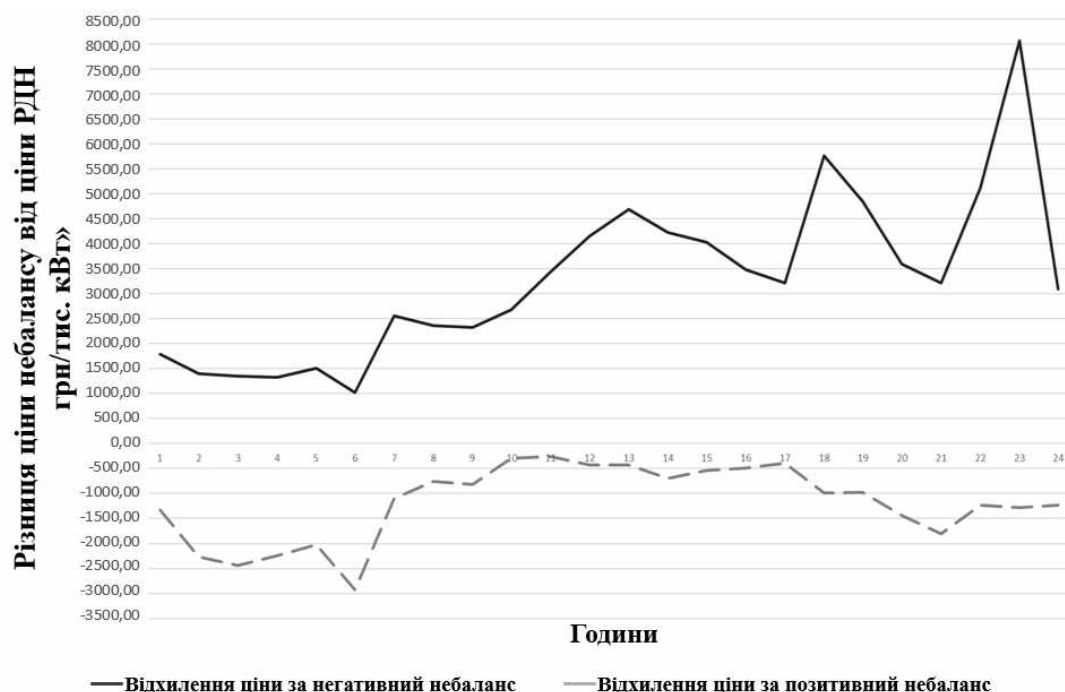


Рисунок 5. Погодинний графік відхилень цін позитивних та негативних небалансів від цін РДН

Одним із основних етапів прийняття стратегічних рішень є прогнозування загального погодинного графіку споживання електроенергії за укладеними договорами її постачання споживачам, з урахуванням особливостей різних споживчих моделей, притаманних різним групам споживачів. Для забезпечення потреб клієнтів постачальник заздалегідь закуповує електроенергію на оптовому ринку з погодинною деталізацією на кожен розрахунковий період.

Точне прогнозування електроспоживання є фундаментом успішного планування в діяльності постачальника, проте ця задача надзвичайно утруднена множинністю факторів, що впливають на попит. Споживання електроенергії навіть у мирний час має виражений добовий та сезонний характер, що ускладнює його математичне передбачення – навантаження

суттєво різняться між годинами піку і мінімального нічного провалу, залежить від погодних умов, робочого чи вихідного дня, економічної активності споживачів тощо[20]. У період же високої нестабільності, спричиненої воєнними факторами, похибка прогнозу зростає багаторазово.

Згідно даних DIXI Group за період з лютого 2022 року по грудень 2024 по Українській енергетичній системі було завдано понад 13 масованих атак [23], які мали різний характер та вплив на енергосистему. Частина таких ударів приводила до призвели до масштабних руйнувань генеруючих потужностей та мереж, що різко знизило доступну пропозицію електроенергії і змусило запроваджувати жорсткі обмеження споживання [24]. За даними уряду, за три роки війни було повністю зруйновано або пошкоджено близько 10 ГВт генеруючих потужностей української енергосистеми, у тому числі до 85% встановленої теплової генерації станом на середину 2024 року. Було здійснено понад 30 масованих ракетно-дронових ударів по енергооб'єктах; сумарно з початку вторгнення було випущено понад 1600 ракет різних типів і близько 700 ударних дронів, що спричинило втрату більш ніж половини довоєнних генеруючих потужностей країни [25]. Окрім генеруючих джерел, під ударами опинилися ключові об'єкти мереж: близько половини великих мережевих підстанцій було пошкоджено або знеструмлено [24]. В залежності від типу та інтенсивності уражень відрізняється період стабілізаційних відключень, необхідний для поновлення роботи системи. Загальний період відключень споживачів сягає понад 1951 годину [26].

Таким чином, воєнні дії зробили споживання електроенергії надзвичайно нестабільним та слабо передбачуваним: планові графіки постачання можуть у будь-який момент бути порушені аварійними відключеннями або руйнуванням інфраструктури. Електропостачальні компанії опинилися у ситуації, коли реальний обсяг відпуску електроенергії

споживачам дедалі менше залежить від їхнього комерційного прогнозу, а визначається об'єктивними обмеженнями з боку енергосистеми.

Постачання електроенергії висококонкурентний вид діяльності. Станом на 31.10.2025 за даними НКРЕКП було видано понад 1300 ліцензій постачання електричної енергії споживачу [27]. Конкуренція за споживача значно посилюється, адже після демонополізації й відкриття ринку споживачі здобули право вільно обирати та змінювати постачальника.

Після запровадження з липня 2019 року нової лібералізованої моделі ринку електроенергії в Україні компанії постачальники функціонують у середовищі з кількома конкурентними сегментами. Нинішній оптовий ринок складається з ринку двосторонніх договорів (РДД), ринку «на добу наперед» (РДН), внутрішньодобового ринку (ВДР), балансуєчого ринку та ринку допоміжних послуг – кожен із цих сегментів виконує відповідні функції та дає змогу реалізувати конкурентні відносини між учасниками [21].

Для компанії-постачальника така багаторівнева структура означає необхідність одночасно працювати на різних платформах торгівлі електроенергією та координувати свою діяльність з операторами систем передачі й розподілу.

Одним із центральних завдань постачальника на оптовому ринку є адекватне планування закупівель електроенергії на різних сегментах – довгострокових двосторонніх договорах, короткостроковому ринку на добу наперед та внутрішньодобових торгах. Мета такого планування – покрити прогнозоване споживання клієнтів за мінімально можливими витратами, мінімізуючи при цьому ризики дефіциту або надлишку електроенергії [22]. Однак нестабільність попиту істотно ускладнює цю задачу.

Якщо обсяги споживання суттєво коливаються залежно від часу доби, дня тижня чи погодних умов, постачальнику важко точно визначити,

скільки електроенергії закупити заздалегідь на РДН, а яку частку залишити для коригування (ВДР) чи балансуючого ринку.

З огляду на те, що існує часовий проміжок між здійсненням операцій з купівлі та фактичною поставкою електричної енергії, ринок поділяється (рис 6) на форвардний - РДД, на якому операції з купівлі-продажу здійснюються не менш ніж за 24 години до дня постачання, та спотові - РДН/ВДР, на яких здійснення операцій купівлі-продажу відбувається за менш ніж за 12 годин то фактичної години постачання [19].



Рисунок 6. Часові межі укладання угод на різних сегментах ринку електричної енергії

Раціональна структура закупівель поєднує довгострокові, середньострокові та короткострокові продукти з різними ролями у покритті сукупного погодинного навантаження. Довгострокові контракти забезпечують базовий рівень постачання протягом тривалого періоду, середньострокові — дають змогу адаптуватися до сезонних і міжмісячних коливань, а короткострокові інструменти ринку «на добу наперед» (РДН) і внутрішньодобового ринку (ВДР) використовуються для щоденного та внутрішньодобового підлаштування до актуалізованого прогнозу [22]. Приклад збалансованого портфеля договорів, що покриває сукупний прогнозний графік постачання, наведено на рис. 7.



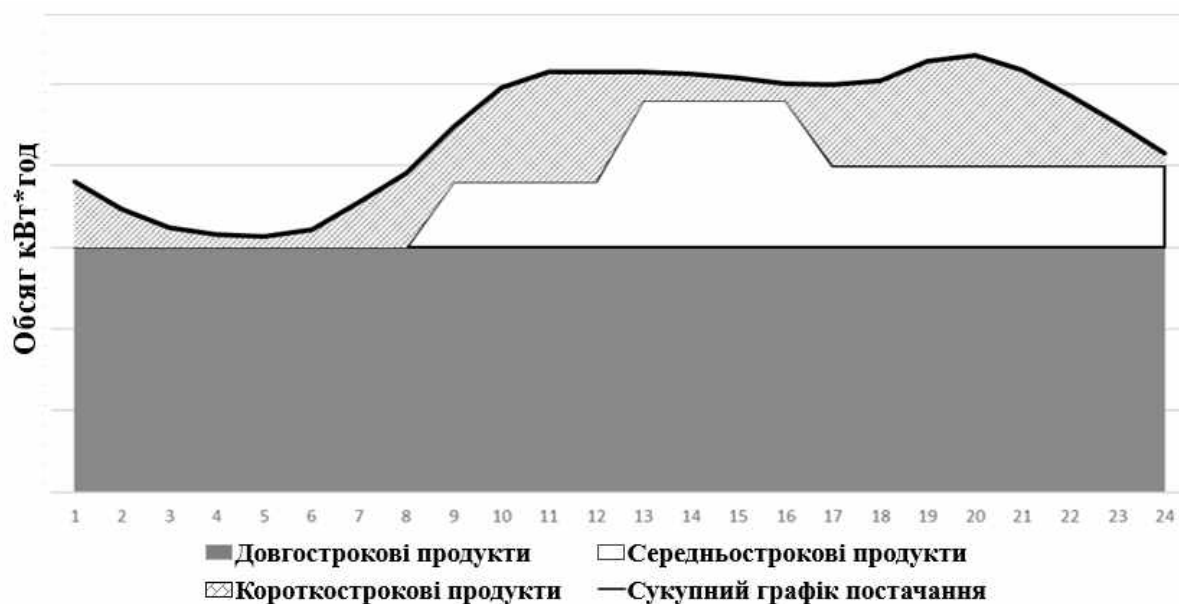


Рисунок 7. Погодинні графіки обсягів постачання та договірних обсягів купівлі електропостачальником електричної енергії на ринку за довгостроковими та середньостроковими продуктами

Оскільки фактичне споживання практично ніколи повністю не збігається з контрактацією, в оперативному горизонті постачальник коригує позицію через РДН і ВДР, мінімізуючи майбутні небаланси. Такий підхід створює «буфер» для своєчасного коригування контрактної позиції найближче до реального часу постачання, знижує волатильність фінансового результату, а також сприяє стабільності кінцевої ціни для споживача завдяки більшій частці передбачуваних (контрактних) обсягів у структурі закупівель. Довгострокові продукти, як правило, покривають базовий компонент навантаження, тоді як короткострокові — закривають прогалини, що виникають унаслідок похибок прогнозу та операційних відхилень [12].

РДД – один з ключових сегментів ринку для закупівлі електричної енергії постачальником. На РДД учасники ринку мають право вільно обирати контрагентів, укладати договори у довільній формі та на умовах, що визначаються за домовленістю сторін [12]. РДД – форвардний сегмент ринку, на якому переважно укладаються довгострокові договори між

виробниками електроенергії та постачальниками за визначеними наперед термінами, обсягами та цінами продажу електричної енергії.

Близько 70% електричної енергії, поставленої споживачам, купується постачальниками на РДД. Найбільші обсяги електричної енергії реалізуються генеруючими компаніями через біржовий майданчик «Українська енергетична біржа» у формі пропозицій учасників, котрі відповідають умовам стандартних біржових продуктів [29]. Відповідно, визначення «продукт» застосовується для позначення пропозицій купівлі-продажу електричної енергії учасниками ринку на РДД.

Основними характеристиками продукту на РДД є [30]:

1. період постачання (рис. 8.):

- тиждень (W1);
- календарний місяць (M1);
- квартал (Q1- Q4): січень-березень, квітень-червень, липень-вересень, жовтень-грудень;
- півріччя (S1- S2): січень-червень, липень-грудень;
- календарний рік (Y1)

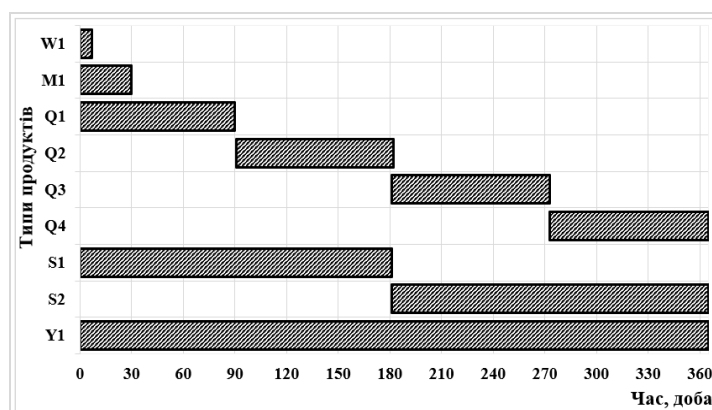


Рисунок 8. Основні характеристики продукту на РДД за періодом постачання.

2. графік постачання (рис. 9.):

- базове навантаження (BASE) (P1) – постачання електричної

енергії протягом 24-годинного періоду з 00:00 до 24:00;

- позапікове навантаження (OFFPEAK) (P2) – постачання електричної енергії протягом 12- годинного періоду з 00:00 до 07:00 та з 23:00 до 24:00;

- напівпікове навантаження (P3 – P4) – постачання електричної енергії протягом періодів з 08:00 до 11:00, з 07:00 до 08:00 та з 11:00 до 17:00;

- пікове навантаження (PEAK) (P5) – постачання електричної енергії протягом періоду з 17:00 до 23:00, тощо.

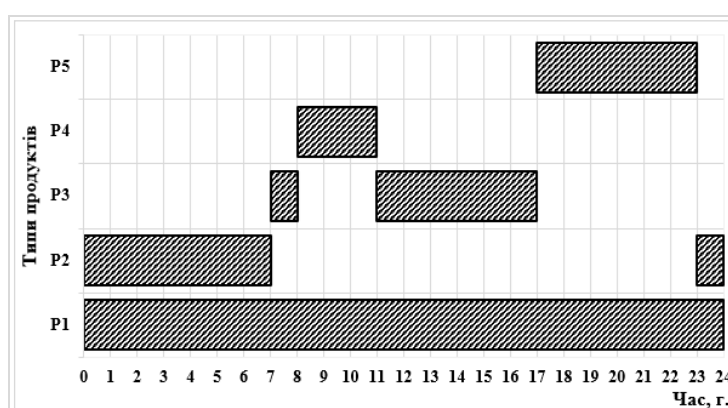


Рисунок 9. Основні характеристики продукту на РДД за періодом постачання

Таким чином пропозиція на РДД визначається всією сукупністю продуктів, що пропонуються учасниками ринку. В середньому на кожен місяць лише на біржовому майданчику «Українська енергетична біржа» учасниками ринку розміщується біля 100 пропозицій з різними характеристиками [29]. Приклад продуктів на РДД наведено в таблиці 1.

Таблиця 1 Приклади продуктів на РДД

Тип графіку	Години	Період	Обсяг
Базове навантаження	з 00:00 до 24:00	Рік	від 0 до 100 МВт
Пікове навантаження	з 17:00 до 23:00	Півріччя	від 0 до 50 МВт
Напівпікове навантаження	з 07:00 до 17:00	Квартал	від 0 до 100 МВт
Позапікове навантаження	з 00:00 до 07:00, з 23:00 до 24:00	Місяць	від 0 до 150 МВт

Постачальники конкурують між собою в першу чергу можливістю забезпечити споживачів найнижчими та передбачуваними цінами. РДД надає можливість купувати електричну енергію за попередньо встановленими цінами, тим самим мінімізувати ризики пов'язані з високою волатильністю спотових сегментів ринку електричної енергії.

Постачальники задовольняють більшу частину власного попиту на РДД з метою оптимізації своєї діяльності. На оптовому ринку постачальник має невеликий вплив на ціни, тобто, фактично приймає запропоновані ціни за моделлю «price-taker». Отже, можливість забезпечення рентабельності роботи постачальника залежить від можливості обрати оптимальний набір продуктів із запропонованих на ринку. Однак, на цьому ринку найчастіше пропонуються продукти у вигляді графіків базового та індивідуального профілів навантаження, що суттєво ускладнює пошук та закупівлю оптимального набору продуктів компанією-постачальником для покриття графіка споживання електричної енергії. Такий набір продуктів повинен задовольняти потреби споживачів та забезпечувати оптимальне використання наявних обсягів електроенергії. Для досягнення цієї мети необхідно ретельно досліджувати ринок та визначати таку комбінацію ринкових продуктів, закупівля яких забезпечить оптимальне покриття графіка споживання електроенергії [28].

Загальний процес прийняття рішень у цьому контексті складається з взаємопов'язаних етапів: прогнозування погодинних обсягів споживання електроенергії в межах портфеля постачання та оптимізація закупівельної стратегії на різних сегментах оптового ринку.

У таких умовах підвищення ефективності діяльності постачальника можливе шляхом застосування інструментів математичного моделювання, які дозволяють забезпечити високу адекватність прогнозу електроспоживання та оптимізувати структуру закупівель.

## 1.5 Висновки до розділу

Розглянуто генезис європейських ринків електроенергії – від вертикально інтегрованих державних монополій до лібералізованих конкурентних моделей, що функціонують у єдиному нормативному полі ЄС. Описано ключові елементи цієї моделі: анбандлінг мережевих і комерційних видів діяльності, багатосегментну структуру ринку (форвардні, добові, внутрішньодобові та балансуючі ринки), уніфіковані правила доступу до міждержавних перетинів, прозорість торгів та обов’язкову балансуючу відповідальність учасників.

Проведено аналіз засад функціонування ринку електроенергії України, закріплених Законом «Про ринок електричної енергії» та підзаконними актами НКРЕКП. Описано структуру ринку, що включає ринок двосторонніх договорів, ринок «на добу наперед», внутрішньодобовий, балансуючий ринки, ринок допоміжних послуг та роздрібний сегмент. Визначено що структура ринку електроенергії України відповідає європейській моделі, формувалася в умовах обмеженої ліквідності організованих сегментів, високої концентрації генерації, регуляторних обмежень щодо окремих категорій учасників та системних шоків воєнного періоду, що уповільнює наближення до «зрілої» конкурентної стадії.

Визначено особливу роль компанії-постачальника як ключового комерційного суб’єкта ринку. У розділі обґрунтовано, що постачальник є центральною ланкою, яка поєднує оптовий та роздрібний сегменти: він виступає покупцем електроенергії на різних оптових майданчиках та продавцем для кінцевих споживачів, взаємодіє з виробниками, трейдерами, оператором ринку, системним оператором, операторами систем розподілу та гарантованим покупцем. Саме через постачальника відбувається передача цінових та кількісних сигналів від оптового ринку до роздрібного,

а також зворотній вплив споживчого попиту на структуру оптових закупівель. Таким чином, функція постачальника – це не просто перепродаж електроенергії, а активне управління портфелем закупівель та продажів, балансування, а також надання якісного сервісу споживачу в умовах конкурентного середовища.

Окремо підкреслено, що діяльність постачальника нерозривно пов'язана зі значними невизначеностями, насамперед із прогнозуванням споживання. Компанія-постачальник формує агрегований погодинний графік навантаження свого портфеля клієнтів і саме під цей графік здійснює закупівлі на ринку двосторонніх договорів, РДН та ВДР. Похибки прогнозу призводять до небалансів, які врегульовуються на балансуєчому ринку за цінами, що можуть істотно відрізнятися від цін РДН, генеруючи додаткові витрати. У мирний період на точність прогнозування впливають класичні фактори – добова та сезонна динаміка, погодні умови, структура споживачів, дні тижня. В умовах війни додається принципово новий тип невизначеності: аварійні відключення внаслідок ракетних ударів, руйнування генерації й мереж, тривалі стабілізаційні графіки обмежень. Це робить традиційні підходи до прогнозування недостатніми, а ризик небалансів – критичним для фінансової стійкості постачальника.

Розділ також демонструє, що конкурентне середовище на ринку електроенергії України є інтенсивним: чинними є сотні ліцензіатів-постачальників, а структура оптового ринку пропонує широкий спектр продуктів на РДД і короткострокових сегментах. За таких умов здатність компанії конкурувати за споживача визначається не лише рівнем сервісу, а насамперед ефективністю стратегії закупівель. Оскільки постачальник фактично виступає прайстейкером на оптових сегментах, його рентабельність залежить від модливості сформувати оптимальну комбінацію довгострокових, середньострокових та короткострокових продуктів, яка покриває прогнозний профіль споживання з мінімальними

витратами та прийнятним рівнем цінового ризику. Неефективний вибір структури портфеля веде до завищення собівартості електроенергії, втрати конкурентоспроможності на роздрібному ринку та зростання ймовірності фінансової нестійкості.

За результатами проведеного аналізу визначено, що у сучасних умовах високої невизначеності, багаторівневої ринкової архітектури та необхідності обробки значних масивів даних (погодинні ряди споживання, цінові траєкторії різних сегментів, параметри продуктів на РДД, дані щодо обмежень та відключень) забезпечення прибутковості й конкурентоспроможності постачальника неможливе без системного використання математичних моделей та ІТ-рішень. Саме інтегровані моделі погодинного прогнозування споживання та оптимізації портфеля закупівель на різних сегментах оптового ринку мають стати інструментом підтримки стратегічних рішень компанії-постачальника. Такий підхід дозволяє зменшити величину небалансів, мінімізувати витрати на закупівлю електроенергії, підвищити стійкість до зовнішніх шоків і, як наслідок, забезпечити здатність постачальника ефективно конкурувати за споживача в ринку, що розвивається за європейською моделлю, але функціонує в унікально складних умовах українського енергетичного простору.

## **Розділ II МЕТОДИ МАТЕМАТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ РИНКОВОЇ ПОВЕДІНКИ ПОСТАЧАЛЬНИКА ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ**

### **2.1 Статистичні моделі часових рядів ARIMA/ARIMAX та їх гібриди у прогнозуванні електроспоживання.**

Статистичні моделі часових рядів, насамперед авторегресійні інтегровані моделі ковзного середнього (ARIMA – Autoregressive Integrated Moving Average) та їх розширення з екзогенними змінними (ARIMAX – AutoRegressive Integrated Moving Average eXtended), посідають провідне місце серед підходів до прогнозування електроспоживання. Вони описують динаміку навантаження через лінійну комбінацію попередніх значень ряду, похибок прогнозу та, у випадку ARIMAX, зовнішніх факторів (температура, тип дня, календарні індикатори тощо). На відміну від багатьох методів машинного й глибинного навчання, ці моделі є відносно простими для налаштування та забезпечують інтерпретовану структуру, що обумовлює їх широке використання як окремо, так і в складі гібридних схем прогнозування.

Статистичні моделі типу ARIMA/ARIMAX належать до класу лінійних стохастичних моделей часових рядів, у яких поточне значення електроспоживання описується через власну передісторію, попередні випадкові збурення та, у разі використання ARIMAX, через зовнішні фактори впливу. Практична цінність цих моделей у задачах прогнозування навантаження полягає у їхній формальній прозорості, порівняно невисоких вимогах до обсягу даних та можливості інтерпретації отриманих параметрів. Саме тому моделі ARIMA/ARIMAX тривалий час залишаються базовим інструментом короткострокового прогнозування електроспоживання, а також широко використовуються як окремо, так і у складі комбінованих та гібридних схем.



Нехай  $y_t$  — значення електричного навантаження у момент часу  $t$ , а  $z_t = \Delta^d y_t$  — стаціонаризований ряд після диференціювання порядку  $d$ . Тоді модель  $ARIMA(p, d, q)$  може бути подана у вигляді:

$$z_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i z_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j},$$

де  $c$  — стала,  $\phi_i$  — коефіцієнти авторегресійної складової,  $\theta_j$  — коефіцієнти ковзного середнього,  $\varepsilon_t$  — випадкова похибка. Для моделі  $ARIMAX$  до цього запису додаються екзогенні регресори  $x_{k,t}$ , що відображають вплив температури, типу дня, сезонності, календарних та інших зовнішніх чинників:

$$z_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i z_{t-i} + \sum_{k=1}^m \beta_k x_{k,t} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j},$$

де  $\beta_k$  — коефіцієнти впливу зовнішніх змінних. У випадках складної структури попиту ці моделі часто інтегруються з методами кластеризації, багатосезонної декомпозиції, нейронними мережами та іншими інструментами підвищення точності прогнозу.

У ряді робіт короткострокове прогнозування навантаження розглядається в ширшому класі статистичних регресійних моделей. Так, у [31] розв'язується задача короткострокового прогнозування навантаження (STLF - short term load forecast) у розподільчих мережах за умов обробки великих масивів даних. Запропоновано регресійну модель, параметри якої оцінюються за допомогою mini-batch стохастичного градієнтного спуску, реалізованого у паралельному режимі на основі моделі Map-Reduce. Попередня обробка включає виявлення дублювань через адаптивний метода sorted neighborhood і видалення шумових спостережень методом кластеризації K-means, після чого побудована регресійна модель використовується для прогнозування навантаження. Експериментальні результати на даних Бельгії та трансформаторної підстанції в місті Байін (Китай) показують, що паралелізована mini-batch SGD-регресія значно перевершує класичні регресійні підходи за швидкістю, забезпечуючи при

цьому середню абсолютну відносну похибку близько 2 %, що відповідає вимогам до адекватності STLFL.

У роботі [32] автори виконують повний цикл побудови ARIMA-моделі: аналіз автокореляційних функцій, перевірку стаціонарності, добір порядків, оцінювання параметрів і тестування якості прогнозу. Показано, що за належної ідентифікації даних модель ARIMA забезпечує прийнятну точність прогнозування погодинного попиту на рівні енергосистеми, і може бути використана як базовий інструмент STLFL у практичних розрахунках. У публікації [33] цей підхід розширюється за рахунок включення екзогенних чинників, що приводить до застосування моделі ARIMAX. Часовий ряд навантаження доповнюється регресорами, які відображають календарні та інші зовнішні впливи (тип дня, вихідні та святкові дні, погодні фактори тощо). В дослідженні показано, що ARIMAX, як правило, демонструє меншу похибку прогнозу, ніж відповідна ARIMA-модель без додаткових пояснювальних змінних, особливо за наявності вираженої календарної та кліматичної сезонності попиту.

У дослідженні [34] зосереджено увагу на робастності ARIMA-моделей до зашумлення вимірених даних. На основі даних фактичного навантаження формується «еталонна» ARIMA-модель, після чого дані поетапно спотворюються випадковим шумом різної інтенсивності з подальшою переідентифікацією даних моделі та оцінкою погіршення адекватності прогнозу. Встановлено, що за помірного рівня шуму параметри моделі та якість прогнозу залишаються відносно стабільними, тоді як після досягнення критичного порогу зашумлення адекватність різко знижується. Це підкреслює важливість якісної попередньої обробки даних й очищення часових рядів перед побудовою ARIMA-моделей.

Окремим напрямом досліджень є поєднання статистичних моделей із попередньою кластеризацією або агрегуванням споживачів. У [35] розглядається короткостроковий прогноз сумарного навантаження

спеціального трансформатора на основі двоетапної схеми: спочатку споживачів групують за допомогою вдосконаленого алгоритму k-means у поєднанні з ієрархічною агломеративною кластеризацією (НАС – hierarchical cluster analysis), після чого для кожного кластера будується окрема регресійна модель прогнозу навантаження, а сумарний прогноз отримується шляхом агрегування результатів по всіх групах. Такий підхід дозволяє суттєво скоротити обчислювальні витрати порівняно з моделюванням кожного великого споживача окремо й підвищити адекватність завдяки роботі з більш однорідними часовими рядами в межах кластерів, водночас якість результатів суттєво залежить від правильності кластеризації та супроводжується частковою втратою індивідуальних особливостей окремих споживачів.

У роботі [36] задача короткострокового прогнозування навантаження в режимі реального часу за наявності складної многосезонної структури (добова, тижнева, річна сезонність) та змінних режимів споживання вирішується за допомогою гібридної онлайн-модель, що поєднує багатосезонну декомпозицію ряду з Online ARIMA та рекурентною нейронною мережею (RNN - Recurrent neural network). Вихідний часовий ряд розкладається на тренд, сезонність та залишок; сезонні компоненти описуються за допомогою рядів Фур'є, що дозволяє одночасно моделювати кілька періодичностей. Тренд прогнозується Online ARIMA, а випадкові залишкові коливання – Online RNN, параметри обох моделей оновлюються в міру надходження нових даних. На прикладі погодинних даних навантаження В'єтнаму та Австралії показано, що гібридний підхід забезпечує кращу точність, ніж поодинокі онлайн-моделі, і є достатньо робастним для застосування до реальних часових рядів з багатосезонними ефектами.

Середньострокове прогнозування місячного попиту на електроенергію розглянуто в [37], де запропоновано патерн-орієнтований

підхід до моделювання рядів місячного споживання електроенергії для 35 європейських країн. Автор показує, що такі ряди мають чітко виражену річну сезонність, тренд і шумові компоненти, тому пропонується перетворювати їх на нормалізовані «патерни» із 12 місячних значень, очищені від тренду та різної дисперсії. На послідовності патернів будуються прогнози за допомогою сезонної  $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_{12}$ , моделей експоненційного згладжування (ETS - Exponential smoothing) та адитивної моделі Prophet. Для відновлення рівнів ряду додатково прогнозуються «кодувальні» змінні (річне середнє та міра розсіювання) також за допомогою ARIMA чи ETS. Порівняння з k-NN, MLP, SVM, LSTM та іншими методами показує, що поєднання патерн-представлення з класичними статистичними моделями (насамперед ETS та Prophet) забезпечує найменші значення середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE - Mean Absolute Percentage Error) і кореня середньоквадратичної похибки (RMSE - Root Mean Square Error), зберігаючи при цьому високу інтерпретованість.

Гібридне використання ARIMAX із моделями машинного навчання проілюстровано в роботі [38], де вирішується задача 24-годинного прогнозування навантаження енергоємних спортивних об'єктів. Основний прогноз формується ансамблем багат шарових перцептронів (MLP – Multilayer Perceptron) у складі Basic Ensemble Method, тоді як ARIMAX-модель, побудована на залишках нейромережевого прогнозу, моделює автокорельовану складову помилок з урахуванням екзогенних змінних (календарні індикатори, погодні параметри, події змінні, пов'язані з матчами). Така двоетапна схема дозволяє «добрати» регулярну структуру, яку не повністю врахували нейронні мережі, і забезпечує помітне зниження похибок порівняно як із чисто статистичними моделями, так і з окремими штучними нейронними мережами (ANN - artificial neural network).

Питання стійкості ARIMA-моделей до зашумлення вихідних даних досліджено в [39]. На основі реального часового ряду навантаження енергосистеми Польщі спочатку будується «еталонна» ARIMA-модель, після чого вихідні дані послідовно спотворюються випадковим шумом різної інтенсивності. Для кожного рівня шуму модель повторно ідентифікується та оцінюються її параметри. Показано, що після досягнення певного порогового рівня шуму адекватність різко знижується, що дозволяє виділити критичну межу, за якої модель фактично втрачає здатність адекватно відображати динаміку навантаження. Зроблено висновок про визначальну роль етапу попередньої обробки та очищення даних для надійності ARIMA-прогнозів.

Узагальнюючи наведені дослідження, можна виокремити кілька основних напрямів застосування ARIMA/ARIMAX та споріднених статистичних моделей у прогнозуванні електроспоживання:

- класичні одночасові моделі ARIMA/ARIMAX для короткострокового прогнозу погодинного або добового навантаження з урахуванням календарних факторів;
- мультісезонні та онлайн-модифікації, що комбінують ARIMA-модель з багатосезонною декомпозицією та онлайн-навчанням (Online ARIMA) для роботи з даними в реальному часі;
- гібридні схеми “Машинного/глибинного навчання + ARIMAX”, у яких статистична модель накладається на залишки нейромережевого прогнозу, підвищуючи точність та стабільність;
- сценарні та планувальні моделі, де ARIMA-модель використовується для формування сценаріїв попиту чи генерації, що потім підставляються у задачі стохастичного програмування та планування розвитку мереж.

До ключових переваг ARIMA/ARIMAX моделей у задачах прогнозування електроспоживання належать: формальна прозорість і інтерпретованість параметрів; порівняно невисокі вимоги до обсягів і структури даних; можливість явного урахування сезонності та екзогенних факторів; добра сумісність із оптимізаційними моделями та гібридними ML-схемами. Основними недоліками є лінійний характер моделі, що обмежує здатність відтворювати складні нелінійні залежності; чутливість до структурних зламів та різких змін режимів споживання; потреба в ретельній попередній обробці й очищенні даних для забезпечення стійких результатів. У сучасних дослідженнях ARIMA/ARIMAX дедалі частіше розглядаються як базовий інструмент або компонент комбінованих моделей, тоді як найкращі результати в умовах складної динаміки попиту досягаються шляхом поєднання статистичних підходів із методами машинного та глибинного навчання.

## **2.2 Кластеризація профілів електроспоживання та сегментація споживачів у задачах прогнозування й управління попитом**

Кластеризація профілів електроспоживання є класом методів аналізу даних, спрямованих на виявлення однорідних груп споживачів або добових графіків навантаження без попереднього жорсткого задання їх структури. У задачах прогнозування й управління попитом такі методи дають змогу виділяти сегменти з подібними закономірностями споживання, зменшувати внутрішньогрупову варіацію даних і, тим самим, підвищувати адекватність подальших прогнозних та оптимізаційних моделей. На відміну від підходів, що будують єдину модель для всієї сукупності споживачів, кластеризація орієнтована на попереднє структурування даних, після чого для кожного сегмента можуть формуватися окремі моделі прогнозування, тарифоутворення або управління попитом.

Нехай  $x_i = (l_{i1}, l_{i2}, \dots, l_{iT})$  — вектор профілю електроспоживання  $i$ -го споживача за інтервал спостереження  $T$ ,  $C_k$  —  $k$ -й кластер,  $\mu_k$  — центр цього кластера,  $K$  — кількість кластерів. Тоді типова задача кластеризації профілів може бути записана у вигляді мінімізації внутрішньокластерної відстані:

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in C_k} \|x_i - \mu_k\|^2 \rightarrow \min.$$

У загальнішому випадку замість евклідової норми можуть використовуватися інші метрики подібності  $d(x_i, \mu_k)$ , зокрема Dynamic Time Warping, що особливо важливо для порівняння профілів із часовими зсувами піків навантаження. Саме вибір метрики, кількості кластерів і способу представлення профілів значною мірою визначає практичну цінність кластеризації в задачах сегментації споживачів.

У роботі [40] розглянуто короткострокове прогнозування навантаження на основі даних розумних лічильників для побутових споживачів. Запропоновано схему, в якій спочатку виконується кластеризація домогосподарств за подібністю їх добових профілів споживання, а вже потім для кожного кластера будується окрема модель короткострокового прогнозування. Такий підхід дозволяє виділити групи споживачів із подібною поведінкою, зменшити внутрішню дисперсію похибок і підвищити адекватність прогнозу. Додатковою перевагою є можливість у подальшому застосовувати до кожного кластера диференційовані стратегії тарифоутворення чи управління попитом, оскільки кластери відображають різні типи споживчої активності (наприклад, вечірні піки, рівномірне споживання тощо).

У дослідженні [41] запропоновано федеративний підхід до вилучення типових патернів електроспоживання, у якому k-means-кластеризація реалізується в розподіленому режимі. Кожен постачальник

локально навчає свою кластеризаційну модель на власних даних, а регулятор отримує лише агреговану інформацію про центри кластерів і відповідні ваги. Це дозволяє сформувати довідник «словник» профілів споживання для кількох постачальників без розкриття конфіденційних даних окремих споживачів. Проведені експерименти на отриманих масивах даних з розумних лічильників підтверджують, що такий федеративний підхід забезпечує широкий набір поведінкових патернів і підвищує якість сегментації в порівнянні з локальною кластеризацією.

У публікації [42] цю ідею розвинуто в напрямі побудови розподілених алгоритмів кластеризації з посиленням захистом приватності. Запропоновано *privacy-preserving accelerated average consensus (PP-AAC)* алгоритм, який дозволяє модифікувати класичні методи кластеризації, зокрема *k-means*, *fuzzy C-means* та *Gaussian mixture model*, таким чином, щоб усі обчислення здійснювалися локально на стороні постачальників, а між ними передавалися лише агреговані консенсусні змінні. На базі даних обсягів споживання побутових споживачів Ірландії показано, що запропонований підхід забезпечує якість кластеризації, близьку до централізованого варіанту, при цьому зберігає стійкість до випадкових збоїв комунікації та формально гарантує конфіденційність профілів споживання. Таким чином, формуються практичні механізми побудови спільних кластерів навантаження в умовах жорстких нормативних вимог до обробки персональних даних.

Узагальнюючий огляд застосування кластеризаційних методів у сучасних енергосистемах представлено в дослідженні [43]. Авторами досліджено використання алгоритмів *k-means*, ієрархічної, спектральної та густинної кластеризації в задачах аналізу навантаження, виявлення аномалій, моделювання відновлюваної генерації та формування сценаріїв роботи мікромереж. Особливу увагу приділено тому, як вибір метрики відстані й параметрів алгоритму впливає на структуру виділених кластерів



і, відповідно, на адекватність прогнозування. Огляд демонструє, що кластеризація даних споживання фактично стала універсальним інструментом редукції розмірності й побудови репрезентативних сценаріїв споживання роботи мікромереж у задачах підтримки рішень учасників ринку електричної енергії.

У дослідженні [44] кластеризація даних споживання електроенергії використовується як інструмент сценарійної редукції в стохастичному прогнозуванні. Розглянуто задачу короткострокового ймовірнісного прогнозування графіків генерації фотоелектричних установок для мікромережі. Спочатку формується ансамбль можливих сценаріїв генерації, після чого k-means застосовується для групування подібних сценаріїв і вибору репрезентативних представників кожної групи. На основі отриманих кластерів будуються оцінки розподілу ймовірностей добових графіків генерації, які можуть бути використані для робастного планування режимів роботи мікромережі. Такий підхід демонструє, що кластеризація даних споживання електроенергії є ефективним інструментом зменшення сценарного простору у стохастичних моделях.

Гібридні моделі, у яких кластеризація даних поєднується з нейромережевими методами прогнозування навантаження, запропоновано в роботі [45]. Автори порівнюють різні варіанти короткострокових прогнозів споживання де добові профілі попередньо групуються в кластери, а далі для кожної групи навчання здійснюється окремо для кількох архітектур штучних нейронних мереж. Показано, що попередня кластеризація дозволяє істотно зменшити похибку короткострокових прогнозів споживання порівняно з моделями, які навчаються на сукупності всіх даних без сегментації, оскільки кластери відображають внутрішню неоднорідність споживчої поведінки.

Подібну ідею, але в контексті промислових споживачів, реалізовано в роботі [46]. Запропоновано гібридний підхід до прогнозування

навантаження, який поєднує кластеризацію k-means для групування промислових користувачів із подібними функціями навантаження та модель CatBoost з урахуванням часових ознак для кожного кластера. На даних промислової зони Китаю показано, що така схема забезпечує кращу точність прогнозу, ніж окремі моделі прогнозування на основі штучних нейронних мереж без кластеризації. Це підкреслює роль кластеризації як засобу виділення однорідних підгруп, для яких параметри прогностичної моделі можуть бути налаштовані більш адекватно.

У дослідженні [47] запропоновано адаптивну стратегію ансамблевого прогнозування для будівель, у якій попередня кластеризація даних відіграє ключову роль. Дані погодинного навантаження будівель спочатку поділяються на групи за допомогою комбінованого підходу k-means та KNN-класифікації, після чого для кожної групи навчання здійснюється окремим ансамблем моделей (нейромережових, статистичних, методів машинного навчання). Остаточний прогноз формується через модуль злиття, а параметри субмоделей оптимізуються за допомогою інтелектуальних алгоритмів. Встановлено, що попереднє групування забезпечує вищу адекватність у порівнянні зі сценаріями, де ансамбль навчається на неоднорідній сукупності спостережень.

Ще один варіант поєднання кластеризації з прогнозуванням представлено у праці [48], де розглядається так званий «boost clustering»-підхід до прогнозування системного навантаження. Спочатку використовується вдосконалений варіант k-means для визначення початкових центрів кластерів, які далі уточнюються за допомогою ієрархічної кластеризації. Після формування кластерів окремо прогнозується навантаження кожної групи, а сумування прогнозів дає оцінку сукупного навантаження. Чисельні експерименти демонструють, що цей підхід істотно перевищує за адекватністю пряме прогнозування без

кластеризації, що свідчить про здатність методу краще враховувати внутрішню структурованість системного попиту.

У дослідженні [49] увага зосереджена на групі «клієнтів із подібними профілями» (similar-profile energy customers). Спочатку застосовується кластеризація для виділення груп споживачів із близькими графіками навантаження, після чого для кожної групи будується глибинна модель на основі пірамідальної згорткової нейронної мережі (Pyramid-CNN - Pyramid Convolutional Neural Network), яка враховує багатомасштабні часові залежності. Показано, що навчання окремих моделей для різних профілів забезпечує суттєве зниження похибки прогнозу порівняно з єдиною моделлю, побудованою на всій вибірці, і дозволяє відображати специфіку кожного сегмента споживачів.

У дослідженні [50] кластеризація використовується як частина напівавтоматизованої процедури сегментації поведінки домогосподарств. Запропоновано метод, що поєднує алгоритм Deep Linear Discriminant Analysis (DLDA) для навчання метрики, яка відображає відмінності між попередньо позначеними класами профілів, та алгоритм Affinity Propagation (AP) для автоматичної кластеризації в просторі цих ознак. На основі даних 5566 домогосподарств Лондона сформовано «довідник» типових добових профілів електроспоживання та встановлено зв'язок між цими профілями й понад двома сотнями характеристик домогосподарств. Такий підхід забезпечує гнучку, самоналаштовувану сегментацію для задач ринкового аналізу, розробки тарифів і планування розміщення розподіленої генерації.

Нарешті, у дослідженні [51] запропоновано shape-based підхід до сегментації побутових споживачів для потреб програм demand response. Застосовано агломеративну ієрархічну кластеризацію в поєднанні з метрикою Dynamic Time Warping (DTW), що дозволяє порівнювати профілі не лише за рівнем, а й за формою та часовими зсувами піків. На даних домогосподарств Португалії продемонстровано, що такий підхід формує

кластери з близькими шаблонами поведінки й дозволяє ідентифікувати групи з найбільшим потенціалом до зміни профілю споживання під впливом цінових або нефінансових стимулів.

Серед основних переваг кластеризації можна виділити зниження внутрішньої неоднорідності в даних, а також покращення адекватності й інтерпретованості моделей прогнозування обсягів споживання. До недоліків можна віднести чутливість результатів до вибору метрики та параметрів алгоритму, необхідність попереднього вибору кількості кластерів або структурних гіпотез, а також ризик втрати інформації при надмірній агрегації. Разом із тим, сучасні роботи демонструють, що за належного налаштування кластеризація профілів електроспоживання є потужним і гнучким інструментом підтримки рішень для постачальників електричної енергії, операторів мереж та розробників ринкових механізмів.

### **2.3 Методи машинного та глибинного навчання в задачах моделювання короткострокового прогнозування електричного навантаження**

Методи машинного та глибинного навчання відіграють дедалі важливішу роль у вирішенні задач короткострокового прогнозування електроспоживання. Їх ключовими перевагами є здатність відтворювати складні нелінійні залежності, враховувати широкий спектр вхідних факторів і автоматично вилучати приховані закономірності з великих масивів даних. У сучасних дослідженнях такі моделі застосовуються як у вигляді «чистих» нейромережових підходів, так і у складі гібридних схем, де поєднуються методи глибинного навчання, ансамблеві дерева рішень, методи декомпозиції часових рядів, алгоритми відбору ознак і кластеризаційні процедури.

У загальному вигляді задача короткострокового прогнозування електричного навантаження в межах методів машинного навчання може бути подана як побудова нелінійного оператора

$$\hat{y}_{t+\tau} = f_{\theta}(x_t),$$

де  $x_t$  — вектор вхідних ознак у момент часу  $t$ , що може включати лагові значення навантаження, метеорологічні та календарні змінні;  $\hat{y}_{t+\tau}$  — прогноз електричного навантаження на горизонт  $\tau$ ;  $f_{\theta}(\cdot)$  — параметризована нелінійна модель;  $\theta$  — вектор її параметрів. Оцінювання параметрів виконується шляхом мінімізації функції втрат

$$\theta^* = \operatorname{argmin}_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N L(y_{t+\tau}, f_{\theta}(x_t)),$$

де  $y_{t+\tau}$  — фактичне значення навантаження,  $L(\cdot)$  — функція похибки,  $N$  — кількість спостережень у навчальній вибірці. Для рекурентних і глибинних архітектур додатково використовується внутрішній стан моделі, що оновлюється в часі:

$$h_t = \Phi(x_t, h_{t-1}), \quad \hat{y}_{t+\tau} = g(h_t),$$

де  $h_t$  — прихований стан,  $\Phi(\cdot)$  — оператор його оновлення,  $g(\cdot)$  — відображення прихованого стану у прогнозоване значення навантаження.

У дослідженні [52] запропоновано підхід до прогнозування електричного навантаження електроенергетичної системи житловим сектором на основі глибинного навчання, у якому домогосподарства групуються для формування групових профілів навантаження, а далі для кожної групи будується окремий прогноз споживання електроенергії на основі рекурентної нейронної мережі (RNN). Такий підхід спрямований на зменшення ризику перенавчання шляхом використання групових профілів і дає змогу моделі вивчати зміни в обсягах споживання електроенергії в межах групи. Разом із тим групування виконується випадковим чином, без явного врахування подібності профілів, що може призводити до значних

відмінностей у графіках споживання електроенергії всередині групи й, відповідно, знижувати адекватність прогнозу для споживачів з атиповою поведінкою.

Подальший розвиток ідеї використання глибинних рекурентних мереж для побутових споживачів представлено в роботах [53], [54], де застосовано LSTM-мережі (LSTM - Long Short-Term Memory) з урахуванням поведінкових особливостей резидентів. У [53] запропоновано метод короткострокового прогнозування житлового навантаження, що використовує як агреговані графіки споживання, так і споживання окремих пристроїв як вхідні дані для навчання мереж LSTM. Такий підхід поєднує макро- та мікрорівень опису поведінки споживача, дозволяючи враховувати як загальний рівень навантаження, так і типове використання електроприладів. У [54] LSTM-рекурентна мережа використовується для короткострокового прогнозування навантаження одного домогосподарства, фокусуючись на відтворенні індивідуальних особливостей споживання. В обох роботах продемонстровано високу точність прогнозування, однак підкреслюється потреба у значних масивах історичних даних для ефективного навчання та чутливість моделей до вибору гіперпараметрів

У дослідженні [55] запропоновано підхід до прогнозування помісячного електроспоживання домогосподарств, який не використовує кластеризацію, але демонструє, яким чином складні часові ряди можуть бути спрощені за допомогою патерн-подання. Автор застосовує мережу довготривалої короткочасної пам'яті (Long Short-Term Memory, LSTM), а сезонний, нелінійний та нестационарний часовий ряд представляється у вигляді x- та y-патернів, що дає змогу відфільтрувати тренд і стабілізувати дисперсію. У гібридній схемі x-патерни прогнозуються LSTM-мережею типу sequence-to-sequence, тоді як кодувальні змінні оцінюються за допомогою експоненційного згладжування.

Одним із характерних прикладів застосування глибинного навчання для прогнозування попиту є робота [56], де запропоновано гібридну модель на основі поєднання Empirical Mode Decomposition (EMD) та довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM) для прогнозу обсягів споживання електроенергії на заданий користувачем сезон, добу або годину. Декомпозиція вихідного часового ряду за допомогою EMD дає змогу представити його у вигляді набору «притаманних відповідному режиму функцій» (Intrinsic Mode Functions – IMF), кожна з яких описує окремий частотний діапазон. Для кожної з вилучених компонент IMF формується окрема LSTM-модель, яка навчається на відповідній підпоследовності. Сукупний прогноз попиту отримують шляхом сумування прогнозів для всіх IMF-компонент. Така багатоступенева схема дає змогу покращити відтворення складної структури сигналу та досягти високої адекватності прогнозу в умовах нелінійності та нестационарності часових рядів.

Поряд із глибинними мережами значну увагу приділено ансамблевим методам на основі дерев рішень. У роботі [57] виконано порівняльний аналіз двох алгоритмів машинного навчання – Random Forest (RF) та Gradient Boosting (GB) – для короткострокового прогнозування споживання електроенергії в житлових будівлях. Показано, що GB демонструє вищу точність прогнозу завдяки послідовній побудові дерев, де кожне наступне дерево «виправляє» помилки попередніх. Натомість RF будує дерева незалежно й усереднює їх результати, що забезпечує кращу стійкість до шумів, але дещо нижчу точність прогнозу. Недоліком GB є більший час навчання та підвищена чутливість до перенавчання за наявності шумових даних, тоді як RF характеризується більшою робастністю.

У роботі [58] запропоновано модель добового прогнозування навантаження на основі алгоритму Random Forest з онлайн-навчанням. Модель вирізняється стійкістю до зміни параметрів і містить вбудовану

внутрішню перехресну перевірку. Особливістю запропонованого підходу є експертний відбір ознак із використанням правил типу «якщо–то», що дозволяє інтегрувати галузеві знання (наприклад, про ринкові особливості чи погодні умови) до моделі прогнозу споживання електроенергії. Це підвищує інтерпретованість результатів і дає змогу адаптувати модель до специфіки конкретної енергосистеми.

У дослідженні [59] розглянуто модель прогнозу місячного споживання електроенергії з використанням алгоритму Random Forest у поєднанні з «коефіцієнт максимального взаємного інформаційного зв'язку». На першому етапі обчислюється «коефіцієнт максимального взаємного інформаційного зв'язку» між місячним споживанням і потенційними факторами впливу, далі відбираються змінні з високою релевантністю, після чого об'єднаний набір ознак подається на вхід моделі RF. Такий підхід дозволяє автоматично відсіяти малозначущі чинники, що за результатами моделювання, забезпечує високу точність прогнозу та придатність для практичного планування режимів роботи мереж.

У роботі [60] алгоритм Random Forest застосовано для прогнозування навантаження окремої офісної будівлі. Модель попередньо навчено на даних 30 офісних будівель, після чого її використано для прогнозування споживання електроенергії « нової » будівлі, для якої відсутня тривала історія вимірювань. Результати показали, що RF у такій конфігурації забезпечує високу адекватність прогнозу, що відкриває можливості використання методу в умовах обмежених даних про конкретну будівлю.

Окремим напрямом є гібридні моделі, в яких Random Forest поєднується з глибинними мережами для підвищення точності прогнозу. У дослідженні [61] запропоновано гібридний підхід до короткострокового прогнозування вихідної потужності фотоелектричних установок, який комбінує RF, глибоку нейронну мережу (Deep Neural Network, DNN) та



LSTM. Random Forest використовується на етапі попередньої обробки для відбору найбільш релевантних метеорологічних ознак, що суттєво зменшує розмірність вхідного простору та знижує ризик перенавчання нейромережевої частини моделі. Подальша обробка відібраних ознак здійснюється DNN і LSTM, що дозволяє врахувати як складні просторові взаємозв'язки, так і часову динаміку. Комбінований підхід демонструє високу адекватність прогнозу та стійкість до шумових спостережень.

У роботі [62] також реалізовано багатомодельний підхід, де RF використано як фільтр ознак, а прогнозування здійснюється гібридною нейромережею на основі convolutional neural network та двоспрямованого блоку gated recurrent unit (CNN-BiGRU). Автори застосовують віконний аналіз часового ряду для формування сегментів навантаження та будують конкатенований вектор ознак, що подається на вхід CNN-BiGRU. Попередній відбір змінних за допомогою RF підвищує ефективність навчання глибинної моделі, дозволяючи зосередитися на найбільш інформативних характеристиках. Робота демонструє переваги інтеграції дерев рішень і глибинних мереж у задачах короткострокового прогнозування споживання електроенергії.

У дослідженні [63] розглянуто короткострокове прогнозування погодинного споживання електроенергії на основі оптимізованого алгоритму Random Forest із відбором оптимального набору ознак. RF поєднує дерева регресії, згенеровані з бутстреп-вибірок, і вибирає випадкові підмножини ознак у кожному вузлі, що підвищує різноманітність дерев і робить модель стійкішою до перенавчання. Автори налаштовують гіперпараметри (кількість дерев, мінімальний розмір листа, максимальну кількість ознак для розщеплення) для досягнення компромісу між точністю та складністю моделі. Отримані результати підтверджують високу ефективність RF у задачах STLTF за умови належної оптимізації параметрів і ретельного відбору вхідних змінних.

Ще один приклад оптимізації RF для промислових споживачів наведено в роботі [64], де прогнозується енергоспоживання підприємств металургійної галузі. Основний прогноз формується за допомогою моделі Random Forest, а подальше покращення результатів здійснюється шляхом оптимізації гіперпараметрів за допомогою генетичного алгоритму. Налаштування кількості дерев, максимальної глибини та критеріїв розщеплення дозволяє істотно зменшити похибку прогнозу в порівнянні з базовою конфігурацією RF. У якості ознак використовуються часові змінні, погодні дані, температура повітря та історичні значення навантаження, що забезпечує комплексний опис факторів, які впливають на попит.

У роботі [65] розглянуто гібридну модель короткострокового прогнозування, яка поєднує покращений нечіткий кластер-аналіз (Improved Fuzzy C-Means), Random Forest і багатoshарову глибинну нейронну мережу. Історичні добові профілі навантаження попередньо групуються, далі RF використовується для віднесення майбутнього дня до одного з кластерів, після чого для кожної групи навчається спеціалізована DNN. Такий «маршрутизований» підхід, коли для кожного типу дня застосовується власна модель, дозволяє зменшити середню абсолютну квадратичну похибку та доцільність застосування для прогнозу споживання для «аномальних» днів, зокрема свят та вихідних.

Окрему групу становлять спеціалізовані архітектури глибинних нейронних мереж, орієнтовані на задачі постачальників та балансуючих груп. У публікації [66] запропоновано архітектуру enhanced Residual Network (eResNet) для короткострокового прогнозування погодинного електричного споживання електричної енергії. Мета моделювання полягає в підвищенні адекватності прогнозів добових графіків навантаження для задач планування режимів та мінімізації небалансів у лібералізованому ринку. Модель має вигляд глибокої мережі з кількома блоками автокодувального типу, які з'єднані обхідними (residual) зв'язками та

використовують масштабовану експоненційну лінійну функцію активації. (Scaled Exponential Linear Unit - SELU-активацію); на вхід подається 168 попередніх значень навантаження, на виході формується прогноз на наступну годину. На даних ПАТ «Київенерго» показано, що eResNet забезпечує меншу похибку ( $MAPE \approx 3,69 \%$ ) порівняно з багатошаровим перцептроном зі співставною кількістю параметрів і краще використовує збільшення обсягу навчальної вибірки. Обмеженням моделі є використання лише історичних даних навантаження без явного включення зовнішніх факторів.

У дослідженні [67] розроблено модель короткострокового інтервального прогнозування сумарного відпуску електроенергії виробниками електроенергії з відновлюваних джерел у складі об'єднаної балансувальної групи гарантованого покупця. Для розв'язання задачі застосовано глибинну мережу архітектури eResNet, яка одночасно формує точкові прогнози та інтервальні оцінки у вигляді 10-го і 90-го перцентилів. Модель реалізовано як багатовихідну нейронну мережу з комбінованою цільовою функцією, що поєднує середньоквадратичну похибку та квантильну регресію, і навчено на погодинних даних сумарного відпуску з ВДЕ за декілька років. Отримані результати демонструють зменшення середньоквадратичної та максимальної похибки порівняно з прогнозами окремих виробників, а також достатню надійність інтервалів, що підтверджує доцільність використання архітектури у задачах прогнозування обсягів генерації електричної енергії на рівні балансуєчих груп.

Проведений аналіз літератури дає змогу виділити кілька груп підходів прогнозування обсягів споживання електроенергії: моделі на основі LSTM та рекурентних нейронних мереж для побутових і агрегованих навантажень, ансамблеві дерева рішень (Random Forest, Gradient Boosting) для коротко- та середньострокових прогнозів, гібридні моделі з

комбінуванням RF, глибинних мереж та методів декомпозиції, а також спеціалізовані архітектури глибинних мереж (зокрема eResNet). До ключових переваг цих підходів належать висока точність у задачах зі складними нелінійними залежностями, здатність інтегрувати широкий спектр вхідних факторів та адаптуватися до різних масштабів (від окремого домогосподарства до системного рівня). Основними недоліками є потреба у великих обсягах якісних історичних даних, значні обчислювальні витрати, складність налаштування гіперпараметрів і обмежена інтерпретованість результатів у порівнянні з класичними статистичними моделями. Відсутність універсальної «найкращої» моделі зумовлює доцільність комбінування різних підходів і побудови гібридних схем, що дозволяє досягати компромісу між точністю, робастністю та складністю реалізації моделі в практичних задачах енергопостачальних компаній.

## **2.4 Лінійне, нелінійне та стохастичне програмування в задачах оптимізації портфелів купівлі-продажу електроенергії учасників ринку**

Лінійне, нелінійне, змішане цілочисельне та стохастичне програмування становлять базовий клас методів математичного моделювання, що застосовується для формалізації задач оптимального вибору ринкової поведінки учасників ринку електричної енергії. У таких задачах рішення приймаються за наявності численних обмежень, зокрема балансових, технічних, договірних, регуляторних та цінових, а цільова функція, як правило, відображає мінімізацію витрат на закупівлю електроенергії, максимізацію прибутку, зниження ризику або досягнення компромісу між цими критеріями. Практична цінність зазначених методів полягає у можливості безпосередньо враховувати структуру ринку, набір доступних продуктів, часову послідовність прийняття рішень і невизначеність параметрів зовнішнього середовища.

У загальному вигляді задача оптимізації портфеля купівлі-продажу електроенергії може бути подана як задача математичного програмування

$$x^* = \operatorname{argmin}_{x \in X} F(x),$$

або

$$x^* = \operatorname{argmax}_{x \in X} \Pi(x),$$

де  $x$  — вектор керованих змінних, що описує обсяги купівлі, продажу, контрагування або завантаження ресурсів;  $F(x)$  — функція сукупних витрат;  $\Pi(x)$  — функція прибутку;  $X$  — множина допустимих рішень, сформована системою обмежень. Для лінійних і змішаних цілочисельних постановок така задача часто записується у вигляді

$$\min c^T x$$

за умов  $Ax \leq b$ ,  $A_{eq}x = b_{eq}$ ,  $x_j \in \mathbb{Z}$  для частини змінних, де  $c$  — вектор питомих витрат або доходів,  $A$ ,  $A_{eq}$ ,  $b$ ,  $b_{eq}$  — параметри системи обмежень. У стохастичних моделях невизначеність попиту, цін або генерації враховується через сценарії, а цільова функція набуває вигляду

$$\min \sum_{s=1}^S p_s F(x, \xi_s),$$

де  $\xi_s$  — параметри  $s$ -го сценарію, а  $p_s$  — його ймовірність. Такий підхід дозволяє описувати як детерміновані, так і ризик-орієнтовані задачі оптимізації поведінки постачальника на різних сегментах ринку.

В дослідженні [68] для визначення оптимальної стратегії поведінки компанії-постачальника щодо придбання електричної енергії у генеруючих компаній та на спотовому ринку запропонована модель короткострокових рішень на основі робастної оптимізації. Модель розроблена з урахуванням припущення про те, що постачальник має придбати основну частину необхідного обсягу електричної енергії у генеруючих компаній та мінімальний обсяг на спотовому ринку для покриття нерівномірності графіку постачання. Робастна модель сформульована у вигляді задачі

змішаного цілочисельного нелінійного програмування, для розв'язування якої застосовано еволюційні алгоритми. Модель дозволяє визначати такий набір ринкових продуктів генеруючих компаній, який, у разі його купівлі, забезпечує отримання максимального прибутку компанії-постачальника та дозволяє виконати зобов'язання перед споживачами з урахуванням можливих варіацій їх графіків споживання електричної енергії та цінових змін на ринку. Результати дослідження показують високу ефективність запропонованої моделі в умовах її застосування для визначення оптимального набору ринкових продуктів на короткостроковому прогностичному періоді.

В дослідженні [69] представлено короткострокову модель прийняття рішень компанією-постачальником, яка має власне виробництво електричної енергії з відновлювальних джерел енергії. У запропонованій моделі відображено новий механізм торгівлі, що реалізується в умовах короткострокового реагування постачальника на зміни попиту споживачів, оснащених технологією розумних мереж. Задача максимізації загального прибутку постачальника сформульована у вигляді задачі стохастичного програмування з обмеженим регресом, де невизначеності, пов'язані зі спотовими цінами, попитом на електроенергію, обсягами виробництва електроенергії з відновлюваних джерел енергії та графіками надання допоміжних послуг, представляються відповідно до сценарних умов. У запропонованій моделі враховується стохастичний характер мінливості цін на ринку на добу наперед та внутрішньодобовому ринку, обсягів виробництва електричної енергії з відновлюваних джерел енергії, попиту споживачів на електроенергію та допоміжні послуги. Математична модель формування портфеля закупівлі електроенергії сформульована у вигляді задачі змішаного цілочисельного лінійного програмування, для розв'язку якої застосовано існуючі комерційні солвери. Модель передбачає пошук короткострокових рішень для реагування на зміни в роботі розподіленої

генерації та поведінки споживача в середині доби постачання електроенергії.

У роботі [70] стохастичне програмування поєднано з біуровневою постановкою задачі для моделювання взаємодії постачальника та виробників електроенергії з ВДЕ на лібералізованому ринку. На верхньому рівні постачальник формує стратегію участі на спотових ринках і подає цінові заявки на купівлю електроенергії з ВДЕ, прагнучи мінімізувати очікувані витрати на закупівлю. На нижньому рівні виробники з ВДЕ максимізують власний дохід, реагуючи на ці цінові сигнали. Для врахування невизначеності попиту, цін і обсягів виробітку електроенергії з ВДЕ формується сценарний простір, а біуровнева задача за допомогою умов оптимальності Каруша–Куна–Таккера та теорії двоїстості перетворюється на еквівалентну однорівневу задачу MILP. Такий підхід дозволяє одночасно описати стратегію постачальника й реакцію виробників, забезпечуючи узгоджені рішення в умовах стохастичної природи ринку.

Окрему групу становлять моделі оптимізації роздрібного ціноутворення постачальника з урахуванням ризику. У праці [71] запропоновано інтервальний підхід до моделювання невизначеності оптових цін у задачі вибору оптимальної структури роздрібних тарифів. Невизначені спотові ціни описуються інтервалами, а функція прибутку постачальника переформульована у вигляді двокритеріальної задачі: максимізація середнього прибутку та мінімізація його відхилення. Отриману біцільову модель у формі MILP задачі розв’язують методом  $\epsilon$ -обмежень, будуючи множину Парето-оптимальних рішень, з якої компромісний варіант обирається за допомогою нечіткого методу задоволення. Модель реалізовано у середовищі GAMS із використанням солвера CPLEX і застосовано для порівняння схем фіксованих цін, тарифу «time-of-use» та тарифу реального часу; показано, що тариф реального часу

забезпечує вищий середній прибуток за нижчого ризику, ніж у детермінованих постановках.

У продовження тематики цінового ризику в роботі [72] реалізовано робастну стратегію закупівлі електроенергії постачальником із використанням програм керування попитом. Автори розглядають портфель, що включає закупівлю електроенергії на оптовому ринку, форвардні контракти та три нові схеми Demand Response програм (DR), і формулюють задачу мінімізації витрат постачальника як MILP задачу. Невизначеність цін на спотовому ринку враховується через розгляд верхніх відхилень фактичних цін від прогнозу, що дозволяє оцінювати наслідки «несприятливих» сценаріїв. Модель реалізовано у GAMS з використанням CPLEX, а результати демонструють, що впровадження запропонованих DR-схем приводить до зниження витрат у як нейтральних до ризику та орієнтованих на зниження ризику стратегіях, причому, в останньому випадку економія є більш вираженою.

Також багато досліджень стосуються оптимізації портфелів закупівлі електроенергії і формування тарифів для споживачів, які мають власні розподілені енергоресурсів. В дослідженні [73] розроблено стратегію укладання контрактів, що базується на прогнозі споживання та методології ринкового ціноутворення. Розроблена стратегія забезпечує оптимізацію портфеля контрактів споживачів, які мають власні розподілені ресурси енергії. Для оптимізації витрат споживача розроблено моделі його стратегічної поведінки при укладанні контрактів. Моделі мають вигляд задач математичного програмування, які застосовуються послідовно на чотирьох етапах прогнозування. Послідовно здійснюється моделювання операційної роботи мікромережі споживача, комерційної ефективності використання розподіленої генерації, сезонності контрактів та використання передбаченої контрактам гнучкості в змінах обсягів купівлі електроенергії. Перший і другий етапи є задачами нелінійного



програмування, третій етап - задачею лінійного програмування, а останній етап - задачею змішаного цілочисельного лінійного програмування. За результатами кожного з етапів моделювання здійснюється пошук оптимального набору фіксованих, сезонних та короткострокових гнучких договорів, що мінімізують вплив волатильності ринкових цін та оптимізують витрати споживача.

В дослідженні [74] розв'язується задача оптимізації портфеля двосторонніх договорів що укладає споживач на оптовому ринку Бразилії з метою мінімізації вартості закупівлі електроенергії за умови повного покриття попиту та дотримання регуляторних вимог. Автори враховують специфіку бразильського ринку: вимогу 100% контрактного покриття, можливі штрафи, сезонність обсягів споживання за місяцями, договірну гнучкість до погоджених обсягів та можливу (обмежену) закупівлю на короткостроковому ринку. На основі цих припущень формулюється MILP задача з цільовою функцією мінімізації сумарних витрат на купівлю енергії за контрактами та, за потреби, на короткостроковому ринку, за набором обмежень: діапазони сезонів для кожного контракту, збереження річного обсягу контракту, межі договірної гнучкості та покриття місячного попиту споживача. Особливістю підходу є детальна формалізація реальних договірних умов (сезонність, гнучкість, заборона/дозвіл купівлі на короткостроковому ринку, ризик штрафів) у вигляді лінійних обмежень, що дозволяє моделювати типові для ринку Бразилії портфелі з кількома альтернативними контрактами і різними параметрами.

У роботі [75] запропоновано підхід до множинного динамічного ціноутворення в роздрібному сегменті ринку електроенергії, спрямований на підвищення ефективності програм керування попитом (demand response) та прибутковості постачальника. Автори інтегрують два ключові блоки математичного моделювання: по-перше, адаптивну кластеризацію споживачів, що дозволяє формувати однорідні групи за профілями

споживання та реакцією на зміну ціни; по-друге, побудову для кожної групи окремих попит-цінових моделей, які явно описують залежність попиту від ціни з урахуванням ринкових обмежень. На основі цих моделей формулюється задача максимізації прибутку роздрібного постачальника у вигляді задачі математичного програмування, у якій оптимізуються рівні тарифів для різних груп споживачів за умов обмежень оптового ринку та технічних/ринкових лімітів. Особливістю підходу є адаптивний механізм кластеризації, який враховує динамічну зміну поведінки споживачів та дозволяє уникнути як надмірної агрегованості (єдине «уніформне» ціноутворення), так і надмірної деталізації (індивідуальні тарифи для кожного клієнта).

Третій блок досліджень стосується оптимізації режимів роботи мікромереж та генерувальних об'єктів за ринкових умов. У роботі [76] розроблено модель добового планування роботи мікромережі, до складу якої входять об'єкти споживання, сонячна електростанція та система зберігання енергії. Мета моделювання – мінімізувати витрати на закупівлю електроенергії на роздрібному ринку з урахуванням погодинних цін та впливу генерації з ВДЕ й установки зберігання на баланс навантаження. Математична модель має вигляд задачі нелінійного програмування з погодинними змінними обсягів закупівлі, заряду/розряду установки зберігання електроенергії й можливого обмеження генерації, а система обмежень описує енергетичні баланси, технічні характеристики батареї та рівень її завантаження. Особливістю підходу є деталізований облік втрат у системі зберігання у режимах заряду, розряду та простою, що включено як до балансових рівнянь, так і до цільової функції. Задача розв'язується методом узагальненого зведеного градієнта (GRG - Generalized Reduced Gradient), реалізованим у Frontline's Standard Excel Solver, що робить модель зручною для практичного використання на рівні окремого споживача.

У статті [77] запропоновано модель оптимального використання ресурсів каскаду гідроелектростанцій на ринку електроенергії. Цільова функція максимізує різницю між доходами від продажу електроенергії й допоміжних послуг у різних сегментах ринку та витратами на виробництво, тоді як система обмежень включає погодинні баланси потужності та води, технічні обмеження завантаження гідроагрегатів і каскадний водний баланс для водосховищ. За певних припущень модель може бути лінеаризована й розв'язана методами лінійної оптимізації. Такий підхід дозволяє використовувати модель як для середньострокового планування, так і для оперативного коригування стратегії участі компанії на різних ринкових сегментах.

Також управління мікромережею як новим агентом ринку представлено в [78]. Тут сформовано стохастичну модель змішаного цілочисельного лінійного програмування для системи підтримки прийняття рішень агрегатора мікромережі, що керує мікротурбінами, ВДЕ, системами зберігання електроенергії, електромобілями та навантаженням. Невизначеність генерації, навантаження та цінових сигналів описується набором сценаріїв, отриманих за допомогою ядерної оцінки щільності (Kernel Density Estimation), після чого здійснюється двоступенева редукція сценаріїв із використанням кластеризації даних методом K-means та швидкого алгоритму зворотного скорочення. Отриману компактну множину репрезентативних сценаріїв використовують у стохастичній MILP-моделі для оптимізації завантаження ресурсів мікромережі та її участі на ринку. Числові експерименти підтверджують, що такий підхід забезпечує економічно ефективну й надійну роботу мікромережі за умов значної невизначеності.

У дослідженні [79] розроблено модель симулятора торгів на оптовому ринку електроенергії, орієнтовану насамперед на генеруючі компанії. Модель враховує ринкові правила, технічні обмеження генерації,

наявні запаси палива та історичну торгову активність на різних сегментах ринку. На основі сценарного опису майбутньої динаміки цін і попиту формується множина можливих стратегій продажу на горизонті від одного місяця до року; для кожного сценарію оцінюються грошові потоки й показники ефективності, а вибір оптимального здійснюється не лише за критерієм прибутку, а й за додатковими критеріями, узагальненими через зважену евклідову відстань. Таким чином, поєднуються елементи оптимізаційної та імітаційної моделей, що дозволяє генеруючим компаніям тестувати й порівнювати альтернативні стратегії поведінки на ринку.

До основних переваг розглянутих підходів належить здатність точного врахування ринкових правил, технічних і договірних обмежень, що забезпечує високий рівень відповідності отриманих рішень реальним умовам роботи учасників ринку. Класичні формалізми лінійного, нелінійного та змішаного цілочисельного програмування добре інтегруються з сучасними методами сценарного аналізу, робастної оптимізації та моделювання ризику, а їх реалізація підтримується розвинутими комерційними солверами (CPLEX, інші MILP-солвери). Водночас суттєвими недоліками є висока чутливість якості результатів до якості вхідних даних і сценаріїв, значні обчислювальні витрати при збільшенні горизонту планування та деталізації моделі, а також складність перенесення отриманих моделей між різними ринками через специфіку регуляторних вимог. Це зумовлює доцільність подальшого розвитку наближених і гібридних схем, що поєднують оптимізаційні моделі з методами прогнозування та машинного навчання для забезпечення прийняттого компромісу між точністю, робастністю й обчислювальною складністю в задачах підтримки рішень енергопостачальних компаній.

## 2.5 Методи машинного навчання в задачах ціноутворення, управління попитом і торгівельних стратегій постачальника

Методи машинного навчання в задачах ціноутворення, управління попитом і формування ринкових стратегій постачальника становлять клас підходів, орієнтованих на відтворення складних нелінійних залежностей між ціною електроенергії, обсягами споживання, поведінкою споживачів і рішеннями учасника ринку щодо закупівлі та продажу електроенергії. На відміну від класичних детермінованих або суто статистичних моделей, такі підходи дозволяють не лише прогнозувати майбутні значення ринкових параметрів, а й формувати адаптивні правила прийняття рішень в умовах невизначеності, волатильності цін та змінної реакції попиту на тарифні сигнали. Саме тому вони дедалі частіше використовуються для побудови систем підтримки рішень постачальника на оптовому й роздрібному сегментах ринку.

У загальному вигляді задача може бути подана як поєднання прогнозної та керуючої моделей. Нехай  $s_t$  — вектор стану ринку в момент часу  $t$ , що включає поточні та лагові значення цін, навантаження, календарні індикатори, параметри попиту й інші релевантні ознаки;  $a_t$  — керуюче рішення постачальника, яке може описувати рівень роздрібного тарифу, обсяг закупівлі, продажу або параметри участі в програмі управління попитом. Тоді прогнозний і керуючий блоки можуть бути подані у вигляді

$$\hat{y}_{t+\tau} = f_{\theta}(s_t), \quad a_t = \pi_{\omega}(s_t),$$

де  $f_{\theta}(\cdot)$  — модель прогнозування цін або попиту,  $\pi_{\omega}(\cdot)$  — параметризована стратегія прийняття рішень. У випадку підкріплювального навчання параметри стратегії визначаються з умови максимізації очікуваного сумарного виграшу

$$\omega^* = \operatorname{argmax}_{\omega} \mathbb{E} \left[ \sum_{t=0}^T \gamma^t r_t \right],$$

де  $r_t$  — миттєвий прибуток або інша функція корисності постачальника,  $\gamma \in (0,1]$  — коефіцієнт дисконтування. Така постановка є узагальненням для моделей глибинного підкріплювального навчання, а також для гібридних схем, у яких блок прогнозування цін і навантаження інтегрується з алгоритмом вибору тарифної чи торговельної стратегії.

Методи машинного навчання, що застосовуються для розв’язання задач ціноутворення, управління попитом та оптимізації торговельних стратегій постачальників електричної енергії. Розглянуті публікації демонструють, як сучасні алгоритми штучного інтелекту дозволяють поєднувати прогнозування цін і навантаження з прийняттям оптимізаційних рішень на оптовому й роздрібному сегментах ринку.

Одним із ключових напрямів є застосування глибинного підкріплювального навчання для спільної оптимізації закупівель електроенергії та роздрібного ціноутворення. У роботі [80] розглядається модель постачальника, який впроваджує ціноутворення в реальному часі та повинен оперативно реагувати на зміну оптових цін і графіків навантаження споживачів. Для прогнозування реакції споживання на цінові сигнали формується модель на основі рекурентних мереж LSTM, а прийняття рішень щодо енергозакупівель і встановлення роздрібних тарифів реалізується за допомогою глибокої нейронної мережі (Deep Neural Network) у рамках підкріплювального навчання. Запропонований підхід дає змогу одночасно враховувати стохастичну динаміку попиту, структуру портфеля закупівель і ризики, пов’язані з волатильністю цін, та показує здатність підвищувати довгостроковий прибуток постачальника порівняно з традиційними евристичними стратегіями.

Подібну ідеологію застосовано у дослідженні [81], де розроблено підхід до формування стратегій прийняття рішень роздрібним постачальником на основі глибинного підкріплювального навчання. Автори досліджують використання низки алгоритмів, зокрема LSTM, Actor Advantage Critic та Deep Q-Learning, для побудови політик участі на оптовому ринку. Навчання моделей відбувається на основі історичних ринкових даних, а отримані стратегії дають змогу враховувати нелінійні взаємозв'язки між цінами, обсягами закупівель і реакцією попиту, що у підсумку дозволяє знизити витрати закупівель та підвищити прибутковість портфеля постачальника.

Окремий напрямок досліджень стосується інтеграції моделей машинного навчання з механізмами управління попитом та системами накопичення енергії. У роботі [82] оператор розподільчої мережі, який також виконує функції постачальника, застосовує роздрібне ціноутворення в реальному часі для стимулювання зниження навантаження в пікові години та зменшення витрат на інфраструктуру. Для моделювання реакції споживачів і оптимальної роботи установок зберігання енергії (УЗЕ) використовується штучна нейронна мережа, що апроксимує залежність між оптовими цінами, профілем навантаження та станом заряду УЗЕ. Запропонована модель дає змогу формувати тарифи, які, з одного боку, забезпечують економічну доцільність для оператора, а з іншого — стимулюють споживачів до зміщення споживання з пікових періодів.

У низці робіт машинне навчання використовується насамперед як інструмент короткострокового прогнозування цін та навантаження, результати якого далі застосовуються для прийняття рішень постачальником. У дослідженні [83] запропоновано гібридну модель ARMA–FLNN (adaptive autoregressive moving average – functional link neural network) для спільного прогнозування спотових цін і обсягів споживання. Стохастичний компонент ARMA відповідає за відтворення базових часових

залежностей, тоді як нейромережевий модуль FLNN моделює нелінійні зв'язки між коливаннями цін та зміною попиту, що призводить до змін в графіках споживання електроенергії. Така структура дозволяє підвищити точність прогнозу порівняно з окремими ARMA- або нейромережевими моделями, що є особливо важливим для оперативного планування закупівель.

Подальший розвиток гібридних глибинних моделей продемонстровано в роботі [84], де для багатогоризонтного прогнозування навантаження та цін використано двоспрямовану мережу довгої короткочасної пам'яті BiLSTM – (Bidirectional Long Short-Term Memory) у поєднанні з механізмом Multi-Head Self-Attention. Автори додатково застосовують емпіричну модову декомпозицію для попереднього розкладу часових рядів, що дозволяє точніше виділяти локальні часові структури. Запропонований підхід підвищує точність прогнозування в декількох часових горизонтах та забезпечує кращу інтерпретованість внеску окремих підпоследовностей у загальний прогноз.

Більш комплексну інтеграцію глибинних моделей із задачею оптимізації торгівельної стратегії роздрібного постачальника демонструє дослідження [85]. У ньому розв'язується задача оптимізації купівлі та продажу електроенергії в дворівневому ринку (середньо-/довгострокові контракти та ринок «доба наперед») з урахуванням цінових ризиків та реакції споживачів на диференційовані тарифи за часом використання. Прогнозування спотових цін здійснюється гібридною DA–RBF моделлю (радіально-базисна нейромережа, навчена за допомогою Dragonfly Algorithm), при цьому вхідні ознаки попередньо відбираються методом числової подібності. Далі, на основі прогнозу цін та кластеризації споживачів, за допомогою алгоритму K-means (за профілями навантаження) формується оптимізаційна модель вибору тарифів за часом використання, що максимізує прибуток постачальника з урахуванням



штрафних санкцій та регуляторних обмежень; задача розв'язується методом рою частинок.

Окремий клас досліджень сфокусовано на побудові високоточних моделей прогнозування цін на оптових ринках, що можуть слугувати вхідними даними для систем підтримки рішень постачальників. У роботі [86] для ринку Сінгапуру запропоновано подієво-орієнтовану модель прогнозу оптових цін спотовому та балансуючому ринку на основі підсиленого градієнтного бустингу ансамблю регресійних дерев (XGBoost-eXtreme Gradient Boosting). Модель автоматично перенавчається кожні 30 хвилин після надходження нового значення ціни, використовуючи лише комерційно доступні ринкові дані, та формує прогноз на наступні 6 годин.

Схожу задачу прогнозування ціни на ринку «доба наперед» у складних умовах високої волатильності вирішують автори роботи [87]. Запропоновано гібридну глибинну модель, у якій згортова нейронна мережа (CNN) поєднується зі стеком розріджених денойзингових автоенкодерів, а часовий ряд попередньо декомпонується за методом Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise (ICEEMDAN) на внутрішні моди. Кожен з підкомпонентів окремо прогнозується, після чого формується агрегований прогноз ціни. На прикладі ринку Австралії показано, що така архітектура моделі підвищує точність та стабільність прогнозів, особливо у випадку цінових сплесків, і скорочує час навчання нейронної мережі.

У роботі [47] проблема варіативності цін як у часовому вимірі, так і в просторі ознак вирішується за допомогою прогнозної моделі на основі механізму dense skip attention. Для моделювання короткострокових залежностей застосовується Attention-based Recurrent Unit CNN — гібридна архітектура, що поєднує згорткові шари (CNN) для вилучення локальних патернів та рекурентний блок із механізмом уваги (ARU) для моделювання часових залежностей. Запропонована модель дозволяє гнучко

перерозподіляти вагу між вхідними ознаками, що покращує здатність моделі адаптуватися до змінних режимів ринку.

Важливу з точки зору прийняття рішень задачу прогнозування різниці між цінами ринків «доба наперед» та реального часу розглянуто в [48]. Для її розв'язання побудовано дві глибинні моделі: регресійну та класифікаційну, які базуються на BiLSTM та архітектурі модель перетворення послідовності в послідовність (Sequence-to-Sequence). Особливу увагу приділено здатності моделі відтворювати амплітуду та часові характеристики цінових сплесків, що є критичним для віртуального трейдингу та управління портфелем позицій постачальника на двох ринкових сегментах.

Ще один приклад гібридної моделі, орієнтованої на підвищення якості короткострокового прогнозування цін, наведено у [52]. Тут прогноз формується штучною нейронною мережею, параметри якої оптимізуються методом Artificial Cooperative Search (ACS). Додатково запропоновано процедуру відбору вхідних змінних, що комбінує взаємну інформацію та нейронну мережу, що дозволяє зменшити розмірність ознак і поліпшити узагальнювальну здатність моделі. Апробація на даних ринку Онтаріо показує, що поєднання штучної нейронної мережі (ANN), параметри/ваги якої оптимізуються методом Ant Colony System (ACS) забезпечує кращі результати, ніж традиційні ANN-схеми оптимізації.

Перевагами цих підходів є здатність враховувати нелінійні взаємозв'язки між ціною, попитом і реакцією споживачів, адаптивність до змін ринкового середовища. Водночас їхні недоліки пов'язані з високими вимогами до обсягів та якості вихідних даних, значною обчислювальною складністю, обмеженою інтерпретованістю глибинних моделей і необхідністю ретельного налаштування для врахування специфічних регуляторних умов конкретного ринку.

## 2.6 Висновки до розділу

Проведений огляд наукових підходів до прогнозування електроспоживання та оптимізації ринкової поведінки учасників ринку електроенергії показав, що сформовано широкий, але фрагментований інструментарій математичного моделювання. Кожен із розглянутих класів моделей – статистичні моделі часових рядів ARIMA/ARIMAX, методи кластеризації та регресійного аналізу, моделі машинного та глибинного навчання для короткострокового прогнозування, а також лінійні, нелінійні, стохастичні та робастні оптимізаційні моделі – робить важливий внесок у вирішення окремих підзадач, однак не забезпечує комплексної підтримки рішень постачальника в умовах багатосегментного ринку, високої волатильності та структурних шоків.

Статистичні моделі типу ARIMA/ARIMAX та їх модифікації залишаються важливою відправною точкою для побудови короткострокових прогнозів електроспоживання. Вони дозволяють явно описувати часові залежності, враховувати сезонність та, у випадку ARIMAX, включати екзогенні фактори (календарні ефекти, температурні показники, індикатори подій). Перевагами таких моделей є відносна простота інтерпретації, формалізована процедура ідентифікації та невисокі обчислювальні вимоги, що робить їх придатними для базового прогнозування агрегованих навантажень. Водночас властива їм лінійність, чутливість до порушень стаціонарності, обмежена здатність відображати різкі структурні злами та цінові/поведінкові шоки істотно звужують можливості застосування в умовах сучасних ринків, де споживання формується під впливом динамічних тарифів, програм управління попитом, розвитку розподіленої генерації та воєнних ризиків. Це зумовлює активний перехід від «чистих» ARIMA/ARIMAX до гібридних схем, у яких статистичні моделі поєднуються з методами машинного навчання.

Окремий напрямок становлять методи кластеризації профілів електроспоживання та сегментації споживачів. Застосування алгоритмів k-means, fuzzy c-means, ієрархічної кластеризації, Gaussian Mixture Models, а також більш сучасних підходів на основі глибинного навчання та метрик, чутливих до форми часових рядів, дозволяє виділяти типові добові й тижневі профілі навантаження, групувати споживачів за схожістю поведінки, будувати «словники профілів» і формувати релевантні сегменти для тарифного дизайну та таргетованих програм demand response. Такі моделі підвищують точність прогнозування (завдяки окремому налаштуванню прогнозних моделей для однорідних груп), покращують розуміння поведінки клієнтів і створюють передумови для диференційованого управління попитом. Водночас, у більшості робіт кластеризація використовується як допоміжний інструмент поза безпосереднім контуром оптимізації портфеля закупівель постачальника та не інтегрується у єдину систему підтримки рішень, що враховує фінансові наслідки помилок прогнозу та ринкові правила.

Моделі машинного та глибинного навчання для короткострокового прогнозування навантаження (ансамблі дерев рішень, градієнтний бустинг, згорткові та рекурентні нейронні мережі, гібридні архітектури із попередньою декомпозицією часових рядів і роздільним моделюванням тренду, сезонної та залишкової компонент) демонструють суттєве зростання точності прогнозу порівняно з класичними статистичними підходами. Вони краще відтворюють нелінійні залежності, здатні враховувати широкий спектр вхідних ознак та гнучко адаптуються до змінних умов ринку. Проте ці моделі характеризуються високими вимогами до якості та обсягу даних, значними обчислювальними витратами й обмеженою інтерпретованістю, що ускладнює їх пряме використання як «єдиного» інструменту підтримки прийняття рішень. Крім того, у більшості робіт результат прогнозування розглядається як кінцева мета, тоді як для

постачальника він є лише вхідною інформацією до задач оптимізації закупівель і управління ризиком.

Розгляд лінійного, нелінійного, змішаного цілочисельного, стохастичного та робастного програмування засвідчив високий потенціал оптимізаційних моделей для формалізації задач ринкової поведінки учасників ринку. Побудовані у вигляді LP/MILP, NLP чи стохастичних моделей дозволяють визначати оптимальний портфель закупівлі електроенергії на довгострокових ринках, ринку «на добу наперед», внутрішньодобовому та балансуєчому сегментах; формувати стратегії реального часу з урахуванням невизначеності цін та попиту; оптимізувати структуру виробництва в мікромережах із відновлювальними джерелами та накопичувачами; враховувати ризикові уподобання постачальника за допомогою CVaR, робастних підходів і сценарного аналізу. Сильними сторонами цих моделей є чітке відображення ринкових правил, технічних обмежень і фінансових цілей, можливість безпосереднього врахування регуляторних вимог та сценаріїв розвитку ринку. Разом з тим, прогноз попиту і цін здебільшого задається у таких моделях як екзогенний параметр, часто з використанням спрощених припущень (детерміновані прогнози, агреговані сценарії), що обмежує їхню точність і робастність в умовах високої невизначеності. У роботах, де застосовуються сценарії на основі ARIMA чи подібних моделей, рідко залучаються сучасні інструменти машинного навчання, здатні суттєво підвищити якість прогнозу.

Додатковий пласт літератури стосується застосування машинного та глибинного навчання в задачах ціноутворення, управління попитом і побудови торгівельних стратегій постачальників. Моделі на основі XGBoost, гібридних CNN-архітектур, модифікованих рекурентних мереж, attention-механізмів та seq2seq-підходів демонструють високу точність прогнозування цін на оптових ринках, цінових різниць між сегментами «day-ahead/real-time», а також ефективність у класифікації сценаріїв,

виявленні цінових піків і формуванні індикативних сигналів для коригування заявок. Ці підходи створюють потужну основу для побудови більш гнучких тарифів, активізації програм demand response та вдосконалення стратегій участі постачальників у торгах. Водночас вони, як правило, зосереджені на окремих аспектах (прогноз цін, класифікація поведінки споживачів, оптимізація відповіді окремих груп), не інтегруються із задачами цілісного управління портфелем постачальника й не враховують специфіку української моделі ринку з її сегментною структурою, механізмом небалансів, регуляторними обмеженнями та додатковими ризиками, пов'язаними з воєнними діями.

Узагальнення результатів огляду дозволяє зробити кілька ключових висновків. По-перше, жоден із розглянутих класів моделей не забезпечує самостійно повного циклу підтримки прийняття рішень постачальником – від формування погодинного прогнозу споживання його портфеля до оптимізації закупівель на різних сегментах ринку з урахуванням ризиків, регуляторних вимог та поведінкових особливостей клієнтів. По-друге, спостерігається явна тенденція до комбінування методів: статистичні моделі доповнюються методами глибинного навчання, кластеризація використовується для попередньої структуризації даних, а оптимізаційні постановки інтегруються із сценарними підходами до опису невизначеності. По-третє, переважна більшість робіт орієнтована або на системних операторів, або на окремих великих споживачів чи мікромережі, тоді як ринкова поведінка постачальника як окремого суб'єкта із власними фінансовими стимулами, ризиковими уподобаннями та обмеженнями розглядається значно рідше.

За таких умов постає об'єктивна потреба у розробленні інтегрованої змішаної моделі підтримки прийняття рішень, орієнтованої саме на підтримку оперативних і тактичних рішень енергопостачальної компанії. Така модель має поєднувати модулі короткострокового прогнозування

погодинних обсягів споживання електроенергії а також оптимізаційний блок для формування портфеля закупівель на сегментах РДД, РДН, ВДР і балансуєчого ринку. Врахування особливостей української моделі ринку електроенергії, механізмів небалансів і додаткових ризиків воєнного часу є критично важливим елементом такої системи.

Саме в цьому контексті обґрунтовується доцільність створення змішаної моделі Energy AI як інтегрованого інструменту підтримки прийняття рішень для компанії-постачальника. Поєднання у її структурі модулів прогнозування, кластеризації та оптимізації дозволяє подолати виявлену фрагментарність існуючих підходів, забезпечити більш точний та робастний прогноз, трансформувати його у конкретні рішення щодо закупівель і управління ризиками та, зрештою, підвищити ефективність і стійкість діяльності постачальника в умовах волатильного та ризикованого ринку електроенергії.

## **РОЗДІЛ III МОДЕЛЬ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ КОМПАНІЄЮ-ПОСТАЧАЛЬНИКОМ ЕЛЕКТРИЧНОЇ**

### **3.1 Використання методу Random Forest для погодинного прогнозування обсягів споживання електроенергії**

Значна кількість площадок комерційного обліку споживачів електроенергії не обладнана автоматизованими системами комерційного обліку електроенергії (АСКОЕ) та згідно вимог кодексу комерційного обліку віднесені до групи «Б». Погодинний графік споживання за такими площадками визначається операторами системи розподілу (ОСР) на основі залишкового графіку, який визначається як різниця між надходженнями електроенергії в мережі ОСР, його технологічними втратами та графіками споживання за площадками групи «А», тобто обладнаними АСКОЕ [14]. Вищезазначені показники не є сталими, відповідно і профіль споживання за площадками групи «Б», постійно змінюється та визначається за результатами розрахункового місяця.

Споживачі, площадки яких віднесені до групи «Б» не мають даних про власне погодинне споживання та відповідно надають постачальнику заявку на загальний обсяг споживання електричної енергії протягом розрахункового місяця. Ретроспектива погодинних обсягів електроспоживання для групи споживачів без погодинного обліку електроенергії надається кожним ОСР Адміністратору розрахунків для здійснення розрахунку погодинних обсягів та нарахування погодинної вартості небалансів, а також електропостачальнику у формі добових профілів електроспоживання для відповідної систем розподілу. За ретроспективними значеннями таких профілів електропостачальник прогнозує сукупний погодинний попит на електричну енергію (для групи споживачів у заданій системі розподілу) та використовує добовий профіль



погодинних обсягів електроспоживання для закупівлі електричної енергії. При цьому слід зважати, що обсяги електричної енергії для групи споживачів без погодинного обліку електричної енергії електропостачальник закуповує у різних ринкових сегментах[88].

Отже, перед електропостачальником постає потреба у застосуванні математичних методів прогнозування погодинних графіків споживання множини площадок комерційного обліку, віднесених до групи «Б», з метою підвищення точності планування закупівель та забезпечення рентабельності постачання. У межах цього дослідження для прогнозування погодинних графіків споживання електроенергії групи споживачів постачальника запропоновано модель, побудовану на основі алгоритму Random Forest (RF). Зазначена модель формує прогноз погодинного споживання на підставі вектора пояснювальних ознак, які відображають часові, календарні та інші релевантні фактори, що визначають динаміку електроспоживання.

Практичне застосування запропонованого підходу передбачає побудову прогнозів споживання електроенергії на основі ретроспективних профілів споживання та відповідних факторів впливу, отриманих із доступних джерел даних постачальника та/або адміністратора розрахунків. Алгоритм RF є ансамблевим методом машинного навчання, що ґрунтується на побудові великої кількості дерев рішень та агрегуванні їхніх прогнозів. Запропонований Л. Брейманом, даний підхід поєднує процедуру статистичного повторного формування навчальних вибірок (бутстрепінг) із випадковим відбором підмножини ознак на етапі розщеплення вузлів дерева. Таке поєднання дає змогу ефективно відтворювати складні нелінійні залежності у даних, підвищувати точність прогнозування та знижувати ризик перенавчання. У результаті алгоритм Random Forest забезпечує високу стійкість і здатність до узагальнення на нових даних, що

є важливим для задач короткострокового прогнозування попиту на електричну енергію [89].

Для побудови вектора первинних пояснювальних змінних  $x_t$ , що описують умови формування попиту в годину  $t$ , у дослідженні використано календарно-часові та метеорологічні характеристики: рік, місяць, день місяця, година доби, день тижня, пора року, а також температура повітря. Зазначені змінні формують базовий набір первинних ознак моделі (табл. 2) і дозволяють відобразити як регулярні циклічні закономірності споживання (добові/тижневі/сезонні), так і вплив погодних умов.

Таблиця 2. Первинні змінні задачі прогнозування погодинного споживання

Ознака	Опис
$x_t^{(year)}$	Рік спостереження
$x_t^{(season)}$	Пора року (1 – весна, 2 – літо, 3 – осінь, 4 – зима)
$x_t^{(month)}$	Місяць (1–12)
$x_t^{(day)}$	День місяця (1–31)
$x_t^{(hour)}$	Година доби (1–24)
$x_t^{(weekday)}$	День тижня (1–7), де 1 відповідає понеділку
$x_t^{(temp)}$	Температура повітря (°C)

Цільову змінну визначено як  $y_t$  — фактичне погодинне споживання електричної енергії (кВт·год) у момент часу  $t$ .

Такий набір пояснювальних змінних дає змогу враховувати часову, календарну та метеорологічну складові попиту, а також підвищує роздільну здатність щодо різних режимів споживання, зумовлених сезонністю та структурою тижня (робочі/вихідні дні). З позиції ансамблевих методів, використання різнорідних ознак сприяє зменшенню залежності між окремими деревами в ансамблі та, як наслідок, покращує здатність моделі до узагальнення на нових даних (за рахунок зниження дисперсії агрегованого прогнозу).

Наступним етапом базовий вектор ознак  $x_t$  доповнюється похідними календарними індикаторами, що відображають режим споживання залежно від типу дня та часових інтервалів доби. Зокрема, вводяться бінарні змінні, які фіксують належність дня до вихідних/святкових, а також індикатор робочих годин (табл. 3). Таке розширення формує більш узгоджений набір вхідних факторів, який описує не лише рівень споживання, але й умови його формування, що є важливим для відтворення типових патернів попиту в різні дні тижня та в межах робочого/неробочого часу.

Таблиця 3. Додаткові ознаки для моделі

$x_t^{(\text{wkend})} \in \{0,1\}$	Чи є день вихідним
$x_t^{(\text{prev\_wkend})} \in \{0,1\}$	Чи попередній день був вихідним
$x_t^{(\text{next\_wkend})} \in \{0,1\}$	Чи наступний день вихідний
$x_t^{(\text{workhour})} \in \{0,1\}$	Чи належить година до робочого часу

Після формування навчального набору, що містить дані про фактичне погодинне споживання електроенергії у межах обраної системи розподілу та відповідні значення пояснювальних ознак, алгоритм Random Forest реалізує ансамблевий принцип навчання через генерування множини бутстреп-вибірок. Кожне спостереження відповідає конкретній годині та містить календарно-часові характеристики (рік, місяць, день; година доби 1–24; день тижня 1–7, метеорологічну змінну (температура повітря у відповідну годину), а також додаткові бінарні індикатори, що відображають режим дня (вихідний/святковий) та належність години до робочого часу. Цільова змінна  $y_i$  відображає обсяг електричної енергії, спожитий портфелем клієнтів у відповідну годину, кВт·год.

В результаті маємо початковий набір даних  $D$ , який складається з  $N$  записів:

$$D = \{(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_N, Y_N)\}, \quad (1)$$

де  $X_i \in \mathbb{R}^p$  – вектор ознак для  $i$ -го запису, а  $Y_i$  – відповідне фактичне споживання електроенергії у кВт·год;  $N$  – кількість записів у наборі;

Розмірність вектора ознак  $p$  залежить від кількості включених факторів і може охоплювати, зокрема, температурні ряди, часові характеристики та календарні ознаки (у тому числі індикатори сезонності й режиму дня).

На основі набору даних  $D$  формується множина бутстреп-вибірок для побудови кожного дерева в ансамблі:

$$D_b = \{(X_{b,1}, Y_{b,1}), (X_{b,2}, Y_{b,2}), \dots, (X_{b,N}, Y_{b,N})\}, \quad (2)$$

де  $b$  – індекс дерева. Випадкові вибірки з поверненням утворюються випадковим вибором записів із  $D$  з поверненням. Це дає змогу варіювати навчальні дані, роблячи кожне дерево унікальним. Під час цього процесу частина записів може повторюватися, а інші можуть бути відсутніми у конкретній вибірці  $D_b$ .

Після формування випадкових вибірок будується дерево рішень. На кожному етапі розщеплення вузла використовується випадковий підбір підмножини ознак розміром  $m$ , де  $m < p$ . Якщо множина ознак включає годину доби  $h_t$ , температуру  $T_t$ , індикатор вихідного дня  $I_t^{weekend}$  та індикатор робочої години  $I_t^{workhour}$ , то на кроці розщеплення вузла може бути випадково відібрано лише підмножину, наприклад  $\{T_t, h_t\}$ . Таким чином, на кожному вузлі випадково відбирається підмножина ознак розміру  $m$ ; вибір ознаки та порогу здійснюється за критерієм мінімізації функції втрат.

Алгоритм Random Forest формує ансамбль дерев рішень, прогнози яких агрегуються з метою підвищення точності короткострокового погодинного прогнозування споживання електроенергії портфелем постачальника. У контексті даного дослідження кожне дерево навчається на окремій бутстреп-вибірці історичних спостережень та використовує

випадкові підмножини ознак у вузлах, що забезпечує різноманітність побудованих моделей. Узагальнений прогноз ансамблю отримується шляхом агрегування (усереднення) прогнозів окремих дерев, що дає змогу знизити дисперсію оцінки та підвищити здатність моделі до узагальнення на нових даних. На рис. 10 – схема роботи алгоритму Random Forest для задачі регресії.

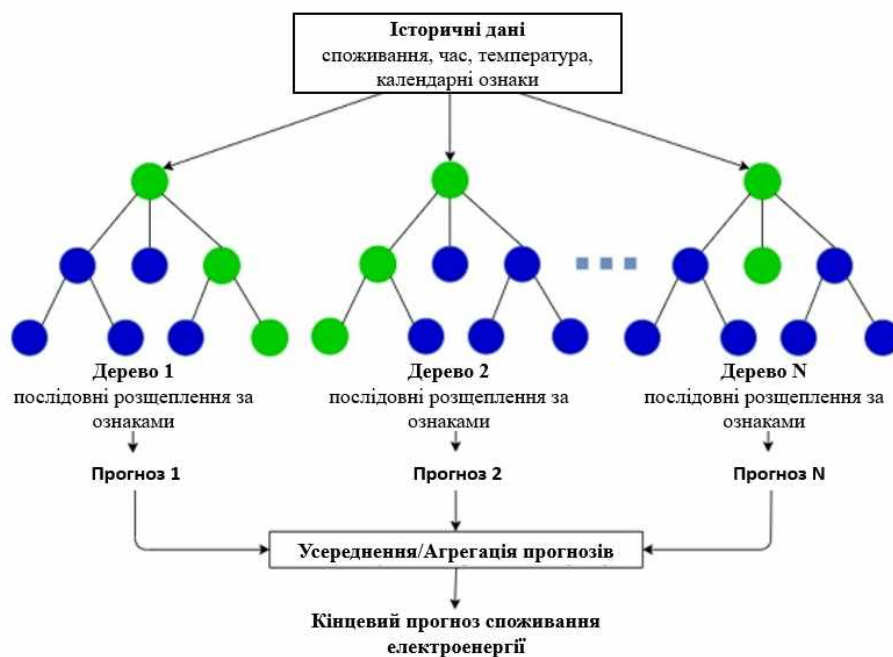


Рис. 10 –Алгоритм Random Forest: навчання на бутстреп-вибірках та агрегування прогнозів дерев для отримання узагальненого результату.

Для кожної обраної ознаки  $j$  (година доби чи температура), шукається поріг  $s$ , який поділить підмножину даних вузла на дві частини:

$D_{left}\{i \mid X_{ij} \leq s\}$  – записи, для яких значення ознаки  $j$  менше або дорівнює порогу  $s$  (наприклад, години доби  $\leq 12$ , що може відповідати ранковому споживанню);

$D_{right}\{i \mid X_{ij} > s\}$  – записи, що залишаються справа (наприклад, години доби  $> 12$ , що відповідає денному чи вечірньому споживанню).

Якість розщеплення оцінюється функцією втрат  $L(j, s)$ , яка для задачі регресії використовується у формі мінімізації середньоквадратичної помилки:

$$L(j, s) = \sum_{i \in D_{left}} (Y_i - \bar{Y}_{left})^2 + \sum_{i \in D_{right}} (Y_i - \bar{Y}_{right})^2 \quad (3)$$

де:  $\bar{Y}_{left}, \bar{Y}_{right}$  – середні значення споживання у лівому та правому підмножинах відповідно.

Таким чином, вибір ознаки  $j$  (наприклад, температури) та порогу  $s$  (наприклад,  $s = 15^\circ\text{C}$ ) відбувається з метою мінімізувати  $L(j, s)$ . Наприклад, якщо при пороговому значенні  $15^\circ\text{C}$  стає помітною різниця у споживанні, коли нижчі температури пов'язані з підвищеним використанням електрообігрівачів, то таке розщеплення дозволяє дереву краще пояснити варіацію споживання.

Рекурсивно повторюючи цей процес, дерево розгалужується, доки не буде досягнуто умов зупинки (максимальна глибина, мінімальна кількість записів у вузлі). У кінцевому підсумку кожне дерево формує власну модель залежності споживання від ознак.

Коли всі дерева побудовані, для нового зразка  $X$  (заданої майбутньої години, дати, температури та календарних ознак) кожне дерево повертає свій прогноз  $T_b(X)$ . Остаточне передбачення обчислюється шляхом усереднення:

$$\hat{Y} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(X) \quad (4)$$

де  $\hat{Y}$  – прогнозоване споживання електроенергії у цю годину. Використання ансамблю дерев допомагає знизити вплив шуму в даних та аномальних спостережень.

Для оцінки впливу ознак на формування результату використовується функція важливості ознак  $VI(j)$ :

$$VI(j) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \sum_{t \in T_b} \delta_j(t) \Delta L_t \quad (5)$$

де:  $\delta_j(t) = 1$ , якщо в вузлі  $t$  використовується ознака  $j$ , і 0 в іншому випадку, а  $\Delta L_t$  – зменшення помилки під час розщеплення у вузлі  $t$ . Якщо аналіз показує, що ознака hour (година доби) найчастіше дає значні зменшення помилки, це свідчитиме про високу важливість добових коливань при прогнозуванні.

### Метрики оцінки моделі

Для оцінки якості запропонованої моделі у задачі короткострокового прогнозування споживання електроенергії використовуються статистичні метрики, які характеризують точність відтворення фактичних значень споживання (кВт·год). Кожна метрика вимірює, наскільки передбачене моделлю споживання відхиляється від спостережуваного.

Середньоквадратична помилка (Mean Squared Error, MSE):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (6)$$

де  $N$  – кількість зразків у тестовому наборі;  $Y_i$  – фактично виміряне споживання електроенергії у годину  $i$ ;  $\hat{Y}_i$  – передбачене споживання електроенергії на ту саму годину.

MSE характеризує середню величину квадрату різниці між фактичним та прогнозованим значеннями споживання. Чим менше MSE, тим точніше модель наближується до реальних показників.

Корінь середньоквадратичної помилки (Root Mean Squared Error, RMSE):

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (7)$$

RMSE є коренем із середньоквадратичної помилки. Ця метрика має ту саму розмірність, що й вихідна величина (кВт·год), що полегшує інтерпретацію величини помилки в термінах реального споживання.

Середня абсолютна помилка (Mean Absolute Error, MAE):

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_i - \hat{Y}_i| \quad (8)$$

MAE вимірює середню абсолютну різницю між фактичним і прогнозованим споживанням. Наприклад, якщо  $MAE = \alpha$  (кВт·год), це означає, що в середньому модель відхиляється від фактичного значення на  $\alpha$  кВт·год у кожен прогнозований годину.

Зазначені метрики дають змогу кількісно оцінити помилку прогнозування та коректно порівнювати різні конфігурації моделей або набори ознак. Низькі значення MSE, RMSE та MAE свідчать про високу точність прогнозів, що є критично важливим для подальших задач планування закупівель електричної енергії, формування торгової позиції постачальника та мінімізації фінансових ризиків, пов'язаних із небалансами.

Водночас, у воєнних умовах функціонування об'єднаної енергосистеми України на часові ряди споживання накладається вплив масованих атак на енергетичну інфраструктуру, аварійних та стабілізаційних відключень, які спричиняють різкі структурні зміни в профілях навантаження. Ці фактори не можуть бути повною мірою описані лише календарними та метеорологічними змінними. Тому подальший розвиток прогнозовної моделі потребує введення спеціальних показників, що агреговано відображають режими вимушеного відключення споживачів. У наступному підрозділі розглядається підхід до формалізації такого показника у вигляді LS-фактора та інтеграції його до вектора ознак прогнозовної моделі.

### **3.2 Застосування LS-фактору для підвищення адекватності прогнозу погодинних обсягів споживання електроенергії в умовах аварійних відключень споживачів в наслідок ураження електроенергетичної системи**



Згідно з аналітичними матеріалами DIXI Group, у період з лютого 2022 року по грудень 2024 року українська енергосистема зазнала 13 масованих атак [22], які відрізнялися за характером та масштабом впливу. Частина цих атак призводила до пошкоджень або руйнувань об'єктів енергетичної інфраструктури [23] та, як наслідок, до вимушених тривалих відключень споживачів. Залежно від типу уражень, їх інтенсивності та стану мережі після події суттєво варіюється тривалість стабілізаційних обмежень, необхідних для відновлення надійної роботи енергосистеми. Сукупна тривалість періодів обмеження електропостачання, за наведеними оцінками, перевищує 1951 годину [90].

У роботі [91] запропоновано концепцію «жорсткої стійкості» електроенергетики в умовах терористичних та мілітарних загроз, що ґрунтується на ідеї структурної мінливості енергосистеми. Структурна мінливість розглядається як здатність формувати змінну кількість підсистем та електричних зв'язків між ними таким чином, щоб оператор мав змогу керувати топологією системи та підтримувати електропостачання критичних категорій споживачів навіть за умов цілеспрямованих руйнувань. У межах цього підходу воєнні загрози інтерпретуються не як поодинокі аварійні події, а як тривалий режим функціонування, що поєднує масштабні пошкодження мережевої інфраструктури, зміну просторової структури попиту за регіонами та секторами, а також необхідність гнучкого перерозподілу генерації між регіональними енергосистемами

Тривалі обмеження доступу до електроенергії в окремих регіонах, повторювані хвилі відключень і відновлення живлення зумовлюють істотні деформації погодинних графіків навантаження. Якщо у довоєнний період добові та тижневі профілі споживання населенням і промисловістю характеризувалися відносно стабільною сезонністю та відтворюваними патернами за групами споживачів, то в умовах повномасштабної війни на

ці профілі накладаються різкі зниження споживання та нерівномірні періоди відновлення. У результаті змінюється не лише загальний рівень попиту, але й форма кривої навантаження, причому характер змін визначається географією та масштабами ураження мереж, доступністю генерації, а також застосуванням графіків примусового розвантаження.

Оскільки електрична енергія для забезпечення потреб споживачів закуповується постачальником наперед з погодинною деталізацією на горизонті розрахункового місяця, раптове розвантаження та подальші планові обмеження споживання в період відновлення енергосистеми можуть спричиняти суттєві фінансові втрати. Зокрема, надлишково закуплені обсяги, які не були спожиті, вимушено реалізуються через механізми балансування за ціновими умовами, що є менш вигідними для постачальника. За цих обставин постачальник потребує інструментів прогнозування погодинних обсягів споживання, які, поряд із традиційними календарно-часовими та метеорологічними факторами, мають враховувати вплив вимушених відключень, зумовлених ураженням енергосистеми внаслідок ракетно-дронових атак. Саме це обґрунтовує необхідність введення додаткового екзогенного фактора (LS-фактора), який кількісно описує режим обмежень електропостачання та підвищує адекватність прогнозу в кризові періоди.

Таким чином, результати сучасних досліджень засвідчують, що методи машинного навчання забезпечують високу адекватність короткострокового прогнозування електроспоживання завдяки здатності враховувати складні нелінійні взаємозв'язки між навантаженням, метеорологічними та календарними чинниками. Серед таких методів алгоритм Random Forest посідає одне з провідних місць, оскільки демонструє стабільну ефективність у різних схемах моделювання, забезпечує внутрішню оцінку важливості ознак, є стійким до шуму даних і поодиноких пропусків, а також не потребує надмірних обчислювальних

ресурсів. Сукупність зазначених властивостей обґрунтовує доцільність застосування алгоритму Random Forest у сучасних системах короткострокового прогнозування обсягів споживання електроенергії.

У межах традиційних моделей STLF екстремальні події, пов'язані з руйнуванням енергетичної інфраструктури та вимушеним відключенням навантаження, здебільшого трактуються як аномалії або шум і нерідко вилучаються на етапі попередньої обробки даних. Такий підхід може бути прийнятним у стабільних умовах, однак за тривалого воєнного періоду він призводить до систематичного викривлення прогнозу саме в ті часові інтервали, коли похибка є найбільш критичною для прийняття управлінських і ринкових рішень. Масовані удари по об'єктах генерації та мережевій інфраструктурі формують джерело структурних зламів у часових рядах споживання, які не узгоджуються з типовими сезонними шаблонами та стандартними календарно-часовими закономірностями. Відтак ігнорування таких подій у прогнозній моделі фактично означає введення неконтрольованого структурного зсуву, що знижує адекватність прогнозу в кризові періоди та обґрунтовує необхідність явного врахування режимів вимушених обмежень електропостачання через додатковий екзогенний фактор (LS-фактор).

Існуючі методологічні підходи до прогнозування обсягів споживання електроенергії враховують різні групи факторів впливу, склад яких визначається постановкою задачі та доступністю даних. Застосування таких підходів в Україні в умовах воєнного часу потребує явного врахування додаткового чинника — вимушеного розвантаження споживачів за графіками обмеження електроспоживання, що запроваджуються у відповідь на пошкодження енергетичної інфраструктури внаслідок ракетно-дронових атак.

Застосування load-shedding-фактору. У періоди повномасштабної війни спостерігаються періоди значного зменшення обсягів споживання

електроенергії, спричинені вимушеними розвантаженнями споживачів (рис. 11). Щоб урахувати такі екстремальні явища, вхідний простір ознак алгоритму Random Forest доповнено load-shedding-фактором (LS-фактор) – тривимірним дескриптором, який кількісно характеризується оперативним станом мережі (факт розвантаження споживачів, кількість знеструмлених фаз та частку споживачів, що залишились без електропостачання). Врахування цього фактору дає змогу адаптувати прогноз до нестабільних режимів роботи енергосистеми та зменшити похибку в кризові дні.

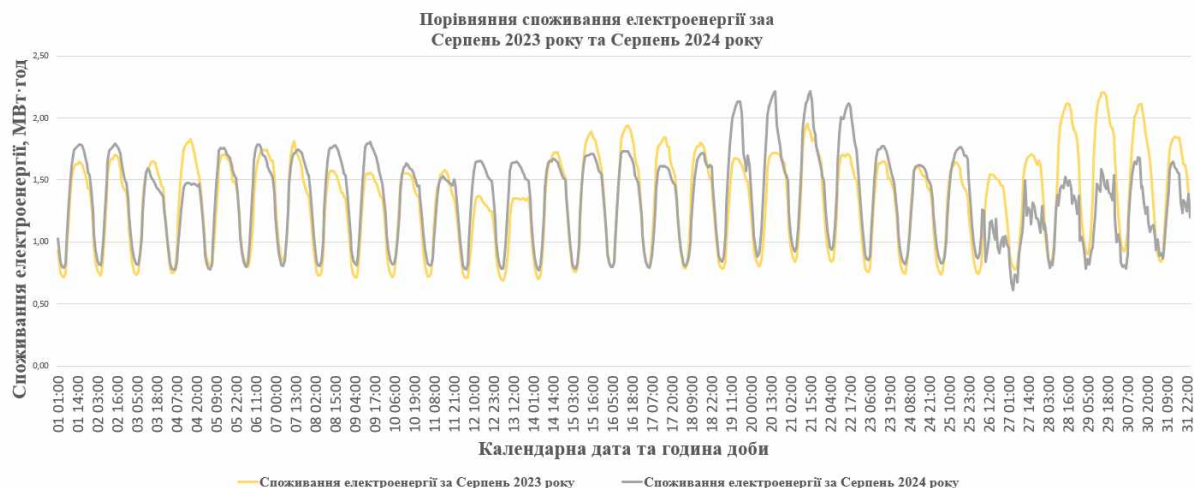


Рис. 11. Відхилення фактичного споживання електроенергії у серпні 2023 та 2024 року

Доступ до детальної інформації про генерацію та конкретні об'єкти уражень у воєнний час є обмеженим, проте агреговані показники (дата, характер і географія масованих обстрілів) публікуються у відкритому доступі [22], що дало змогу узгодити їх із погодинними даними щодо обсягів споживання електроенергії. Формування load-shedding-фактора здійснено на основі щоденних оперативних даних, які оприлюднюються на офіційних ресурсах EnergyMap [22], DTEK [92], НЕК «Укренерго» [93], а також в аналітичних бюлетенях DIXI Group [24]. Такий підхід забезпечує можливість відобразити вплив екстремальних подій на динаміку

погодинного навантаження через введення додаткового кількісного індикатора режиму обмежень електропостачання.

Визначення load-shedding-фактору  $LS(t)$  має вигляд тривимірного вектору

$$LS(t) = [l_1(t), l_2(t), l_3(t)], \quad (9)$$

- $l_1(t)$  – бінарний індикатор факту повного відключення електропостачання у годину  $t$ ;
- $l_2(t)$  – порядковий рівень (0–4) оголошеної черги планових чи аварійних обмежень;
- $l_3(t)$  – кількість населених пунктів без електроживлення.

Фактор не згортається у скаляр: кожна компонента надходить у алгоритм Random Forest як самостійна ознака. Така подача даних зберігає повноту інформації (від факту настання події до її просторового масштабу), не потребує суб'єктивного нормування та легко розширюється додатковими характеристиками, наприклад тривалістю відключення або оцінкою недовідпущеної потужності.

Узгоджене тривимірне кодування дозволило об'єднати три різнорівневі характеристики (дихотомічну, рангову та масштабну), які раніше часто розглядалися розрізнено. Більше того, оскільки Random Forest оцінює вагу кожної ознаки автоматично, це дає змогу уникнути ручного підбору коефіцієнтів та підвищити відтворюваність результатів прогнозування. Порівняльні експерименти засвідчили, що введення вектору  $[l_1(t), l_2(t), l_3(t)]$  зменшує середню абсолютну похибку прогнозу в кризові дні на 15–25 % відносно конфігурацій, у яких проблемні часові ряди були відсутні. Отже, багатовимірний LS-фактор забезпечує суттєве підвищення адаптивності прогновної моделі до умов, характерних для екстремальних режимів роботи енергосистеми.

Введемо одновимірні часові ряди, що надходять із SCADA-телеметрії або реєстру аварійних відключень ОСП, з кроком дискретизації  $\Delta t$ , згідно з описом, наведеним у таблиці 4.

Таблиця 4. Опис компонентів вектора load-shedding-фактора

Позначення	Позначення в первинних даних	Діапазон	Семантика
$l_1(t)$	load-shedding	$\{0,1\}$	індикатор повної втрати напруги у мережі споживача
$l_2(t)$	phases	$\{0,1,2,3,4\}$	кількість знеструмлених фаз (ordinal)
$l_3(t)$	deenergized	$N_0$	кількість споживачів, що одночасно залишилися без електроживлення

Наведені ряди об'єднуємо у вектор-спостереження:

$$LS(t) = [l_1(t), l_2(t), \tilde{l}_3(t)]^T \in R^3, t \in \{1, \dots, T\}. \quad (10)$$

Оскільки  $l_3(t)$  може набувати значень на кілька порядків вищих за інші компоненти, застосовуємо лінійну нормалізацію:

$$\tilde{l}_3(t)_t = \frac{l_3(t)}{\max_{1 \leq s \leq T} l_3(s)}. \quad (11)$$

Якщо немає відключень, то  $\tilde{l}_3(t) = 0$ . (відповідно, для моментів часу без обмежень LS-фактор відображає відсутність події). Для порядкової (ordinal) величини  $l_2(t)$  достатньо порядкового кодування, оскільки Random Forest коректно працює з ordinal-шкалами; це дозволяє зберегти компактну розмірність простору ознак без штучного збільшення кількості змінних.

Нехай  $X(t)$  – базовий вектор ознак (рік, місяць, день, година, температура тощо):

$$X(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_p(t)]^T. \quad (12)$$

Тоді доповнений вектор, що надходить на вхід моделі, має наступний вигляд:

$$X(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_p(t), l_1(t), l_2(t), \tilde{l}_3(t)]^T. \quad (13)$$

Зазначимо, що базові співвідношення алгоритму Random Forest (вирази (1)–(5) розділу 3) не потребують модифікацій: кожна з трьох компонент вектора  $LS(t)$  потрапляє до множини кандидатних ознак при побудові вузлів дерева, а їхній вплив кількісно вимірюється через стандартний показник важливості ознак. Введення LS-фактора у вигляді  $LS(t)$  забезпечує підвищення адекватності прогнозової моделі до реального стану енергосистеми в періоди вимушених обмежень та дає змогу своєчасно коригувати торгову позицію постачальника з урахуванням очікуваних змін у структурі погодинного споживання.

За наявності інформації, що характеризує режими аварійних відключень споживачів у відповідні години, постачальник отримує можливість врахувати load-shedding-фактор у прогнозній моделі, що істотно підвищує її адекватність до фактичного стану енергосистеми в кризові періоди. Це, у свою чергу, дозволяє більш точно прогнозувати очікувані зміни у структурі погодинного споживання електроенергії та своєчасно коригувати торгову позицію, зменшуючи обсяги надлишково закупленої електричної енергії та пов'язані з цим фінансові втрати постачальника. Зокрема, завдяки підвищенню точності прогнозу з'являється можливість зменшити обсяг відхилень між фактичним і плановим споживанням та оптимізувати результати реалізації/балансування в короткострокових сегментах ринку порівняно з варіантом, коли відхилення покриваються переважно через небаланси.

Економічний ефект від коригування торгової позиції постачальника згідно прогнозової моделі з LS-фактором розраховується за формулою:

$$E = \sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)(C_{РДН} - C_{НБП} + C_{НБН}) \quad (14)$$

де  $y_t$  - фактичний попит у годину  $t$ ;  $\hat{y}_t$  - прогнозований попит у годину;  $C_{РДН}$  – ціна РДН;  $C_{НБП}$  – ціна позитивного небаланса;  $C_{НБН}$  - ціна негативного небаланса.

Слід відзначити, що введення LS-фактора дозволяє формалізувати вплив масованих атак на енергетичну інфраструктуру, аварійних та стабілізаційних відключень споживачів у вигляді окремого багатовимірного показника стану системи. Інтеграція цього показника до вектора ознак прогнозної моделі підвищує її чутливість до екстремальних режимів роботи об'єднаної енергосистеми та забезпечує більш адекватне відтворення погодинних профілів споживання у періоди значних збурень. У результаті формується скоригований прогноз навантаження, який одночасно враховує регулярні (календарні, метеорологічні) та надзвичайні (воєнні, аварійні) фактори.

Скоригований із використанням LS-фактора прогноз є ключовим вхідним параметром для задачі оптимізації портфеля закупівель електроенергії на різних сегментах ринку. Саме від його точності та робастності залежить здатність постачальника мінімізувати витрати на закупівлю, обмежити обсяги небалансів та підвищити стійкість фінансових результатів в умовах високої невизначеності. У наступному підрозділі розроблений прогнозний модуль із урахуванням LS-фактора використовується як основа математичної моделі лінійної оптимізації ринкової поведінки постачальника, що забезпечує перехід від оцінки майбутнього споживання до безпосереднього формування оптимального портфеля закупівель



### 3.3 Оптимізаційна модель здійснення закупівлі постачальником

Розробку математичної моделі оптимізації портфеля закупівлі електричної енергії здійснено відповідно до нормативних вимог, що регламентують діяльність постачальника на ринку електричної енергії України. З огляду на ринкову структуру, компанія-постачальник формує закупівельний портфель шляхом купівлі-продажу електричної енергії на основних сегментах оптового ринку: ринку двосторонніх договорів (РДД), ринку «на добу наперед» (РДН), внутрішньодобовому ринку (ВДР) та балансуєчому ринку (БР) [12]. Ключовою вимогою функціонування постачальника є забезпечення постачання фактичного обсягу споживання електричної енергії його клієнтами, тобто виконання балансової умови:

$$V_{\text{купівля-продаж}} = V_{\text{постачання}} = V_{\text{споживання}} \quad (15)$$

Відповідно до правил ринку, часовим періодом, щодо якого визначаються ціна та обсяги купівлі-продажу електричної є година. Отже, балансова рівність (15) має виконуватися для кожної години  $t$  місяця постачання тривалістю  $T$  годин.

Лібералізація енергетичних ринків спрямована на підвищення ефективності діяльності учасників та зниження цін на енергетичні ресурси завдяки конкуренції. З переходом України до нової ринкової моделі учасники ринку отримали ширший набір інструментів та більш гнучкі механізми організації діяльності порівняно з моделлю «єдиного покупця», що в цілому підвищує конкурентоспроможність учасників [19]. Водночас множинність доступних ринкових інструментів зумовлює зростання складності прийняття рішень, а підвищення рентабельності постачальників у таких умовах потребує застосування інструментів математичного моделювання для формування оптимального портфеля закупівель.

На роздрібному ринку, за результатами тендерних процедур або безпосередніх переговорів, постачальник укладає зі споживачами договори

на постачання електричної енергії, які фіксують ключові комерційні параметри — узгоджений місячний обсяг електроспоживання та тариф, за яким здійснюється постачання [18]. Оскільки постачальник одночасно обслуговує множину споживачів, на основі їхніх індивідуальних графіків формується зведений погодинний попит за всім портфелем договорів. Погодинні графіки споживання характеризуються нерівномірністю та високою невизначеністю протягом різних годин розрахункового місяця.

Відхилення фактичного графіку споживання портфеля споживачів постачальника від законтракованих (планових) обсягів формує небаланси: різниця між купленими та фактично спожитими обсягами врегульовується через механізми балансуючого ринку за відповідними цінами, які можуть істотно відрізнятися від цін інших сегментів і, як наслідок, призводити до фінансових втрат постачальника [19]. Тому постачальник заздалегідь формує закупівельний портфель з погодинною деталізацією для кожного розрахункового періоду, що обґрунтовує необхідність поєднання задачі прогнозування погодинного попиту з оптимізацією закупівельної стратегії.

Одним із ключових сегментів оптового ринку є ринок двосторонніх договорів (РДД), де учасники самостійно обирають контрагентів, узгоджують умови постачання та фіксують обсяги, строки і ціни поставки [14]. РДД є форвардним сегментом, у межах якого найчастіше укладаються середньо- та довгострокові угоди між виробниками і постачальниками. Значна частка електричної енергії, що постачається кінцевим споживачам, закуповується саме на РДД; при цьому на біржових майданчиках формуються стандартизовані продукти з визначеними параметрами поставки та ціни [14]. Застосування РДД дає змогу частково знизити вплив цінової волатильності спотових сегментів, однак різноманітність доступних продуктів (зокрема, базових та індивідуальних графіків навантаження) ускладнює підбір комбінації, що найкраще відповідає реальному профілю попиту.

З огляду на необхідність узгодження закупівельної стратегії з прогнозованим попитом і ринковими обмеженнями, розроблено оптимізаційну модель стратегічної поведінки постачальника, у якій прибуток визначається як різниця між очікуваним доходом від реалізації електричної енергії та сумарними витратами на її закупівлю на різних сегментах ринку [25]. Постачальник може закуповувати електроенергію у виробників за двосторонніми договорами та/або на спотових сегментах в обсягах, достатніх для виконання зобов'язань перед кінцевими споживачами та формування торгової позиції.

Конкуренція між постачальниками на роздрібному ринку значною мірою визначається їхньою здатністю забезпечити споживачам передбачувану та економічно обґрунтовану ціну постачання. Використання РДД дає можливість закуповувати електроенергію за фіксованими цінами на визначений період, що знижує вплив волатильності спотових сегментів ринку та забезпечує стабільність закупівельної складової тарифу. Водночас, хоча фіксація ціни зменшує ціновий ризик, залишається кількісний ризик, пов'язаний з тим, що фактичний погодинний профіль попиту портфеля споживачів може відрізнятися від погодинних графіків, закладених у продуктах РДД.

Найбільш поширеними формами пропозицій на РДД є продукти з графіком базового навантаження (base load) та індивідуального (профільного) навантаження, що істотно ускладнює вибір оптимальної комбінації для покриття реального профілю споживання. За цих умов постачальник змушений здійснювати відбір і комбінування доступних продуктів таким чином, щоб, з одного боку, максимально наблизити сукупний закупівельний графік до очікуваного погодинного попиту, а з іншого — мінімізувати сукупні витрати та пов'язані з небалансами фінансові ризики.

Для формалізації цього завдання запропоновано застосування математичної моделі ринкової поведінки постачальника, у якій прибуток визначається як різниця між очікуваним доходом від реалізації електричної енергії та сумарними витратами на її закупівлю на різних сегментах ринку [25]. Постачальник може закуповувати електроенергію як у виробників за двосторонніми договорами, так і на спотових сегментах (РДН/ВДР) в обсягах, що забезпечують виконання зобов'язань перед кінцевими споживачами та формування торгової позиції. Таким чином, задача вибору портфеля закупівель природно формулюється як оптимізаційна задача з погодинною деталізацією, у якій змінними рішення виступають обсяги купівлі/продажу на відповідних сегментах, а обмеження відображають балансові вимоги, параметри доступних продуктів РДД та регуляторні/ринкові ліміти.

Очікуваний прибуток від діяльності постачальника на оптовому ринку електричної енергії визначається як різниця між сумарною вартістю реалізації електричної енергії (кінцевим споживачам та на спотовому сегменті) і сумарною вартістю закупівлі електричної енергії (на оптовому та спотовому сегментах). Відповідно, очікуваний прибуток може бути представлений у вигляді:

$$W = \sum_{\forall t \in T} \left( \sum_{\forall c \in C} P_{c,t} V_{c,t} + P_t^s S_t - \sum_{\forall g \in G} P_{g,t} V_{g,t} - P_t^b B_t \right), \quad (16)$$

де:  $W$  – очікуваний прибуток від обсягів  $V_{c,t}$  продажу електроенергії для всієї множини споживачів  $C$  за цінами  $P_{c,t}$ , обсягів  $S_t$  продажу електроенергії на РДН за цінами  $P_t^s$ , обсягів  $V_{g,t}$  купівлі електроенергії на РДД за цінами  $P_{g,t}$  та обсягів  $B_t$  купівлі електроенергії на РДН за цінами

$P_t^b$ . При цьому прибуток визначається для всіх інтервалів часу  $t \in T$  прогнозного періоду  $T$ .

Оскільки постачальник відповідно до вимог законодавства є стороною, відповідальною за балансування, необхідною умовою ефективної діяльності постачальника залишається забезпечення нульового балансу між сумарними обсягами купівлі та продажу електричної енергії, тобто:

$$\sum_{\forall g \in G} V_{g,t} + B_t - \sum_{\forall c \in C} V_{c,t} - S_t = 0, \quad \forall t \in T \quad (17)$$

що, відповідно, формує умову достатності обсягів  $V_{g,t}$  та  $B_t$  купівлі електроенергії на РДД ( $\forall g \in G$ ) та РДН для забезпечення виконання компанією-постачальником договірних зобов'язань перед споживачами в обсягах постачання  $V_{c,t}$  ( $\forall c \in C$ ), тобто

$$\sum_{\forall g \in G} V_{g,t} + B_t \geq \sum_{\forall c \in C} V_{c,t}, \quad \forall t \in T \quad (18)$$

Купівля електричної енергії у генеруючої компанії  $\forall g \in G$  можлива відповідно до запропонованого продавцем часового графіка продажу електричної енергії  $\{h_{g,t}, \forall g \in G, \forall t \in T\}$  з фіксованим обсягом  $H_g$ , що не перевищує максимальну пропозицію  $H_g^{\max}$ . Отже, обсяги купівлі електричної енергії визначаються як:

$$V_{g,t} = H_g h_{g,t}, \quad \forall g \in G, \quad \forall t \in T \quad (19)$$

та обмеження зверху величин фіксованого обсягу  $H_g$

$$H_g \leq H_g^{\max}, \quad \forall g \in G \quad (20)$$

З метою уникнення потенційних ризиків, пов'язаних із порушенням постачальником обмежень щодо маніпулювання ринком, ліміт обсягу продажу електричної енергії на РДН встановлюється на рівні 10% від

загального обсягу закупівлі електричної енергії на РДД, тобто для всіх  $\forall g \in G^{\text{РДД}}$ ,

$$S_t \leq 0.1 \sum_{\forall g \in G} V_{g,t}, \quad \forall t \in T \quad (21)$$

Стратегія ринкової поведінки компанії-постачальника електричної енергії полягає у максимізації місячного прибутку, тобто у знаходженні оптимальних значень обсягів закупівлі електричної енергії на РДД та обсягів купівлі-продажу електричної енергії на РДН з метою максимізації виразу (16) за умови виконання балансової умови (17) та системи обмежень (18)–(21). У формалізованому вигляді така стратегія представляється цільовою функцією:

$$W \xrightarrow{\{H_g, \forall g \in G\}, \{B_t, S_t, \forall t \in T\}} \max \quad (22)$$

Зазначимо, що цільова функція (22), доповнена функціональним виразом (16) та обмеженнями (17)–(21), формує задачу лінійного програмування.

Загальний процес прийняття рішень у межах запропонованого підходу складається з взаємопов'язаних етапів: прогнозування погодинних обсягів споживання в межах портфеля постачання та оптимізація закупівельної стратегії на різних сегментах оптового ринку.

### 3.4 Висновки до розділу

У розділі сформовано цілісну методологію оптимізації діяльності компанії-постачальника електричної енергії на ринку в умовах високої невизначеності та структурних збурень, зумовлених повномасштабною війною в Україні. Запропонований підхід базується на послідовній інтеграції трьох ключових компонентів: моделі короткострокового погодинного прогнозування споживання, механізму урахування впливу

режимів вимушеного відключення навантаження та оптимізаційної моделі формування портфеля закупівель на основних сегментах оптового ринку.

Першим елементом методології виступає прогнозна підсистема, побудована на основі алгоритму Random Forest. Вона забезпечує короткостроковий погодинний прогноз сукупного навантаження портфеля споживачів постачальника за умов обмеженої доступності даних комерційного обліку. У моделі реалізовано багатовимірний опис стану системи, що включає часові, календарні та метеорологічні ознаки, а також похідні характеристики, які відображають добові та сезонні патерни споживання. Такий підхід дозволяє відтворювати основні закономірності зміни попиту та слугує базою для подальшої оптимізації закупівель.

Другим концептуально важливим компонентом є запровадження LS-фактора як агрегованого показника, що описує вплив воєнних атак на енергетичну інфраструктуру, аварійних і стабілізаційних відключень споживачів на профілі навантаження. LS-фактор формалізує режими вимушеного розвантаження у вигляді багатовимірного вектора, інтегрованого до вектора ознак прогновної моделі. Це дає змогу підвищити чутливість моделі до екстремальних режимів роботи енергосистеми та забезпечити більш адекватне відтворення погодинних графіків споживання у періоди масованих збурень, коли похибка прогнозу є найбільш критичною для фінансових результатів постачальника. У підсумку формується скоригований прогноз навантаження, що одночасно враховує регулярні та надзвичайні фактори.

Третім елементом розробленої методології є оптимізаційна модель ринкової поведінки постачальника, сформульована у вигляді задачі лінійного програмування. На основі прогнозованого погодинного споживання, скоригованого з урахуванням LS-фактора, визначається раціональний розподіл обсягів закупівель між двосторонніми договорами, ринком «на добу наперед», внутрішньодобовим та балансуючим ринками.

У моделі враховано цінові параметри, технічні та регуляторні обмеження, а також механізм відповідальності за небаланси. Така модель системи управління компанією-постачальником дає можливість безпосередньо поєднати результати прогнозування з процесом прийняття рішень щодо портфеля закупівель і мінімізувати сукупні витрати постачальника за заданих умов ринку.

Суттєвим результатом є не лише окремі моделі прогнозування чи оптимізації, а саме їх інтеграція в рамках змішаної системи моделювання Energy AI. Прогнозна підсистема (Random Forest із урахуванням LS-фактора) та модуль лінійної оптимізації функціонують як єдина система підтримки прийняття рішень, яка відображає специфіку українського ринку електроенергії в умовах воєнних дій. Це дозволяє:

- підвищити точність погодинного прогнозу споживання в нормальних та екстремальних режимах;
- трансформувати отриманий прогноз у економічно обґрунтовані рішення щодо структури закупівель;
- зменшити ризики, пов'язані з небалансами та ціновою волатильністю;
- підвищити стійкість фінансових результатів постачальника в умовах високої невизначеності.

Отже, розділ закладає методологічну основу для практичної реалізації інтегрованої системи моделювання Energy AI, яка поєднує сучасні методи машинного навчання та математичного програмування з урахуванням специфічних воєнних ризиків українського енергетичного сектору. Для демонстрації ефективності запропонованої моделі проведено обчислювальний експеримент з моделювання ринкової поведінки компанії-постачальника електричної енергії



## **РОЗДІЛ IV. ОБЧИСЛЮВАЛЬНІ ЕКСПЕРИМЕНТИ З МОДЕЛЮВАННЯ РИНКОВОЇ ПОВЕДІНКИ ПОСТАЧАЛЬНИКА ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ**

### **4.1 Система моделювання Energy AI для підтримки прийняття рішень компанією-постачальником щодо купівлі-продажу електричної енергії.**

Програмний комплекс Energy AI було розроблено для підтримки стратегічних рішень компанії-постачальника електроенергії шляхом інтеграції модулів прогнозування та оптимізації. Комплекс реалізує повний замкнений цикл обробки даних, представлений на рис. 12 – «дані → підготовка → формування ознак → навчання → оцінювання → прогноз», оптимізований для середньо- та короткострокового прогнозування електроспоживання з урахуванням спеціального load-shedding-фактора (LS-фактора). На основі запропонованої методології прогнозування розроблено цей програмний комплекс, який охоплює всі етапи – від визначення ключових факторів впливу до генерації прогнозу та оцінювання його адекватності. У результаті Energy AI забезпечує компанії-постачальнику науково обґрунтований інструмент для аналізу даних споживання та вироблення оптимальних рішень щодо закупівель електроенергії.

Energy AI реалізує набір взаємопов'язаних функцій, які забезпечують повний цикл підтримки стратегічних рішень постачальника.

Таблиця 5 – Основні функції програмного комплексу Energy AI

Функція	Зміст
Короткострокове прогнозування (STLF)	Побудова погодинного прогнозу споживання на основі RandomForestRegressor із автоматичним формуванням ознак.
Урахування екстремальних подій (LS-фактор)	Підтримка ознак blackout, phases, deenergized для моделювання впливу вимушених відключень.
Підбір гіперпараметрів	Оптимізація гіперпараметрів Random Forest методом Optuna або навчання за фіксованими параметрами.
Контроль якості та версіонування	Розрахунок метрик (MSE, MAE, $R^2$ ) і механізм порівняння моделей; збереження лише кращої версії за MSE.
Експорт результатів	Збереження моделі (.pkl), параметрів (.json) і прогнозів (.xlsx); опційне збереження графіків оцінки.
Логування	Запис повідомлень у консоль та файл logs/app.log з ротацією файлів.

Функції, наведені в табл. 5, формують логічно завершений цикл підтримки рішень постачальника: від підготовки даних і навчання моделі до генерації прогнозу та збереження результатів для подальшого використання.

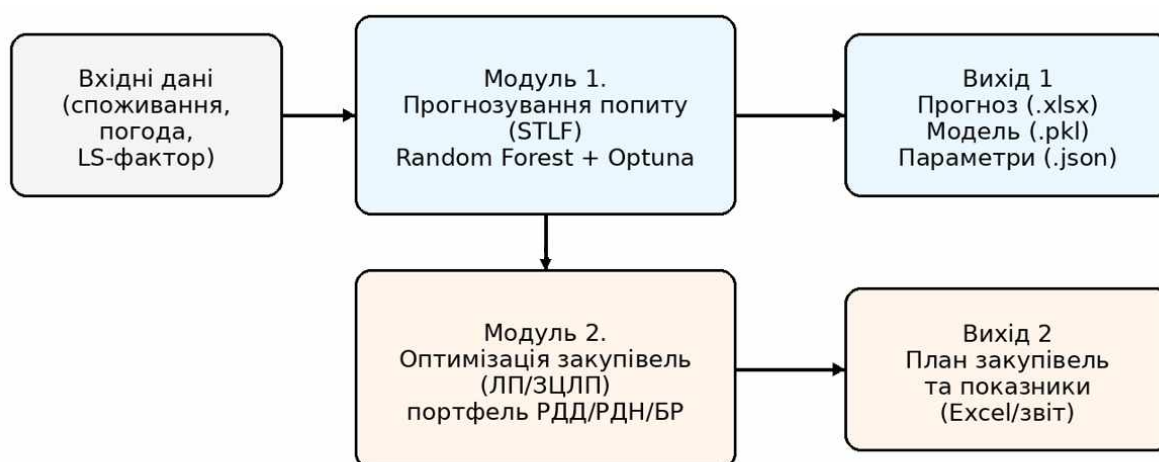


Рис. 12 – Узагальнена архітектура комплексу Energy AI (зв'язок модулів прогнозування та оптимізації)

Як показано на рис. 12, вихідні дані та прогнознi значення з модуля прогнозування передаються до оптимізаційного модуля, де формується план закупівель за ринковими сегментами з урахуванням обмежень і цільової функції, визначених у розділі 3.

Для проведення обчислювальних експериментів, результати яких наведено в цьому розділі, було використано програмний комплекс Energy AI, що реалізує інтегрований контур підтримки рішень компанії-постачальника електричної енергії. У контексті даного дослідження програмна реалізація розглядається не як самостійний об'єкт аналізу, а як інструмент відтворення послідовності обчислювальних процедур, обґрунтованих у розділі 3, а саме: підготовки та валідації даних, формування ознак, навчання прогнозної моделі, генерування погодинного прогнозу попиту та подальшої оптимізації структури закупівель.

Архітектуру комплексу побудовано за модульним принципом. Прогнозний контур забезпечує обробку часових рядів споживання, формування календарних, метеорологічних та спеціальних ознак, у тому числі LS-фактора, автоматизований добір гіперпараметрів Random Forest та оцінювання якості моделі. Оптимізаційний контур використовує отриманий погодинний прогноз як екзогенний вхід до задачі LP/MILP-планування портфеля закупівель. Передавання даних між контурами здійснюється через стандартизовані табличні файли, що забезпечує цілісність обчислювального циклу, відтворюваність експериментів та можливість подальшого аудиту результатів.

Програмний комплекс реалізовано мовою Python, а його практична цінність для даного розділу полягає у забезпеченні відтворюваного експериментального середовища: однакових правил підготовки даних, фіксації параметрів моделі, журналювання ключових етапів обробки та стандартизованого експорту результатів у табличній формі. Саме це дозволяє розглядати Energy AI як інструмент обчислювального

підтвердження працездатності запропонованої в дисертації інтегрованої моделі підтримки рішень постачальника.

Такий підхід підвищує гнучкість та масштабованість системи, спрощує налагодження й розширення функціональності програмного комплексу. Зокрема, передбачено модульність за етапами: завантаження та попередня обробка даних, формування ознак, навчання моделі машинного навчання, оцінювання якості моделі, формування прогнозу та збереження результатів. Дані етапи можуть виконуватися як послідовно в автоматичному режимі, так і окремо — залежно від вибраного режиму роботи комплексу.

Energy AI реалізує послідовний процес короткострокового прогнозування електроспоживання від збору даних до формування результатів. На вхід надходять профілі навантаження з АМІ-лічильників, метеодані, календарні індикатори та LS-фактор подій. Дані очищуються, узгоджуються в єдиній часовій шкалі та доповнюються інформативними ознаками: лагами і ковзними середніми споживання, температурними та календарними перетвореннями, кодуванням LS-фактора. Далі часовий ряд розбивається на навчальну, валідаційну та тестову частини з ретроспективною перевіркою (backtesting), що забезпечує коректну оцінку узагальнювальної здатності моделі.

Гіперпараметри підбираються автоматично за допомогою Optuna (TPE з достроковим зупиненням слабких спроб), після чого навчається ансамблева модель Random Forest. Якість оцінюється за MAE, RMSE та MAPE, додатково аналізуються помилки моделі у часі, щоб виявити систематичні відхилення. Після валідації формується погодинний прогноз на заданий горизонт з простою постобробкою (усунення від'ємних значень), який експортується у forecast.csv та Demand\_DailyWide.xlsx і автоматично передається до модуля LP/MILP-оптимізації портфеля закупівель.

Вхідні ознаки включають календарні індикатори, метеорологічні змінні, лагові конструкції. Результати прогнозування є погодинний прогноз  $\widehat{d}_t$ , який серіалізується у Demand\_DailyWide й автоматично синхронізуються з часовими індексами цінових і потужнісних матриць. Якість контролюється за MAE, MAPE, RMSE,  $R^2$ , із додатковими візуалізаціями. Результатом роботи модуля є погодинний профіль  $d_t$ , синхронізований за часовими індексами з ціновими та потужнісними даними, що забезпечує коректність подальших розрахунків.

Після чого прогнозований профіль безпосередньо передається в LP/MILP-модуль оптимізації. Комунікація між модулями здійснюється через узгоджені аркуші Excel. Обидва етапи працюють на єдиній часовій шкалі та базуються на стандартизованих табличних форматах, що гарантує узгодженість результатів і відсутність часових зсувів.

Оптимізаційний блок приймає прогноз попиту  $\{\widehat{d}_t\}$ , ціни  $\{p_{t,s}\}$ , обмеження  $\{L_{t,s}, U_{t,s}\}$  та метадані Sources:

- **Demand\_DailyWide** – погодинний прогноз попиту  $\{\widehat{d}_t\}_{t \in T}$  з дискретністю 1 година.
- **Prices\_DailyWide** – погодинні цінові ряди  $\{p_{t,s}\}$  для кожного джерела.
- **Capacity\_Min/Max\_DailyWide** – нижні та верхні межі потужності  $\{L_{t,s}, U_{t,s}\}$  для кожного джерела  $s$ .
- **Sources** – метадані ринкових продуктів: тип сегмента (РДД, РДН, ВДР), категорія (BASE, PEAK, INDIVIDUAL), маски активності та мінімальний крок дискретності.

Оптимізаційна задача формулюється як мінімізація очікуваної вартості закупівель з урахуванням купівлі/продажу на РДН та закупівель із BASE/PEAK/INDIVIDUAL-продуктів. Потужнісні межі, часові маски та кроки дискретності враховуються у вигляді стандартних лінійних

обмежень. Рівномірні продукти задаються єдиною змінною потужності на всіх активних годинах. За потреби активується MILP-режим для відображення цілочисельності.

Після оптимізації обсяги коригуються до ринкових кроків (qty\_step\_mw). У разі LP-режиму проводиться уточнення на підмножині годин для відновлення балансу після округлення. Вихідні результати експортуються у новий Excel-файл, який містить:

- погодинні закупівлі за джерелами (включно з  $\{\widehat{d}_t\}$ ),
- обсяги продажів на РДН,
- використані ціни,
- зведені підсумки за категоріями продуктів.

Послідовність етапів побудови та застосування прогнозової моделі (від завантаження даних до формування вихідного прогнозу) узагальнено на рис. 13

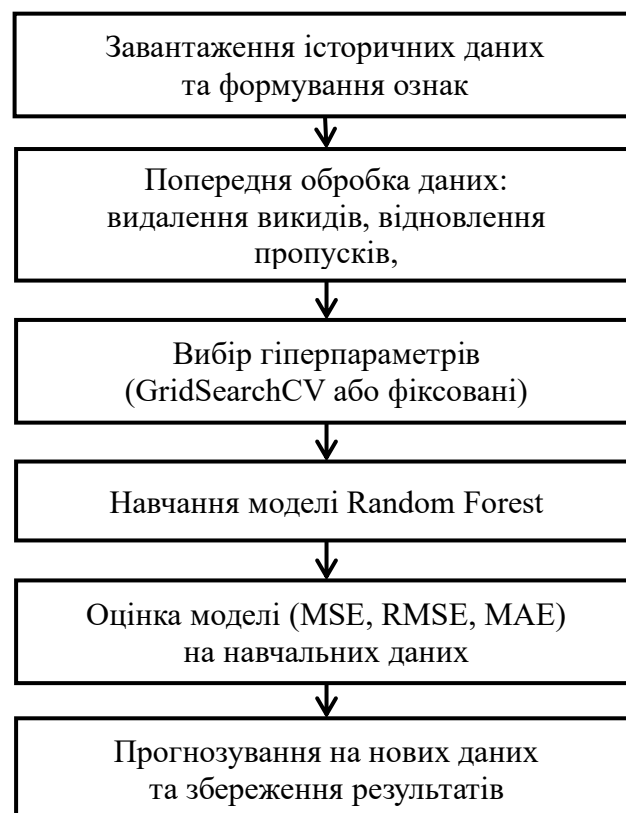


Рис. 13 – Схема послідовності побудови та застосування моделі прогнозування споживання електроенергії

Використані технології. Energy AI реалізовано мовою Python 3.13.2, що гарантує крос-платформність та доступ до широкого спектру наукових бібліотек. Алгоритмічне ядро комплексу сформоване засобами бібліотеки scikit-learn: використано ансамблевий метод Random Forest (клас RandomForestRegressor) для побудови моделі прогнозування, а модуль sklearn.metrics забезпечує обчислення основних статистичних показників точності прогнозу (MSE, MAE,  $R^2$ ). Для реалізації автоматизованого підбору гіперпараметрів моделі застосовано методи байєсівської оптимізації з бібліотеки Optuna – зокрема алгоритм Tree-structured Parzen Estimator (TPE) та механізм дострокового припинення непродуктивних випробувань (pruning). Обробка вхідних табличних даних виконується за допомогою бібліотеки pandas, тоді як масштабування числових ознак – через клас StandardScaler із sklearn.preprocessing (реалізовано в модулі підготовки даних). Для візуалізації результатів (побудови графіків прогнозів та помилок) використано бібліотеку matplotlib (методи оцінювання моделі в модулі навчання). Збереження тренованих моделей та їх параметрів здійснюється шляхом серіалізації (в форматах .pkl для моделей та .json для гіперпараметрів), що реалізовано через модуль util.py. При потребі, для серіалізації моделей може використовуватися і бібліотека Joblib, яка ефективно працює з об'єктами scikit-learn.

Середовище розгортання та виконання. Комплекс призначений для роботи у локальному середовищі виконання Python (наприклад, із використанням віртуального середовища venv або Anaconda) та запускається через інтерфейс командного рядка (CLI). Підтримується робота в основних операційних системах (Windows/Linux), за умови встановлення інтерпретатора Python та залежностей; вхідні дані і результати зберігаються у структурі каталогів проєкту (data/, models/, logs/), що забезпечує відтворюваність експериментів та спрощує інтеграцію з аналітичними інструментами (Excel/BI).

Ключові бібліотеки, що використані в програмній реалізації, та їх функціональне призначення наведено в табл. 6.

Таблиця 6 – Ключові бібліотеки та їх призначення в Energy AI

Бібліотека	Функція у комплексі
pandas	Таблична структура даних (DataFrame), зчитування CSV/XLSX, фільтрація, агрегації, експорт у Excel.
numpy	Векторизовані обчислення, підготовка масивів для навчання/оцінювання, базові статистики.
scikit-learn	RandomForestRegressor, поділ вибірки (train_test_split), метрики (MSE, MAE, $R^2$ ), масштабування (StandardScaler).
optuna	Автоматизований пошук гіперпараметрів моделі (n_trials), збереження найкращих параметрів.
matplotlib	Побудова та збереження графіків оцінки/порівняння прогнозу з фактичними даними (опційно).
holidays	Формування календарних ознак із урахуванням державних свят (країна UA).
logging (RotatingFileHandler)	Структуроване логування та ротація файлів журналу виконання.
pickle/json	Серіалізація моделі (.pkl) та параметрів (.json).
openpyxl	Підкладка для роботи з Excel у pandas (читання/запис .xlsx).

Система складається з кількох взаємодіючих модулів, кожен з яких відповідає за конкретний функціонал. Зокрема, основна точка входу – модуль main.py – координує роботу комплексу, дозволяючи запускати його в різних режимах (навчання, прогнозування, тестування тощо) через функцію run\_mode(). Модуль prepare.py реалізує ETL-конвеєр для підготовки даних: завантажує вхідні датасети, генерує ознаки, виконує нормалізацію числових показників та фільтрацію аномальних значень (ключові методи: load\_dataframe(), remove\_outliers\_percentile() тощо). Модуль features.py містить логіку формування списку ознак, які використовуються моделлю, зокрема функцію get\_feature\_list(). Модуль train.py відповідає за побудову та навчання моделі Random Forest, а також



за автоматизований пошук оптимальних гіперпараметрів (функція `hyperparameter_search()`) і оцінювання моделі на тестових вибірках. Для збереження і завантаження моделей та параметрів призначено допоміжний модуль `util.py` (методи `save_model()`, `load_model()`, `save_params()` тощо). Окремий модуль `logger.py` реалізує централізоване логування: він містить Singleton-клас `Logger`, який використовує стандартний модуль `logging` Python для ведення журналу подій і підтримує ротацію файлу логів. Інтерактивна взаємодія з користувачем здійснюється через модуль `energy.py`, що надає інтерфейс командного рядка (CLI) з зручними кольоровими підказками та опціями запуску; цей модуль використовує бібліотеку `argparse` для розбору аргументів командного рядка і формує довідкові меню для користувача.

Узагальнену характеристику двох ключових модулів комплексу наведено в табл. 7.

Таблиця 7 – Модулі комплексу Energy AI

Модуль	Опис
Модуль 1. Прогнозування попиту (STLF)	Призначення: формування погодинного прогнозу споживання. Реалізація: <code>main.py</code> (керування режимами), <code>prepare.py</code> (підготовка даних), <code>train.py</code> (навчання та оцінювання), <code>util.py</code> (збереження /завантаження). Вихід: файл прогнозу <code>.xlsx</code> та/або збережена модель <code>.pkl</code> .
Модуль 2. Оптимізація закупівель	Призначення: визначення оптимальних обсягів закупівлі/продажу на ринкових сегментах (РДД, РДН, ВДР, БР) з урахуванням балансових та контрактних обмежень. Джерело формалізації: підрозділ 3.3 (лінійна модель максимізації прибутку). Вхід/вихід: прогноз попиту (з модуля 1) та параметри контрактів/ринку → оптимальний план закупівель та розрахунок показників.

Energy AI передбачає гнучкі режими запуску, які задаються параметром `--mode` у командному рядку. Зокрема, режим `train_auto` виконує повний цикл навчання моделі з автоматичною оптимізацією гіперпараметрів, режим `train_manual` – навчання з фіксованими наперед заданими параметрами, режим `predict` – завантаження раніше збереженої моделі та генерацію прогнозу на основі наданих нових даних, режим `test` – оцінку точності моделі на відкладених підмножинах даних, а режим `auto` поєднує навчання, прогнозування та тестування в єдиному запуску. При запуску система створює структуру каталогів для зберігання даних та результатів (якщо вони не існують): наприклад, каталог `data/plots` для графіків оцінки моделі, `logs/` для файлу журналу `app.log`, `models/` для файлів моделі і параметрів тощо. Після виконання прогнозування результати автоматично зберігаються у форматі таблиці Excel (`.xlsx`), що спрощує їх подальший аналіз і презентацію. Навчена модель зберігається у файлі `model.pkl`, а відповідні їй оптимальні гіперпараметри – у файлі `params.json`. Така схема зберігання забезпечує версіонування моделей: при повторному навчанні нового варіанту моделі передбачено автоматичне порівняння її якості із попередньо збереженою моделлю. Спеціальна процедура (функція `compare_and_save_if_better`) виконує оцінювання двох моделей на однаковій вибірці (останні 1000 спостережень з навчального датасету) і зберігає нову модель лише у тому випадку, якщо її середньоквадратична помилка (MSE) є меншою. Такий механізм гарантує, що в сховищі буде збережено лише найкращу з отриманих моделей, що демонструє вищу точність прогнозування на актуальних даних. Користувач має змогу переглядати ключові повідомлення про хід виконання програми та результати (наприклад, значення метрик помилки, важливість ознак, порівняння моделей тощо) у консолі або у файлі логів, що полегшує інтерпретацію роботи комплексу та діагностику можливих проблем.

## **4.2 Прогнозування погодинних обсягів споживання електроенергії в умовах мирного часу та військових дій**

У цьому розділі представлено результати обчислювального експерименту виконаного в межах дисертаційного дослідження для перевірки працездатності та практичної придатності програмного комплексу Energy AI. Експеримент відтворює послідовний контур, обґрунтований у розділі 3: (1) підготовка та валідація вхідних табличних даних, (2) короткострокове прогнозування погодинного попиту (STLF) методом Random Forest, (3) передавання прогнозного профілю до оптимізаційного модуля та формування оптимального плану закупівлі електричної енергії на основі задачі LP/MILP.

Обчислювальний експеримент у прогнозному модулі виконувався як послідовність формалізованих процедур, реалізованих у програмному комплексі Energy AI. На першому етапі здійснювалося завантаження навчального та прогнозного наборів даних у табличному форматі CSV/XLSX, контроль наявності обов'язкових полів, перевірка типів змінних і часової узгодженості спостережень. На другому етапі виконувалася попередня обробка: очищення часових рядів від аномальних значень, часове впорядкування, побудова похідних календарних індикаторів, формування ознаки робочої години та інтеграція LS-компонент, що характеризують вплив аварійних і стабілізаційних відключень. Після цього формувалася матриця ознак та вектор цільової змінної для навчання моделі Random Forest.

На наступному етапі навчання проводився автоматизований добір гіперпараметрів за допомогою бібліотеки Optuna, після чого побудована модель оцінювалася на відкладених вибірках за стандартними метриками регресії. У програмній реалізації передбачено механізм порівняння нової версії моделі з раніше збереженою, що дає змогу фіксувати для подальшого

використання лише кращий варіант прогнозової моделі. Завершальним етапом було генерування погодинного прогнозу на цільовий період із подальшим збереженням результатів у стандартизованому Excel-файлі, який надалі безпосередньо використовувався в оптимізаційному модулі.

В рамках дослідження проведено експеримент з формування плану закупівель електроенергії постачальником на листопад 2024 р. Було виконано прогнозування погодинного графіка споживання 10 000 МВт\*год електричної енергії споживачів, що знаходяться в зоні ліцензованої діяльності одного з операторів системи розподілу (ОСР) в Україні. Прогнозна модель навчалася на історичних погодинних даних споживання за період з січня 2020 р. по жовтень 2024 р. (усього близько 27 000 спостережень).

Експеримент виконано на двох табличних наборах даних: навчальному наборі для побудови прогнозової моделі та прогнозному наборі для формування погодинного прогнозу на цільовий місяць (таблиця 8).

Таблиця 8 – Параметри наборів даних, використаних в експерименті

Набір даних	Початок	Кінець	Кількість годин	Кількість діб
training_data.csv	2021-10-01 00:00	2024-10-31 23:00	27048	1127
predict_data.csv	2024-11-01 00:00	2024-11-30 23:00	720	30

Попередня обробка даних включала очищення часових рядів від аномальних значень шляхом видалення значень за межами 0,1-го та 99,9-го перцентилів. Масштабування числових параметрів виконувалося методом стандартного нормування. Для кожного спостереження сформовано вектор ознак, до складу якого входять календарні характеристики (рік, місяць, день, година, день тижня), індикатори вихідного та суміжних днів (вихідний день, попередній вихідний, наступний вихідний), сезонна

приналежність, бінарна ознака робочої години та температура як основний метеорологічний предиктор (таблиця 9).

Також було до моделі було додано спеціально розроблений load-shedding-фактор (LS-фактор) [14], що характеризує частку недоступного навантаження, тривалість відключень та кількість черг стабілізаційного відключення, до яких було віднесено відповідні групи споживачів, для врахування зменшення обсягів споживання електроенергії, спричинені вимушеними розвантаженнями споживачів через ураження енергосистеми в наслідок бойових дій.

LS-фактор – тривимірний дескриптор, який кількісно характеризується оперативним станом мережі (факт розвантаження споживачів, кількість знеструмлених фаз та частку споживачів, що залишились без електропостачання). Врахування цього фактору дає змогу адаптувати прогноз до нестабільних режимів роботи енергосистеми та зменшити похибку в кризові дні.

Таблиця 9 – Структура полів і призначення ознак у прогнозному модулі

Поле	Тип даних	Призначення	Використання
year	int	Календарна ознака; рік спостереження	X (train/predict)
month	int	Календарна ознака; місяць	X (train/predict)
day	int	Календарна ознака; день місяця	X (train/predict)
hour	int	Ключова часова ознака (година доби)	X (train/predict)
weekday	int	День тижня	X (train/predict)
temp	float	Температура повітря	X (train/predict)
blackout	int (0/1)	LS-компонента: факт відключення	X (за наявності)
phases	int	LS-компонента: рівень/черга обмежень або кількість фаз	X (за наявності)
denergized	int	LS-компонента: масштаб відключень	X (за наявності)
function	float	Фактичне споживання (цільова змінна)	y (тільки train)
is_weekend	int(0/1)	Ознака вихідного/святкового дня	X (похідна)
is_prev_weekend	int(0/1)	Ознака, чи був попередній день вихідним/святковим	X (похідна)
is_next_weekend	int(0/1)	Ознака, чи є наступний день вихідним/святковим	X (похідна)
season	int(1–4)	Пора року (1–зима,...,4–осінь)	X (похідна)
is_workhour	int (0/1)	Ознака робочої години (залежно від правил)	X (похідна)

Підготовка даних виконується відповідно до реалізації, наведеної у Додатку 1, та включає: (1) зчитування CSV/Excel у структуру DataFrame; (2) контроль наявності обов'язкових полів і типів; (3) формування похідних календарних ознак (ознаки вихідних/свят, сезонності, робочої години); (4) впорядкування за часом та формування контрольних вибірок; (5) формування матриці ознак  $X$  та вектора  $y$ .

Таблиця 10 – Послідовність обробки даних та проміжні артефакти STL-експерименту

Крок	Етап	Операції	Проміжний результат
1	Завантаження	CSV/Excel $\rightarrow$ DataFrame; перевірка колонок, типів, діапазонів	Стандартизований набір даних
2	Часова уніфікація	Побудова часової мітки dt; перевірка суцільності годин	Коректна часова шкала
3	Формування ознак	is_weekend, is_prev_weekend, is_next_weekend, season, is_workhour	Розширений набір $X$
4	Розподіл train/test	Часове вікно тесту (30 діб) + навчальна частина	$X_{train}/X_{test}$ , $y_{train}/y_{test}$
5	Навчання та оцінювання	Random Forest; прогноз на тесті; метрики	Оцінка якості моделі
6	Експорт прогнозу	Запис прогнозного профілю у .xlsx для модуля оптимізації	Файл прогнозу Excel

Кожну модель було навчено з використанням 80 % наявних даних, 10 % відведено для валідації та ще 10 % – для тестування. Гіперпараметри оптимізовано за допомогою алгоритму Optuna протягом 2000 ітерацій. Оцінювання якості прогнозу здійснювалося на основі метрик MAPE, MAE та RMSE.

Таблиця 11 – Параметри моделі Random Forest, використані в експерименті

Параметр	Значення	Інтерпретація
n_estimators	100	Кількість дерев у ансамблі
max_depth	18	Максимальна глибина дерев
min_samples_leaf	2	Мінімальна кількість спостережень у листі
random_state	42	Фіксація генератора випадковості
test_window_days	30	Розмір контрольного (тестового) вікна за часом

За результатами моделювання отримано погодинний прогноз навантаження на період 1–30 листопада 2024 р. із сумарним очікуваним обсягом споживання близько 10 000 МВт·год. Модель Random Forest продемонструвала високий рівень точності: середня абсолютна похибка становила приблизно 0,09 МВт·год на годину (MAPE  $\approx$  6%).

Таблиця 12 – Метрики якості прогнозу на тестовому часовому фрагменті

Метрика	Пояснення	Значення
MSE	Середньоквадратична помилка	0.0224
RMSE	Корінь із MSE	0.1497
MAE	Середня абсолютна помилка	0.1248
MAPE, %	Середня абсолютна відносна помилка	9.2929
R <sup>2</sup>	Коефіцієнт детермінації	0.8172

Додавання до моделі спеціального чинника на випадок масових відключень дозволило зменшити похибку прогнозу в кризові дні приблизно на 21% порівняно з базовим варіантом моделі без цього індикатора. Загалом прогнозований профіль навантаження тісно збігався з фактичним графіком споживання, що відображено на рис 14.



Рисунок 14. Порівняння прогнозного та фактичного графіків споживання на листопад 2024 року

Таким чином, у межах проведеного експерименту прогнозний модуль виконував не лише побудову математичного прогнозу, а й повний цикл підготовки вхідних даних до подальшого використання в задачі оптимізації. Результатом цього етапу був погодинний профіль попиту, синхронізований за часовими індексами з наборами цінових та потужнісних параметрів, що усувало ризик часових неузгодженостей при переході до оптимізаційного розрахунку. Саме така інтеграція прогнозного та оптимізаційного контурів забезпечила практичну придатність системи Energy AI до розв'язування задачі підтримки рішень постачальника в умовах мирного часу та в умовах ведення боєвих дій.

#### **4.3 Особливості формулювання та розв'язування задачі оптимізації портфеля закупівлі електроенергії компанією-постачальником**

Інтеграція модулів у комплексі Energy AI реалізована на рівні уніфікованих Excel-файлів, що забезпечує відтворюваність експерименту та мінімізує залежність від зовнішніх сервісів. На виході прогнозного модуля формується Excel-файл із погодинним профілем попиту на цільовий період, який використовується оптимізаційним модулем як вектор попиту  $D(h)$ .

З практичної точки зору це означає, що оптимізаційний модуль працює не з абстрактними параметрами, а з конкретним набором стандартизованих вхідних таблиць, сформованих на попередньому етапі. До них належать погодинний прогноз попиту, метадані ринкових продуктів, погодинні цінові ряди для доступних джерел покриття навантаження, а також нижні й верхні межі допустимих обсягів закупівлі. Перед побудовою моделі виконується валідація структури вхідного Excel-файлу, перевірка наявності необхідних аркушів, узгодженості часової сітки



та допустимості числових меж. Лише після цього здійснюється формування параметрів задачі лінійного або змішаного цілочисельного програмування.

Алгоритм роботи оптимізаційного модуля охоплює послідовність етапів «завантаження даних → параметризація → побудова моделі → розв’язання → постобробка → експорт результатів». Розв’язок задачі формує погодинний план закупівель за кожним джерелом, а також підсумкові показники структури портфеля. Після розрахунку результати експортуються у вихідний Excel-файл, який містить погодинні обсяги закупівлі, за потреби — обсяги продажу на РДН, використані цінові параметри та агреговані підсумки за категоріями продуктів. Така форма подання є важливою з позицій практичного використання, оскільки безпосередньо відповідає типовому формату підготовки комерційних рішень у діяльності компанії-постачальника.

На наступному етапі прогностичні дані було використано як вхідні для оптимізаційного модуля. В єдиному вхідному Excel-файлі містилася необхідна ринкова інформація: погодинні ціни на електроенергію для кожного джерела, задані мінімальні та максимальні межі можливих обсягів закупівлі, а також параметри доступних продуктів (зведено в табл. 13). У розглянутому кейсі портфель інструментів включав рівномірні базові контракти (типу BASE), блочні пікові контракти (PEAK), індивідуальний двосторонній контракт із гнучким графіком постачання (INDIVIDUAL) та операції на спотовому ринку «на добу наперед» (РДН).

Таблиця 13 — Метадані ринкових продуктів (вхід оптимізації)

source_id	source_name	product	start_h our	end_h our	qty_step mw	price_i nfo
RDN	Day-ahead market	INDIVID UAL	1	24	0,1	-
S001	Counterparty_1	INDIVID UAL	1	24	0,1	-
S002	Product 1	BASE	1	24	1	5101
S003	Product 2	BASE	1	24	1	5131
S004	Product 3	PEAK	9	17	1	4732
S005	Product 4	PEAK	10	16	1	4223
S006	Product 5	PEAK	11	15	1	3729
S007	Product 6	PEAK	9	16	1	4569
S008	Product 7	PEAK	10	15	1	4069
S009	Product 8	PEAK	11	14	1	3706
S010	Product 9	PEAK	9	16	1	4645
S011	Product 10	PEAK	10	15	1	4383
S012	Product 11	PEAK	11	14	1	4031
S013	Product 12	PEAK	10	15	1	5234
S014	Product 13	PEAK	11	14	1	4999

Розв’язання задачі LP/MILP-оптимізації на горизонті листопада 2024 р. дало змогу сформувати оптимальний план закупівель із мінімальною сумарною вартістю близько 102,4 млн грн. Оптимальне рішення передбачає, що основну частину місячного обсягу електроенергії (~68,4%) постачальник отримує за гнучким двостороннім контрактом S001, ще близько 21,6% забезпечують блочні пікові продукти PEAK, а залишок (~10%) докуповується на РДН; натомість фіксовані базові продукти не використовуються (0%), оскільки їхні задані тарифи (~5100–5130 грн/МВт·год) виявилися вищими за актуальні ринкові ціни. Отриманий план задовольняє всі задані технічні обмеження (зокрема, частку закупівель на РДН обмежено цільовим рівнем 10% від місячного попиту).

Погодинна структура покриття навантаження для вибраної доби наведена на рис. 15. У години нічного мінімуму все споживання покривається за рахунок гнучкого контракту S001, тоді як у денні та вечірні

пікові години до нього додаються декілька блочних продуктів РЕАК і частково закупівлі на РДН для покриття зростаючого попиту. Під час максимальних навантажень оптимізатор активує одразу кілька пакетів РЕАК із різними інтервалами постачання, щоб мінімізувати витрати. Базові продукти не залучені (їх внесок на графіку відсутній), і жодних продажів надлишкової електроенергії на РДН не відбувається (від’ємні обсяги у плані відсутні). Таким чином, оптимізований портфель практично точно відтворює профіль споживання: сумарний обсяг закупівель у кожній годині відповідає прогнозованому значенню навантаження, а всі технологічні та бізнес-обмеження виконуються.

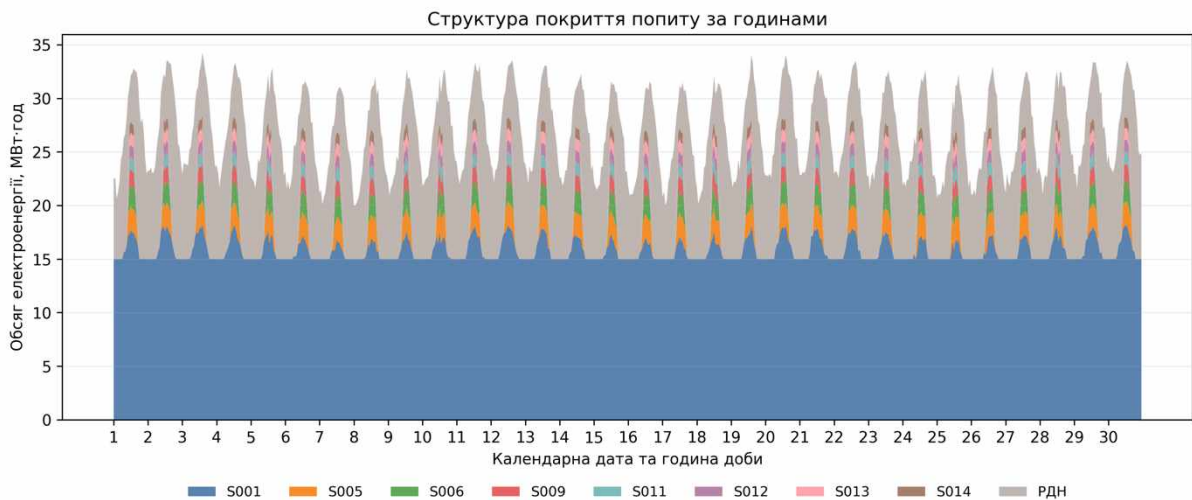


Рисунок 15. Структура покриття попиту за годинами (умовна ілюстрація оптимізованого плану закупівель на прикладі листопада 2024 р)

#### 4.4 Аналіз результатів проведених обчислювальних експериментів

Ефективність оптимізації Energy AI проілюстровано порівнянням із двома альтернативними стратегіями закупівель (результати зведено в табл. 14). Сценарій 1 (100% РДН) передбачає покриття всього необхідного обсягу за рахунок купівлі електроенергії виключно на ринку «на добу наперед». У цьому випадку загальні витрати постачальника становили ~107,4 млн грн (тобто на 4,9% більше порівняно з оптимізованим планом). Сценарій 2

(S002 + РДН) використовує фіксований базовий контракт S002 потужністю 15 МВт цілодобово (еквівалент 10 800 МВт·год на місяць за ціною 5101 грн/МВт·год), а решту змінного споживання покриває закупівля на РДН. Така комбінована стратегія дала сумарну вартість ~105,5 млн грн ( $\approx +3,0\%$  до оптимуму).

Таблиця 14. Порівняння вартості та структури закупівель у різних сценаріях (листопад 2024 р.)

Сценарій	Загальна вартість, млн грн	$\Delta$ до Energy AI	Частка обсягу на РДН, %
Energy AI (оптимальний)	102,4	—	10,1 %
Базовий 1: 100% РДН	107,4	+4,98 (+4,86%)	100 %
Базовий 2: S002 + РДН	105,5	+3,08 (+3,01%)	44,3 %

На рисунках 15–16 показано структуру погодинних закупівель електроенергії протягом місяця для кожного зі згаданих базових сценаріїв. Сценарій 1 повністю залежить від РДН у всі години (рис. 15): у час пікових навантажень доводиться закуповувати значні обсяги за високими спотовими цінами, що підвищує сукупні витрати. Сценарій 2, з постійною базовою подачею 15 МВт (рис. 16), частково хеджує цінові коливання та знижує витрати в години максимуму порівняно зі 100% РДН, проте призводить до переплат у години нічного мінімуму, коли фактичний попит є меншим за законтракований базовий рівень. Через таку невідповідність профілю споживання фіксований базовий продукт використовується неефективно: його бракує в пікові періоди, а в години мінімумів частина закупленої електроенергії лишається надлишковою.

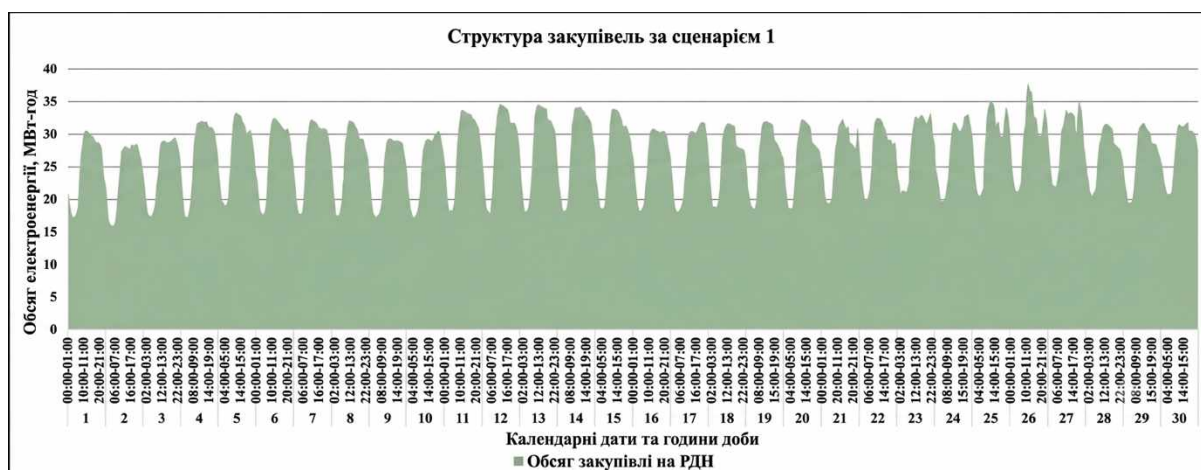


Рисунок 15. Структура закупівель за сценарієм 1 (весь обсяг купується на РДН).

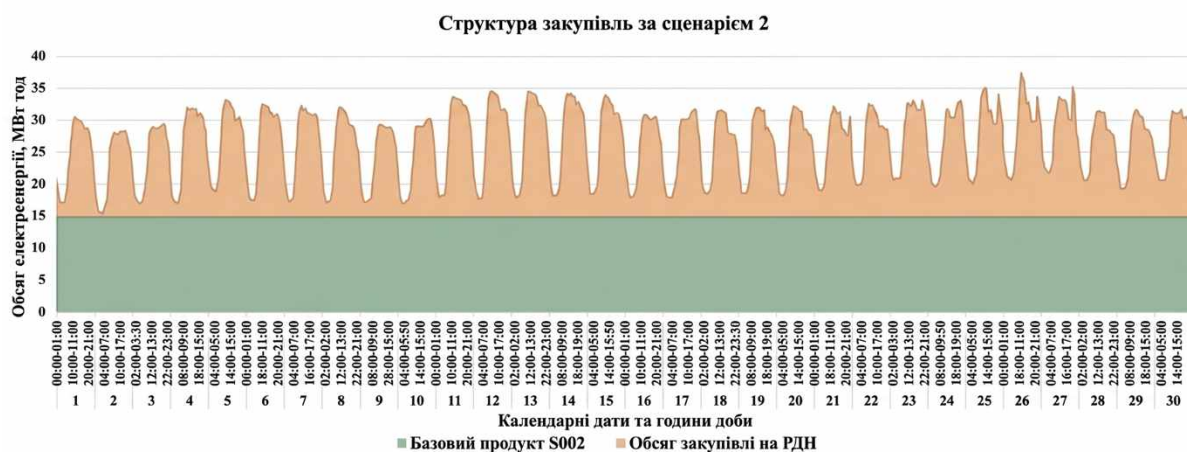


Рисунок 16. Структура закупівель за сценарієм 2 (базовий продукт S002 + РДН).

Як видно з рис. 17, запропонована системою Energy AI оптимізована стратегія закупівель суттєво зменшує залежність від сегмента РДН. Завдяки диверсифікованому портфелю продуктів постачальник покриває основну частину погодинного попиту через двосторонні контракти та біржові інструменти за фіксованими наперед цінами, тоді як частка обсягу, придбаного на РДН, обмежена приблизно 10% за місяць. Це стало можливим завдяки більш адекватному відтворенню профілю навантаження: оптимізований план враховує добові коливання споживання (в тому числі кризові дні з аномально низьким попитом) і завчасно резервує мінімально необхідні обсяги на РДН. Базові сценарії, навпаки, або зовсім не

враховують погодинну нерівномірність (100% РДН), або враховують її лише грубо через усереднений базовий рівень (15 МВт), що й зумовлює їхні вищі витрати. Таким чином, оптимізація портфеля засобами Energy AI демонструє помітний економічний ефект. В наведеному прикладі вдалося знизити місячні витрати постачальника на закупівлю електроенергії майже на 5 млн грн ( $\approx 5\%$ ) порівняно з традиційними підходами, одночасно значно скоротивши обсяги небалансів та спотову цінову експозицію.

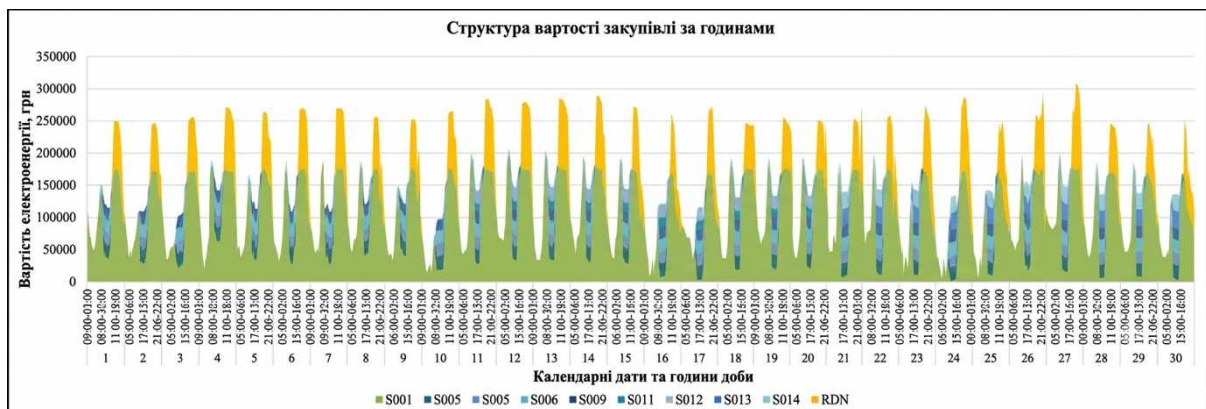


Рисунок 17. Залежність загальних витрат постачальника від обсягу закупівель електроенергії.

#### 4.5. Висновки до розділу

Розроблена інтегрована система моделювання підтримки прийняття рішень компанією-постачальником щодо купівлі-продажу електричної енергії Energy AI дозволяє постачальникам електроенергії досягти кращих фінансових результатів. Поєднання прогнозної моделі на основі алгоритму Random Forest із задачею оптимізації структури закупівель дозволило суттєво підвищити економічні результати діяльності постачальника. Отриманий оптимізований портфель закупівель мінімізує витрати завдяки гнучкому залученню різних сегментів ринку. Водночас рішення повністю відповідає заданим технічним і ризик-менеджментним вимогам, що підкреслює практичну цінність підходу. В рамках проведеного дослідження, використання системи моделювання Energy AI дало змогу

зменшити витрати постачальника на закупівлю електроенергії майже на 5 млн грн за місяць ( $\approx 5\%$ ) порівняно з базовою стратегією закупівель, а також значно скоротити обсяги небалансів та спотову експозицію. Таким чином, система моделювання Energy AI дозволяє оптимізувати бізнес процеси та може слугувати ефективним інструментом підтримки оперативного планування і управління ризиками для енергопостачальних компаній. Перспективним завданням для подальших досліджень є впровадження онлайн-моніторингу та коригування прогнозу й плану закупівель у режимі реального часу. Такий розвиток дозволить системі моделювання Energy AI оперативно реагувати на зміну зовнішніх умов (неочікувані коливання попиту, позаштатні ситуації в енергосистемі, цінові сплески на ринку) і автоматично перебалансовувати портфель постачальника протягом розрахункового періоду. Це підвищить надійність та гнучкість роботи постачальника, зменшуючи залежність від людського фактора у критичних ситуаціях.

## ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено актуальне науково-практичне завдання розроблення моделей, методів та інформаційної системи підтримки прийняття рішень компанією-постачальником електричної енергії на конкурентному ринку в умовах високої невизначеності попиту, цінової волатильності та зовнішніх обмежень функціонування енергосистеми. Основні наукові та практичні результати роботи полягають у наступному:

1. У роботі визначено ключові особливості функціонування ринку електричної енергії в країнах Європейського Союзу, зокрема механізми організації ринкових сегментів, структуру відповідальності учасників та принципи балансування. Окремо досліджено специфіку діяльності постачальника електричної енергії в Україні, з урахуванням чинної моделі ринку, нормативно-правового регулювання та особливостей комерційної взаємодії на сегментах ринку «на добу наперед», внутрішньодобового ринку, балансуючого ринку та двосторонніх договорів. Встановлено, що ефективність діяльності постачальника визначається точністю прогнозування погодинних обсягів споживання та оптимальністю формування портфеля купівлі-продажу електроенергії, що обумовлює необхідність розроблення спеціальних програмних інструментів підтримки прийняття рішень.

2. Проведено аналіз та систематизацію існуючих методів короткострокового прогнозування електричного навантаження, кластеризації профілів споживання та оптимізації обсягів щодо купівлі-продажу електричної енергії. Встановлено обмеження неузгодженого використання результатів статистичних та оптимізаційних методів, що



обґрунтовує доцільність їх комплексного застосування для вирішення задач управління діяльністю компанії постачальника.

3. Розроблено модель погодинного прогнозування обсягів споживання електричної енергії споживачами компанії-постачальника в якій на відміну від існуючих використано переваги алгоритму Random Forest та враховано додаткові обмеження шляхом додавання LS-фактору як екзогенного параметра, що дозволило адаптувати таку модель до умов аварійних та стабілізаційних відключень і підвищити її адекватність в умовах воєнних дій.

4. Розроблено оптимізаційну модель формування портфеля купівлі-продажу електричної енергії компанією-постачальником, яка враховує прогнозні погодинні обсяги споживання, ринкові обмеження України, цінові параметри та ризики небалансів. Запропонована модель дозволяє підвищити економічну ефективність закупівель та знизити ризики відхилень фактичного споживання від прогнозного.

5. Розроблено та програмно реалізовано систему моделювання Energy AI, яка забезпечує реалізацію запропонованих методів прогнозування та оптимізації, яка забезпечує реалізацію запропонованих моделей прогнозування та оптимізації і може використовуватись як інструмент підтримки управлінських рішень компанії-постачальника.

6. Проведено обчислювальні експерименти для оцінки ефективності запропонованих моделей у різних сценаріях функціонування енергосистеми, що підтвердило їх працездатність та адекватність. Встановлено, що використання LS-фактора як екзогенного параметра дозволило підвищити точність прогнозування в умовах обмежень електропостачання, зокрема забезпечити зменшення похибки прогнозу в кризові періоди приблизно на 21% порівняно з базовим варіантом моделі. Отримані результати також підтверджують, що застосування розроблених моделей у складі системи підтримки прийняття рішень Energy AI, в рамках

проведеного експерименту, забезпечило зниження місячних витрат постачальника на закупівлю електроенергії майже на 5 млн грн ( $\approx 5\%$ ), що свідчить про їх практичну ефективність та доцільність впровадження.

7. Впроваджено розроблену програмну систему Energy AI у діяльність компаній-постачальників електричної енергії та отримано результати її практичного використання в реальних умовах функціонування енергоринку. За результатами експлуатації встановлено, що застосування системи забезпечує підвищення точності прогнозування електроспоживання в умовах обмежень електропостачання, зокрема зменшення похибки прогнозу в середньому на 18%, а також сприяє оптимізації процесів закупівлі електроенергії, що проявляється у зниженні місячних витрат компаній приблизно на 4%. Отримані результати підтверджують практичну ефективність розроблених моделей і доцільність їх використання в діяльності постачальників електричної енергії.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. MEEUS, Leonardo, The evolution of electricity markets in Europe, Cheltenham : Edward Elgar Publishing, 2020, [Florence School of Regulation], [Electricity] - <https://hdl.handle.net/1814/69266>
2. Fact Sheets on the European Union - 2025 [www.europarl.europa.eu/factsheets/en](http://www.europarl.europa.eu/factsheets/en)
3. Regulation (EU) 2019/943 of the European Parliament and of the Council of 5 June 2019 on the internal market for electricity (recast) (Text with EEA relevance.) <http://data.europa.eu/eli/reg/2019/943/oj>
4. Commission Regulation (EU) 2015/1222 of 24 July 2015 establishing a guideline on capacity allocation and congestion management (Text with EEA relevance) <http://data.europa.eu/eli/reg/2015/1222/oj>
5. Commission Regulation (EU) 2016/1719 of 26 September 2016 establishing a guideline on forward capacity allocation (Text with EEA relevance) <http://data.europa.eu/eli/reg/2016/1719/oj>
6. Commission Regulation (EU) 2017/2195 of 23 November 2017 establishing a guideline on electricity balancing (Text with EEA relevance. ) <http://data.europa.eu/eli/reg/2017/2195/2022-06-19>
7. Commission Regulation (EU) 2017/1485 of 2 August 2017 establishing a guideline on electricity transmission system operation (Text with EEA relevance)Text with EEA relevance <http://data.europa.eu/eli/reg/2017/1485/2021-03-15>
8. Regulation (EU) No 1227/2011 of the European Parliament and of the Council of 25 October 2011 on wholesale energy market integrity and transparency Text with EEA relevance <http://data.europa.eu/eli/reg/2011/1227/2025-02-05>
9. Regulation (EU) 2019/941 of the European Parliament and of the Council of 5 June 2019 on risk-preparedness in the electricity sector and repealing

Directive 2005/89/EC (Text with EEA relevance.)

<http://data.europa.eu/eli/reg/2019/941/oj>

10. Regulation (EU) 2019/942 of the European Parliament and of the Council of 5 June 2019 establishing a European Union Agency for the Cooperation of Energy Regulators (recast) (Text with EEA relevance)  
<http://data.europa.eu/eli/reg/2019/942/2025-02-05>

11. Огляд енергетичного сектору України: інституції, управління та політичні засади OECD 2019. 2020. 75 с.  
URL: [https://www.oecd.org/content/dam/oecd/uk/publications/reports/2020/12/\\_c6854d07/6c0a9228-uk.pdf](https://www.oecd.org/content/dam/oecd/uk/publications/reports/2020/12/_c6854d07/6c0a9228-uk.pdf).

12. Закон України №2019-VIII вид 13.04.2017 «Про ринок електричної енергії»: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2019-19#Text>

13. Постанова Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг №307 від 14.03.2018 «Про затвердження Правил ринку».

14. Постанова Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг №308 від 14.03.2018 «Про затвердження ринку «на добу наперед» та внутрішньодобового ринку».

15. Постанова Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг №312 від 14.03.2018 «Про затвердження правил роздрібного ринку електричної енергії».

16. Постанова Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг №309 від 14.03.2018 «Про затвердження Кодексу систем передачі»

17. Постанова Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг №310 від 14.03.2018 «Про затвердження Кодексу систем розподілу»

18. Борукаєв, З., Блінов, І., Остапченко, К., Чемерис, О., Шкарупило, В. Моделі та засоби автоматизації систем організаційного управління

- енергоринком: монографія. Publishing House «European Scientific Platform». 2022. С. 122. DOI: <https://doi.org/10.36074/mtzasoye-monograph.2022>
19. І.В. Блінов, Є.В. Парус Оптовий та роздрібний ринок електричної енергії: розрахункова робота: навч. посіб. для студ. які навчаються за спеціальністю 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка». – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. 291 с.
20. Саух С. Є., Борисенко А. В. Математичне моделювання електроенергетичних систем в ринкових умовах: монографія. К.: «Три К». 2020. 340 с
21. Блінов І. В. Проблеми функціонування та розвитку нової моделі ринку електричної енергії в Україні. Вісн. НАН України, 2021, №3nasu-periodicals.org.ua.
22. В. А. Євдокімов, Г. А. Іванов Методи визначення обсягів та цін на електричну енергію в контрактах в умовах лібералізованого ринку, Моделювання та інформаційні технології, 2017, Вип. 81, С. 142-152. - DOI: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/Mtit\\_2017\\_81\\_22](http://nbuv.gov.ua/UJRN/Mtit_2017_81_22)
23. Інформація щодо масованих ударів по критичній інфраструктурі України (Ukr). URL: <https://map.ua-energy.org/uk/resources/12f3148d-841a-478d-b9ed-72bf0764b286/> (дата звернення: 11.06.2025).
24. Саух, С. і Борисенко, А. 2025. Моделювання електроенергетичної системи України та оцінювання її резильєнтності в умовах систематичних терористичних атак. Технічна електродинаміка. 2025. №2, С. 57-70 DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2025.02.057>.
25. Проходження осінньо-зимових періодів 2022-2024: State of the Energy System. DiXi Group. Kyiv. URL: [https://dixigroup.org/wp-content/uploads/2024/04/2024\\_winterseasons\\_analysis\\_dixi\\_group\\_final.pdf](https://dixigroup.org/wp-content/uploads/2024/04/2024_winterseasons_analysis_dixi_group_final.pdf) (дата звернення: 10.06.2025)

26. Інформація щодо застосування заходів обмеження споживання електроенергії URL: <https://map.ua-energy.org/uk/resources/0f8f9882-1fb2-47c6-81dc-31fbad914f16/> (дата звернення: 11.06.2025).
27. Офіційний сайт НКРЕКП <https://www.nerc.gov.ua/revestri-nkrekp/licenzijnij-reyestr-nkrekp>
28. С.Є. Саух, О.І. Ключко, Модель оптимізації портфеля купівлі-продажу електричної енергії компанією-постачальником, Електронне моделювання між. наук.-теор. журн. Ін-т проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України ISSN 2616-9525 (online) 2024 №3. С. 3-21. DOI:<https://doi.org/10.15407/emodel.46.03>
29. Офіційний сайт ТОВ «Українська енергетична біржа» <https://www.ueex.com.ua/exchange-quotations/electric-power/>
30. РЕГЛАМЕНТ організації та проведення електронного аукціону з продажу електричної енергії на "Українській енергетичній біржі" [https://www.ueex.com.ua/files/ee-regulations\\_electronic\\_commercial\\_auctions.pdf?1763321750](https://www.ueex.com.ua/files/ee-regulations_electronic_commercial_auctions.pdf?1763321750)
31. W. Lizhen, Z. Yifan, W. Gang, and H. Xiaohong, "A novel short-term load forecasting method based on mini-batch stochastic gradient descent regression model," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 211, Oct. 2022, Art. no. 108226, doi:10.1016/j.epsr.2022.108226.
32. Shilpa S. G. N and G. S. Sheshadri, "Electrical Load Forecasting Using Time Series Analysis," 2020 IEEE Bangalore Humanitarian Technology Conference (B-HTC), Vijiyapur, India, 2020, pp.1–6, doi:10.1109/B-HTC50970.2020.9297986.
33. Shilpa G. N., G. S. Sheshadri, "Short-Term Load Forecasting Using ARIMA Model For Karnataka State Electrical Load," *International Journal of Engineering Research and Development*, vol.13, no.7, 2017, pp.75–79.

34. Shilpa G. N., G. S. Sheshadri, "ARIMAX Model for Short-Term Electrical Load Forecasting," *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, vol.8, no.4, 2019, pp.2786–2790, doi:10.35940/ijrte.D7950.118419.
35. S. Yan and M. Hu, "A multi-stage planning method for distribution networks based on ARIMA with error gradient sampling for source–load prediction," *Sensors*, vol.22, no.21, p.8403, 2022, doi:10.3390/s22218403.
36. Quang Dat Nguyen et al., "Hybrid online model based multi seasonal decompose for short-term electricity load forecasting using ARIMA and online RNN," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol.41, 2021, pp.1–14, doi:10.3233/JIFS-189884.
37. Pelka P., "Analysis and Forecasting of Monthly Electricity Demand Time Series Using Pattern-Based Statistical Methods," *Energies*, 2023, 16, 827.
38. Almaleck P. et al., "Electrical consumption forecasting in sports venues: A proposed approach based on neural networks and ARIMAX models," *Sustainable Cities and Society*, vol.100, 2023, Art.105019, doi:10.1016/j.scs.2023.105019.
39. Chodakowska E., Nazarko J., Nazarko Ł., "ARIMA Models in Electrical Load Forecasting and Their Robustness to Noise," *Energies*, 2021, 14, 7952.
40. F. Han, T. Pu, M. Li and G. Taylor, "Short-term forecasting of residential load using clustering and multi-model forecasting," *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, vol. 7, no. 2, pp. 261–269, March 2021, doi: 10.17775/CSEEJPES.2020.04060.
41. Y. Wang, M. Jia, N. Gao, L. Von Krannichfeldt, M. Sun and G. Hug, "Federated Clustering for Electricity Consumption Pattern Extraction," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 13, no. 3, pp. 2425–2439, May 2022, doi: 10.1109/TSG.2022.3146489.
42. M. Jia, Y. Wang, C. Shen and G. Hug, "Privacy-Preserving Distributed Clustering for Electrical Load Profiling," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 12, no. 2, pp. 1429–1444, March 2021, doi: 10.1109/TSG.2020.3031007

43. Seyed Mahdi Miraftebzadeh, Cristian Giovanni Colombo, Michela Locatelli, et al. "K-Means and Alternative Clustering Methods in Modern Power Systems," IEEE Access, PP(99):1–1, January 2023, DOI:10.1109/ACCESS.2023.3327640
44. Z. Zhao, J. Tang, J. Liu, G. Ge, B. Xiong, and Y. Li, "Short-term probabilistic forecasting for daily photovoltaic power generation of microgrids considering sea-land breeze," Energy Reports, vol. 8, pp. 1386–1397, Aug. 2022, doi: 10.1016/j.egyr.2022.03.117.
45. Arvanitidis, A. I., Bargiotas, D., Daskalopulu, A., Kontogiannis, D., & Koutras, V. (2022). A Comparative Study of Hybrid Models for Short-Term Load Forecasting Based on Clustering and Artificial Neural Networks. Energies, 15(4), 1295. <https://doi.org/10.3390/en15041295>
46. C. Zhang, Z. Chen and J. Zhou, "Research on Short-Term Load Forecasting of Industrial Users Based on K-Means Clustering and CatBoost Algorithm," 2020 39th Chinese Control Conference (CCC), Shenyang, China, 2020, pp. 6099–6104, doi: 10.23919/CCC50068.2020.9188856.
47. K. Li, J. Zhang, X. Chen, and W. Xue, "Building's hourly electricity demand forecasting by an adaptive ensemble learning strategy based on data clustering," Energy and Buildings, Apr. 2022, Art. no. 111943, doi: 10.1016/j.enbuild.2022.111943
48. J. Chen, D. Zhang, and Y. Nanehkaran, "Research of power load prediction based on boost clustering theory," Soft Computing, vol. 25, no. 8, pp. 6401–6413, Apr. 2021, doi: 10.1007/s00500-021-05632-5.
49. K. Aurangzeb, M. Alhussein, K. Javaid, and S. I. Haider, "A pyramid-CNN based deep learning model for power load forecasting of similar-profile energy customers based on clustering," IEEE Access, vol. 9, pp. 14992–15003, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3053069.
50. X. Zhang, J. L. Ramírez-Mendiola, M. Li, and L. Guo, "Electricity consumption pattern analysis beyond traditional clustering methods: A novel self-



adapting semi-supervised clustering method and application case study,” *Applied Energy*, vol. 308, Feb. 2022, Art. no. 118335, doi:10.1016/j.apenergy.2021.118335.

51. F. AlMahamid and K. Grolinger, “Agglomerative hierarchical clustering for demand response applications: identifying patterns of electricity consumption,” *Proc. CCECE*, Sep. 2022, pp. 241–247, doi: 10.1109/CCECE49351.2022.9918481.

52. H. Shi, M. H. Xu, and R. Li, “Deep learning for household load forecasting – a novel pooling deep RNN,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 9, no. 5, pp. 5271–5280, Sep. 2018.

53. W. C. Kong, Z. Y. Dong, D. J. Hill, F. J. Luo, and Y. Xu, “Short-term residential load forecasting based on resident behaviour learning,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 33, no. 1, pp. 1087–1088, Jan. 2018.

54. W. C. Kong, Z. Y. Dong, Y. W. Jia, D. J. Hill, Y. Xu, and Y. Zhang, “Short-term residential load forecasting based on LSTM recurrent neural network,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 10, no. 1, pp. 841–851, Jan. 2019.

55. Hosseini B. Forecasting household monthly electricity consumption using an LSTM model with pattern representation. *Academia Green Energy* 2025;2. <https://doi.org/10.20935/AcadEnergy7500>

56. J. Bedi and D. Toshniwal, "Empirical Mode Decomposition Based Deep Learning for Electricity Demand Forecasting," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 49144–49156, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2867681.

57. C. B. Pop, V. R. Chifu, C. Cordea, E. S. Chifu and O. Barsan, "Forecasting the Short-Term Energy Consumption Using Random Forests and Gradient Boosting," 2021 20th RoEduNet Conference: Networking in Education and Research (RoEduNet), Iasi, Romania, 2021, pp. 1–6, doi: 10.1109/RoEduNet54112.2021.9638276.

58. A. Lahouar, J. Ben Hadj Slama, “Day-ahead load forecast using random forest and expert input selection,” *Energy Conversion and Management*, Volume

103, 2015, pp. 1040–1051, ISSN 0196-8904, <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.07.041>.

59. Pang, X., Luan, C., Liu, L. et al. Data-driven random forest forecasting method of monthly electricity consumption. *Electrical Engineering* 104, 2045–2059 (2022). <https://doi.org/10.1007/s00202-021-01457-5>.

60. H. Li, Q. Zhou, J. Tian and X. Lin, "Energy Demand Forecasting for an Office Building Based on Random Forests," 2020 IEEE 4th Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2), Wuhan, China, 2020, pp. 29–32, doi: 10.1109/EI250167.2020.9347021.

61. D. Rangelov, M. Boerger, N. Tcholtchev, P. Lämmel and M. Hauswirth, "Design and Development of a Short-Term Photovoltaic Power Output Forecasting Method Based on RF, Deep Neural Network and LSTM Using Readily Available Weather Features," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 41578–41595, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3270714.

62. Xuan, Y. et al., "Multi-Model Fusion Short-Term Load Forecasting Based on RF Feature Selection and Hybrid Neural Network," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 69002–69009, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3051337.

63. Magalhães, B.; Bento, P.; Pombo, J.; Calado, M.d.R.; Mariano, S. Short-Term Load Forecasting Based on Optimized Random Forest and Optimal Feature Selection. *Energies* 2024, 17, 1926. <https://doi.org/10.3390/en17081926>.

64. Sartini S., Luthfia Rohimah, Yana Iqbal Maulana, Supriatin S., Dewi Yuliandari, Optimization of RF Prediction for Industrial Energy Consumption Using Genetic Algorithms, *PIKSEL Penelitian Ilmu Komputer Sistem Embedded and Logic*, 11(1):35–44, March 2023, DOI:10.33558/piksel.v11i1.5886.

65. Liu F., Dong T., Hou T., Liu Y. A Hybrid Short-Term Load Forecasting Model Based on Improved Fuzzy C-Means Clustering, Random Forest and Deep Neural Networks, *IEEE Access*, 2021, Vol. 9, pp. 59754–59768, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3063123.

66. Черненко П.О., Мірошник В.О. «Короткострокове прогнозування електричного навантаження електропостачальної компанії з використанням штучної нейронної мережі глибинного навчання», Праці Інституту електродинаміки НАН України, вип. 50, 2018, с. 005.
67. І.В. Блінов, В.О. Мірошник, П.В. Шиманюк «Короткостроковий інтервальний прогноз сумарного відпуску електроенергії виробниками з відновлюваних джерел енергії», Праці Інституту електродинаміки НАН України, вип. 54, 2019, doi:10.15407/publishing2019.54.005.
68. Hu, F.; Feng, X.; Cao, H. A Short-Term Decision Model for Electricity Retailers: Electricity Procurement and Time-of-Use Pricing. *Energies* 2018, 11, 3258. <https://doi.org/10.3390/en11123258>
69. J. C. do Prado and W. Qiao, "A Stochastic Decision-Making Model for an Electricity Retailer With Intermittent Renewable Energy and Short-Term Demand Response," in *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 10, no. 3, pp. 2581-2592, May 2019, doi: 10.1109/TSG.2018.2805326
70. J. C. D. Prado and W. Qiao, "A stochastic bilevel model for an electricity retailer in a liberalized distributed renewable energy market," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 11, no. 4, pp. 2803–2812, Oct. 2020, doi: 10.1109/TSTE.2020.2976968
71. S. Nojavan and K. Zare, "Optimal energy pricing for consumers by electricity retailer," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 102, pp. 401–412, Nov. 2018, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.05.013.
72. S. Nojavan, R. Nourollahi, H. Pashaei-Didani, and K. Zare, "Uncertainty-based electricity procurement by retailer using robust optimization approach in the presence of demand response exchange," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 105, pp. 237–248, Feb. 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.08.041.
73. Leandro J. Cesini Silva , Cindy P. Guzman, Marcos J. Rider, Contracting Strategy for Consumers With Distributed Energy Resources in the Liberalized

Electricity Market, ACCESS vol 10, 2022, pp 80437 – 80447.  
<https://ieeexplore.ieee.org/document/9844706>

74. F. Y. K. Takigawa, M. R. Scuzziato, D. Tenfen, and R. C. Fernandes, “A mathematical modeling for contract flexibility optimization by Brazilian free consumers,” IEEE Latin Amer. Trans., vol. 18, no. 09, pp. 1530–1537, Sep. 2020, doi: 10.1109/TLA.2020.9381794.

75. Meng, Fanlin & Ma, Qian & Liu, Zixu & Zeng, Xiao-Jun. (2023). Multiple dynamic pricing for demand response with adaptive clustering-based customer segmentation in smart grids. Applied Energy - Elsevier. 333. 10.1016/j.apenergy.2022.120626.

76. І.В. Блінов, Є.В.Парус, П.В. Шиманюк, А.О. Ворушило 2024. Модель оптимізації функціонування мікромережі з сес та установкою зберігання енергії. технічна електродинаміка. 5 (Сер 2024), 069. DOI:<https://doi.org/10.15407/techned2024.05.069>.

77. І.В. Блінов, Д.О. Олефір, Є.В. Парус 2022. Модель оптимального використання ресурсів гідроелектростанцій на ринку електричної енергії. Технічна електродинаміка. 2022, 4 (Лип 2022), 042. DOI:<https://doi.org/10.15407/techned2022.04.042>

78. I. L. R. Gomes, R. Melicio, and V. M. F. Mendes, “A novel microgrid support management system based on stochastic mixed-integer linear programming,” Energy, vol. 223, May 2021, Art. no. 120030, doi:10.1016/j.energy.2021.120030

79. Oprea, S., Bâra A., Preotescu, D., Bologa, R., & Coroianu, L. (2020). A Trading Simulator Model for the Wholesale Electricity Market. IEEE Access, 8, 184210-184230. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3029291>

80. Hongsheng Xu , Jinyu Wen, Qinran Hu, Jiao Shu, Jixiang Lu, Zhihong Yang, Energy Procurement and Retail Pricing for Electricity Retailers via Deep Reinforcement Learning with Long Short-term Memory, CSEE Journal Of Power And Energy Systems, vol. 8, no. 5, 2022, pp. 1338–1351.

81. Liu, Y., Zhang, D., & Gooi, H. B. (2021). Data-driven Decision-making Strategies for Electricity Retailers: A Deep Reinforcement Learning Approach. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 7(2), 358–367.
82. Hyun-kyeong Hwang, Ah-yun Yoon, Hyun-koo Kang, Seung-il Moon, Retail Electricity Pricing Strategy via an Artificial Neural Network-Based Demand Response Model of an Energy Storage System, *IEEE Access*, vol. 9, 2021, pp. 13440–13450.
83. S. K. Dash and P. K. Dash, Short-term mixed electricity demand and price forecasting using adaptive autoregressive moving average and functional link neural network, *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 7, no. 5, 2019, pp. 1241–1255.
84. M. F. Azam and M. S. Younis, Multi-Horizon Electricity Load and Price Forecasting Using an Interpretable Multi-Head Self-Attention and EEMD-Based Framework, *IEEE Access*, vol. 9, 2021, pp. 85918–85932.
85. Zhou, Bowen, Guo, Yuwei, Liu, Xin, Li, Guangdi, Gu, Peng, Yang, Bo, Optimization strategy of power purchase and sale for electricity retailers in a two-tier market, *Heliyon*, 2024, 10, e26333.
86. Sai, Wei, Pan, Zehua, Liu, Siyu, Jiao, Zhenjun, Zhong, Zheng, Miao, Bin, Chan, S.H., Event-driven forecasting of wholesale electricity price and frequency regulation price using machine learning algorithms, *Applied Energy*, 352, 2023, 121989.
87. Tan, Yongqiang, Shen, Yanxia, Yu, Xinyan, Lu, Xin, Day-ahead electricity price forecasting employing a novel hybrid frame of deep learning methods: A case study in NSW, Australia, *Electric Power Systems Research*, 2023.
88. І. В. Блінов, Є. В. Парус, О. Г. Клименко, О. І. Ключко/ Спосіб порівняльних оцінок комерційних пропозицій електропостачальників для споживачів без погодинного обліку електричної енергії // *Енергетика: економіка, технології, екологія : науковий журнал*. – 2023. – № 3 (73). – С. 36-42. DOI: /10.20535/1813-5420.3.2023.289654

89. D. Rangelov, M. Boerger, N. Tcholtchev, P. Lämmel and M. Hauswirth, “Design and Development of a Short-Term Photovoltaic Power Output Forecasting Method Based on RF, Deep Neural Network and LSTM Using Readily Available Weather Features” in IEEE Access, vol. 11, pp. 41578-41595, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3270714.
90. Інформація щодо застосування заходів обмеження споживання електроенергії URL: <https://map.ua-energy.org/uk/resources/0f8f9882-1fb2-47c6-81dc-31fbad914f16/> (дата звернення: 11.06.2025).
91. С.Є. Саух Концепція забезпечення жорсткої стійкості електроренергетики України в умовах терористичних та мілітарних загроз Електронне моделювання 45, №3 (2023) <https://doi.org/10.15407/emodel.45.03>
92. Планові і аварійні графіки відключень. Офіційний сайт ДТЕК Київські Електромержі URL: <https://www.dtek-kem.com.ua/ua/shutdowns> (дата звернення: 15.06.2025)
93. Офіційний сайт НЕК «УКРЕНЕРГО» URL: [https://ua.energy/uchasnikam\\_rinku/](https://ua.energy/uchasnikam_rinku/) (дата звернення: 15.06.2025)
94. О.І. Ключко, ‘Програмна система Energy AI для прогнозування портфеля закупівель електроенергії постачальником’, Електронне моделювання Т.48 №2 (2026) С. 51-68 doi:/10.15407/emodel.48.02.051

## ДОДАТОК А

### Список публікацій здобувача

1. С.Є. Саух, О.І. Ключко ‘Модель оптимізації портфеля купівлі-продажу електричної енергії компанією-постачальником’, Електронне моделювання Т.46 №3. (2024) С. 3-21. doi:/10.15407/emodel.46.03.003 Фахове видання категорії Б.
2. О.І. Ключко, ‘Огляд моделей та методів моделювання задач оптимізації портфелю компанії-постачальника електричної енергії та підтримки прийняття стратегічних рішень’, Електронне моделювання Т.47 №1. (2025) С. 3-21. doi:/10.15407/emodel.47.01.003 Фахове видання категорії Б.
3. О.І. Ключко, ‘Модель прогнозування обсягів споживання електроенергії з використанням алгоритму «випадковий ліс»’, Електронне моделювання Т.47 №2. (2025) С. 48-66. doi:/10.15407/emodel.47.02.048 Фахове видання категорії Б.
4. С.Є. Саух, О.І. Ключко, ‘Прогнозування обсягів споживання електроенергії в умовах ракетно-дронових атак на енергосистему’, Електронне моделювання Т.47 №5. (2025) С. 87-104. doi:/10.15407/emodel.47.05.087 Фахове видання категорії Б.
5. О.І. Ключко, ‘Програмна система Energy AI для прогнозування портфеля закупівель електроенергії постачальником’, Електронне моделювання Т.48 №2 (2026) С. 51-68 doi:/10.15407/emodel.48.02.051 Фахове видання категорії Б.
6. О.І. Ключко, Моделі оптимізації портфелю та методи моделювання задач купівлі-продажу електричної енергії компаніями постачальниками, 3б. матеріалів ХІІ Науково-технічної конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова

НАН України, м. Київ, 17 травня 2023 р. / ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України. – 2023. С. 31-34

7. О.І. Ключко, Кластеризація даних щодо споживання електричної енергії в період воєнного стану Безпека енергетики в епоху цифрової трансформації, V науково-практична конференція Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова Національної академії наук України: матеріали (Київ, 22 листопада 2023 р.). Київ: ІПМЕ ім. Г.Є.Пухова НАН України, 2023. С. 73-75 с

8. О.І. Ключко, Математичне моделювання закупівельної діяльності компанії- постачальника електричної енергії, Збірник матеріалів XLII Науково-технічної конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, м. Київ, 15 травня 2024 р. / ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України. – 2024. – С.127-130.

9. О.І. Ключко, Метод машинного навчання «випадковий ліс» в задачах прогнозування обсягів споживання електроенергії, Збірник матеріалів XLIII Науково-технічної конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, м. Київ, 14 травня 2025 р. – С.16-19.

10. О.І. Ключко, Прогнозування електроенергії методом «random forest» із застосуванням «ls-фактора» для моделювання впливу ракетно-дронових атак на енергосистему, Енергетичний фронт: шостий театр воєнних дій (стратегія захисту, управління та відновлення), Міжнародна науково-практична конференція Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова Національної академії наук України: матеріали (Київ, 27 березня 2026 р.). Київ : ІПМЕ ім. Г.Є.Пухова НАН України, 2026, С40-44



## ДОДАТОК Б

### КОПІЇ СВДОЦТВ ПРО АВТОРСЬКІ ПРАВА

**УКРАЇНА**



**СВДОЦТВО**

про реєстрацію авторського права на твір

№ 137583

**Комп'ютерна програма «Алгоритм випадкового лісу в прогнозній моделі обсягів споживання електроенергії» («Energy AI»)**

(вид, назва твору)

**Автор (співавтори) Ключко Олексій Іванович**

(прізвище, ім'я, по батькові (за наявності), псевдонім (за наявності))

**Авторські майнові права належать повністю Ключко Олексій Іванович, вул. Садова, 32, кв. 1, с. Пірнове, Вишгородський р-н, Київська обл., 07342**

(прізвище, ім'я, по батькові (за наявності) фізичної особи / найменування юридичної особи, адреса)

Дата реєстрації 2 липня 2025 р.

**Директор Державної організації  
«Український національний  
офіс інтелектуальної власності  
та інновацій»**

  
**Олена ОРЛЮК**





**УКРАЇНА**



**СВІДОЦТВО**

**про реєстрацію авторського права на твір**

**№ 142335**

**Науковий твір «МОДЕЛЬ ОПТИМІЗАЦІЇ ПОРТФЕЛЯ КУПІВЛІ-ПРОДАЖУ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ КОМПАНІЄЮ-ПОСТАЧАЛЬНИКОМ»**

(вид, назва твору)

**Автор (співавтори) Саух Сергій Євгенович, Ключко Олексій Іванович**

(прізвище, ім'я, по батькові (за наявності), псевдонім (за наявності))

**Авторські майнові права належать спільно Саух Сергій Євгенович, вул. А. Ахматової, 9/18, кв. 57, м. Київ, 02081; Ключко Олексій Іванович, вул. Садова, 32, кв. 1, с. Пірнове, Вишгородський р-н, Київська обл., 07342**

(прізвище, ім'я, по батькові (за наявності) фізичної особи / найменування юридичної особи, адреса)

Дата реєстрації 11 лютого 2026 р.

**Директор Державної організації  
«Український національний  
офіс інтелектуальної власності  
та інновацій»**

  
**Олена ОРЛЮК**





**УКРАЇНА**



**СВІДОЦТВО**

**про реєстрацію авторського права на твір**

**№ 147052**

**Комп'ютерна програма «Система моделювання Energy AI для підтримки прийняття рішень компанією-постачальником щодо купівлі-продажу електричної енергії» («Energy AI»)**

(вид, назва твору)

**Автор (співавтори) Саух Сергій Євгенович, Ключко Олексій Іванович**

(прізвище, ім'я, по батькові (за наявності), псевдонім (за наявності))

**Авторські майнові права належать спільно Саух Сергій Євгенович, вул. А. Ахматової, 9/18, кв. 57, м. Київ, 02081; Ключко Олексій Іванович, вул. Садова, 32, кв. 1, с. Пірнове, Вишгородський р-н, Київська обл., 07342**

(прізвище, ім'я, по батькові (за наявності) фізичної особи / найменування юридичної особи, адреса)

Дата реєстрації 15 травня 2026 р.

**Директор Державної організації  
«Український національний  
офіс інтелектуальної власності  
та інновацій»**

  
**Олена ОРЛЮК**



## ДОДАТОК В

### ІНФОРМАЦІЯ ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ ТА ВИКОРИСТАННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЙНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

#### ТОВАРИСТВО З ОБМЕЖЕНОЮ ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ «ЕНЕРГЕТИЧНА МЕРЕЖА»

код ЄДРПОУ 45325235

01033, м. Київ, вул. Жилинська, 30А, приміщення 57

+ 380975083179

[info@e-network.com.ua](mailto:info@e-network.com.ua)

Інститут проблем моделювання в енергетиці  
ім. Г.Є. Пухова НАН України 03164, Київ  
164, вул. Генерала Наумова 15

Про використання результатів  
дисертаційної роботи  
Клюзка О.І.

Повідомляємо, що результати дисертаційного дослідження Клюзка О.І. на тему  
«Моделювання задач купівлі-продажу електроенергії компаніями-постачальниками в  
ринкових умовах» були використані у практичній діяльності ТОВ «Енергетична Мережа».

У рамках впровадження було використано розроблені здобувачем моделі та методи  
прогнозування електроспоживання, а також оптимізації портфеля купівлі-продажу  
електричної енергії.

Розроблена здобувачем програмна система **Energy AI** використовується для:

- прогнозування погодинних обсягів електроспоживання портфеля споживачів;
- аналізу динаміки зміни споживання;
- формування рішень щодо оптимізації закупівель електроенергії;
- зменшення небалансів та підвищення ефективності управління портфелем.

Застосування результатів дослідження дозволило підвищити точність прогнозування  
електроспоживання, зменшити відхилення фактичних обсягів від прогнозних, а також  
оптимізувати витрати на закупівлю електричної енергії.

Отримані результати використовуються при прийнятті управлінських рішень щодо  
формування заявок на відповідних сегментах ринку електричної енергії.

Директор  
ТОВ «Енергетична Мережа»



Коловоротний А.А.

---

**ДОЧІРНЄ ПІДПРИЄМСТВО  
«КУПЕР ЕНЕРДЖІ УКРАЇНА»**

код ЄДРПОУ 42777178

01033, м. Київ, вул. Жилянська, 30А, приміщення 57

т. +38068-868-88-66

---

Інститут проблем моделювання в енергетиці  
ім. Г.Є. Пухова НАН України 03164, Київ  
164, вул. Генерала Наумова 15

Про використання результатів  
дисертаційної роботи  
Клюзка О.І

Підтверджуємо, що результати дисертаційного дослідження Ключка Олексія Івановича, присвяченого моделюванню процесів купівлі-продажу електричної енергії постачальниками, були впроваджені в діяльність нашого підприємства.

У процесі впровадження було здійснено інтеграцію програмного комплексу Energy AI у систему планування та аналізу закупівель електроенергії. Зазначене рішення використовується для формування прогнозів споживання та підтримки прийняття рішень при закупівлі електричної енергії на організованих сегментах ринку.

Практичне використання програмного комплексу дозволило підвищити точність прогнозування в умовах обмежень електропостачання. Зокрема, середнє зниження похибки прогнозу в періоди відключень становило близько 18%. Окрім цього, зафіксовано покращення показників ефективності закупівельної діяльності, що проявилось у зменшенні місячних витрат на електроенергію орієнтовно на 4%.

У ході експлуатації система продемонструвала стабільність роботи та придатність до використання в умовах змінних ринкових і технічних факторів. Застосування такого інструментарію дозволило підвищити обґрунтованість прийняття рішень та знизити вплив невизначеності при плануванні закупівель.

Керівник підприємства



Машталірук Д.В.



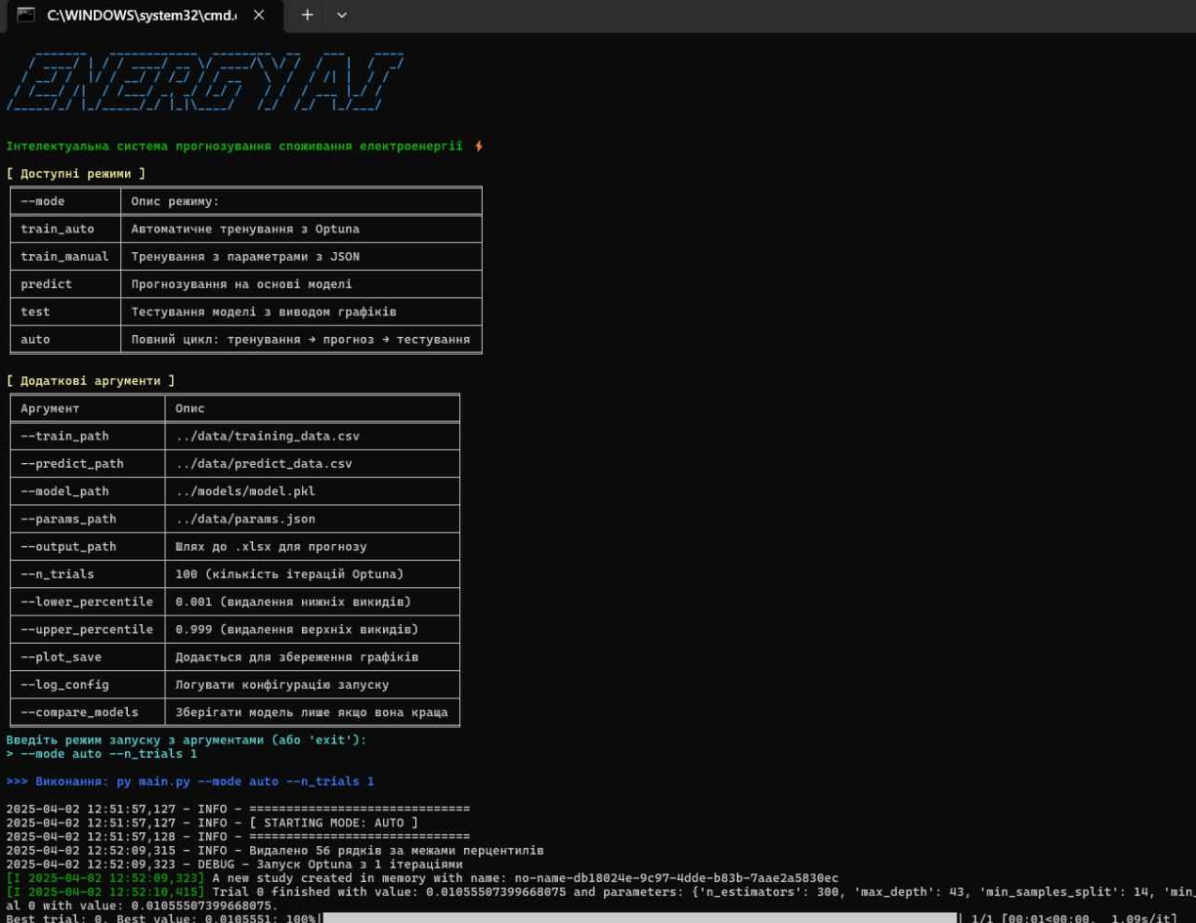
## ДОДАТОК Г

### Інтерфейс, візуалізація та розміщення програмної системи Energy AI

Посилання на репозиторій вихідного коду системи (GitHub)\*

<https://github.com/CyberSlave1/Energy-AI-Predictor.git>

- Джерело: побудовано автором



```
C:\WINDOWS\system32\cmd.exe X + v

ENERGY AI

Інтелектуальна система прогнозування споживання електроенергії ⚡

[ Доступні режими ]

--mode      Опис режиму:
train_auto  Автоматичне тренування з Optuna
train_manual Тренування з параметрами з JSON
predict     Прогнозування на основі моделі
test        Тестування моделі з виводом графіків
auto        Повний цикл: тренування + прогноз + тестування

[ Додаткові аргументи ]

Аргумент      Опис
--train_path   ../data/training_data.csv
--predict_path ../data/predict_data.csv
--model_path   ../models/model.pkl
--params_path  ../data/params.json
--output_path  Шлях до .xlsx для прогнозу
--n_trials     100 (кількість ітерацій Optuna)
--lower_percentile 0.001 (видалення нижніх викидів)
--upper_percentile 0.999 (видалення верхніх викидів)
--plot_save     Додається для збереження графіків
--log_config    Логувати конфігурацію запуску
--compare_models Зберігати модель лише якщо вона краща

Введіть режим запуску з аргументами (або 'exit'):
> --mode auto --n_trials 1

>>> Виконання: py main.py --mode auto --n_trials 1

2025-04-02 12:51:57,127 - INFO - =====
2025-04-02 12:51:57,127 - INFO - [ STARTING MODE: AUTO ]
2025-04-02 12:51:57,128 - INFO - =====
2025-04-02 12:52:09,315 - INFO - Видалено 56 рядків за межами перцентилів
2025-04-02 12:52:09,323 - DEBUG - Запуск Optuna з 1 ітераціями
[1 2025-04-02 12:52:09,323] A new study created in memory with name: no-name-db18024e-9c97-4dde-b83b-7aac2a5830ec
[1 2025-04-02 12:52:19,415] Trial 0 finished with value: 0.01055507399668075 and parameters: {'n_estimators': 300, 'max_depth': 43, 'min_samples_split': 14, 'min_
al 0 with value: 0.01055507399668075.
Best trial: 0. Best value: 0.0105551: 100%| 1/1 [00:01<00:00, 1.09s/it]
```

Рисунок В.1 Інтерфейс програмного комплексу Energy AI Джерело: побудовано автором

## Додаток Д

### Елемент вихідного коду програмної системи Energy AI

Модуль features.py\*

```
def get_feature_list(exclude: list = None) -> list:
    exclude = exclude or []
    all_features = [
        'year', 'month', 'day', 'hour',
        'is_workhour', 'weekday', 'is_weekend',
        'is_prev_weekend', 'is_next_weekend',
        'season', 'temp', 'blackout',
        'phases', 'deenergized'
    ]
    return [f for f in all_features if f not in exclude]
```

Модуль prepare.py\*

```
import datetime
import holidays
import constants
from logger import Logger
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

def day_from_row(row: pd.Series) -> datetime.date:
    day = int(row[constants.day_col])
    month = int(row[constants.month_col])
    year = int(row[constants.year_col])
    try:
        return datetime.date(year, month, day)
    except ValueError:
        Logger().log_error(f'Помилка дати: {day}-{month}-{year} | Рядок: {row.name}')
        return datetime.date.today()

def is_day_weekend(date: datetime.date) -> int:
    country_holidays = holidays.country_holidays(constants.country, years=date.year)
    return int(date.weekday() >= 5 or date in country_holidays)

def is_holiday_or_weekend(row: pd.Series) -> int:
    return is_day_weekend(day_from_row(row))

def is_last_day_holiday_or_weekend(row: pd.Series) -> int:
    return is_day_weekend(day_from_row(row) - datetime.timedelta(days=1))
```

```

def is_next_day_holiday_or_weekend(row: pd.Series) -> int:
    return is_day_weekend(day_from_row(row) + datetime.timedelta(days=1))

def get_season(row: pd.Series) -> int:
    date = day_from_row(row)
    if (date.month == 12 and date.day >= 1) or (1 <= date.month <= 2):
        return 1
    elif 3 <= date.month <= 5:
        return 2
    elif 6 <= date.month <= 8:
        return 3
    elif 9 <= date.month <= 11:
        return 4
    return 0

def is_workhour(row: pd.Series) -> int:
    hour = row[constants.hour_col]
    if pd.isnull(hour):
        return 0
    try:
        hour = int(hour)
    except Exception:
        return 0
    return int(9 <= hour < 18)

def remove_outliers_percentile(df: pd.DataFrame, column: str, lower_percentile: float = 0.001, upper_percentile: float = 0.999) -> pd.DataFrame:
    lower_bound = df[column].quantile(lower_percentile)
    upper_bound = df[column].quantile(upper_percentile)
    cleaned_df = df[(df[column] >= lower_bound) & (df[column] <= upper_bound)]
    removed_count = df.shape[0] - cleaned_df.shape[0]
    Logger().log_info(f"Видалено {removed_count} рядків за межами перцентилів")
    return cleaned_df

def normalize_features(df: pd.DataFrame, feature_cols: list) -> pd.DataFrame:
    numeric_features = df[feature_cols].select_dtypes(include=['int64', 'float64']).columns.tolist()
    if not numeric_features:
        Logger().log_warning("Немає числових ознак для нормалізації")
        return df
    scaler = StandardScaler()
    df[numeric_features] = scaler.fit_transform(df[numeric_features])

```



```
Logger().log_info(f"Ознаки нормалізовано: {numeric_features}")
return df
```

```
def load_dataframe(path: str) -> pd.DataFrame:
    if path.endswith(".csv"):
        return pd.read_csv(path, delimiter=constants.csv_delim)
    elif path.endswith(".xlsx"):
        return pd.read_excel(path)
    else:
        raise ValueError(f"Формат не підтримується: {path}")

def validate_input_data(df: pd.DataFrame, required_columns: list):
    missing = [col for col in required_columns if col not in df.columns]
    if missing:
        raise ValueError(f"Відсутні обов'язкові колонки: {missing}")
    Logger().log_info("Усі обов'язкові колонки на місці.")
```

```
def log_missing_values(df: pd.DataFrame):
    missing = df.isnull().sum()
    missing = missing[missing > 0]
    if not missing.empty:
        Logger().log_warning(f"Пропущені значення у даних:\n{missing}")
```

- Джерело: побудовано автором

Модуль train.py\*

```
import timeit
import optuna
import pandas as pd
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score, mean_absolute_error
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.model_selection import train_test_split
from logger import Logger
from typing import Tuple, List, Dict

def evaluate_model(model, X, y, err_for_acc: int = 5, plot_save: bool = False, plot_path: str
= None) -> None:
    import numpy as np
    from matplotlib import pyplot as plt

    y_actual = y[y.columns[0]].values.reshape(-1, 1)
    y_predicted = model.predict(X).reshape(-1, 1)

    mse = mean_squared_error(y_actual, y_predicted)
```

```

r2 = r2_score(y_actual, y_predicted)
mae = mean_absolute_error(y_actual, y_predicted)
percent_error = mae / np.mean(y_actual) * 100
diff = (np.abs(y_predicted - y_actual) / y_actual) * 100

acc = (diff < err_for_acc).mean()
acc_x2 = (diff < 2 * err_for_acc).mean()
acc_x3 = (diff < 3 * err_for_acc).mean()

log_block = (
    f"\n[Оцінка моделі]\n"
    f"-----\n"
    f"MSE (середньоквадратична):  {mse:.5f}\n"
    f"MAE (середня абсолютна):    {mae:.5f}\n"
    f"R^2 (детермінації):          {r2:.5f}\n"
    f"Відносна помилка:             {percent_error:.5f}%\n"
    f"\nТочність прогнозу (відхилення < X%):\n"
    f"  <{err_for_acc}% — {acc:.5f}\n"
    f"  <{err_for_acc*2}% — {acc_x2:.5f}\n"
    f"  <{err_for_acc*3}% — {acc_x3:.5f}\n"
)

Logger().log_info(log_block)

plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(y_actual, label='Фактичні', color='blue', linewidth=2)
plt.plot(y_predicted, label='Прогнозовані', color='red', linewidth=2)
plt.title('Фактичні vs Прогнозовані')
plt.xlabel('Зразки')
plt.ylabel('Значення цільової змінної')
plt.legend()
plt.grid(True)

if plot_save and plot_path:
    plt.savefig(plot_path)
    Logger().log_info(f"Графік збережено: {plot_path}")
else:
    plt.show()

def log_feature_importances(model, features: list):
    if hasattr(model, "feature_importances_"):
        importances = model.feature_importances_
        ranked = sorted(zip(features, importances), key=lambda x: x[1], reverse=True)

```

```

    Logger().log_info("\nВажливість ознак:")
    for f, imp in ranked:
        Logger().log_info(f" - {f}: {imp:.4f}")

def train_random_forest(df: pd.DataFrame, feature_columns: List[str], target_column: str,
rf_params: Dict) -> RandomForestRegressor:
    default_rf_params = {
        "n_estimators": 100,
        "max_depth": None,
        "min_samples_split": 2,
        "min_samples_leaf": 1,
        "max_features": "log2",
        "bootstrap": True
    }
    rf_params = {**default_rf_params, **rf_params}
    X = df[feature_columns]
    y = df[[target_column]]
    model = RandomForestRegressor(**rf_params, random_state=42, n_jobs=-1)
    Logger().log_debug(f"Тренування моделі з параметрами: {rf_params}")
    start = timeit.default_timer()
    model.fit(X, y.values.ravel())
    Logger().log_debug(f"Тренування завершено за {timeit.default_timer() - start:.2f}
сек")
    log_feature_importances(model, feature_columns)
    return model

def hyperparameter_search(df: pd.DataFrame, feature_columns: List[str], target_column:
str, n_trials: int = 100) -> Tuple[RandomForestRegressor, Dict]:
    X = df[feature_columns]
    y = df[target_column]
    X_train, X_valid, y_train, y_valid = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
random_state=42)

    def objective(trial: optuna.Trial) -> float:
        params = {
            "n_estimators": trial.suggest_int("n_estimators", 50, 800, step=50),
            "max_depth": trial.suggest_int("max_depth", 10, 50),
            "min_samples_split": trial.suggest_int("min_samples_split", 2, 15),
            "min_samples_leaf": trial.suggest_int("min_samples_leaf", 1, 10),
            "max_features": trial.suggest_categorical("max_features", ["sqrt", "log2", None]),
            "bootstrap": trial.suggest_categorical("bootstrap", [True, False])
        }
        model = RandomForestRegressor(**params, random_state=42, n_jobs=-1)

```

```

model.fit(X_train, y_train.values.ravel())
return mean_squared_error(y_valid, model.predict(X_valid))

Logger().log_debug(f"Запуск Optuna з {n_trials} ітераціями")
study = optuna.create_study(direction="minimize")
study.optimize(objective, n_trials=n_trials, show_progress_bar=True)
Logger().log_info(f"Найкращі параметри: {study.best_params}")
best_model = RandomForestRegressor(**study.best_params, random_state=42, n_jobs=-
1)
best_model.fit(X, y)
log_feature_importances(best_model, feature_columns)
return best_model, study.best_params

```