

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Факультет менеджменту та маркетингу

Кафедра економічної кібернетики

ДО ЗАХИСТУ ДОПУЩЕНО

Завідувач кафедри

_____ Катерина БОЯРИНОВА

« ____ » червня 2026 р.

ДИПЛОМНА РОБОТА

**на здобуття ступеня бакалавра
за освітньо–професійною програмою**

**«Економічна аналітика»
спеціальності 051 «Економіка»**

**на тему: «Економіко-аналітичне обґрунтування оптимізації витрат
енергорозподільчого підприємства»**

Виконала:

Студентка IV курсу, групи УА–21

БІЛЧЕНКО Марія Віталіївна _____

Керівник:

доцент кафедри економічної кібернетики, к.ф.-м.н., доцент

ЛАЗАРЕНКО Ірина Сергіївна _____

Рецензент:

декан факультету менеджменту та маркетингу, д.е.н., проф.

КРАВЧЕНКО Марина Олегівна _____

Засвідчую, що у цій дипломній роботі немає запозичень
з праць інших авторів без відповідних посилань

Студентка _____

Київ – 2026

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»

Факультет менеджменту та маркетингу

Кафедра економічної кібернетики

Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)

Спеціальність – 051 Економіка

Освітньо-професійна програма «Економічна аналітика»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Катерина БОЯРИНОВА

«06» лютого 2026 р.

ЗАВДАННЯ
НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ СТУДЕНТЦІ
БІЛІЧЕНКО Марії Віталіївні

- 1. Тема роботи:** «Економіко-аналітичне обґрунтування оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства»,
керівник роботи **Лазаренко Ірина Сергіївна**, к.ф.-м.н., доц.,
затверджені наказом по університету від 29.05.2026 р. № 2003-с.
- 2. Термін подання студентом роботи** 08.06.2026 р.
- 3. Вихідні дані до роботи:** законодавчі та нормативні акти України у сфері ринку електричної енергії; матеріали НКРЕКП, НЕК «Укренерго», АТ «Оператор ринку»; офіційні матеріали та фінансова звітність АТ «Харківобленерго»; ринкові, погодні та операційні дані; показники якості електропостачання.

4. Зміст дипломної роботи (перелік завдань, які потрібно розробити):

а) теоретична частина:

- розкрити сутність та особливості витрат енергорозподільчих підприємств в умовах функціонування ринку електричної енергії
- дослідити методичні підходи до економіко-аналітичного обґрунтування витрат енергорозподільчого підприємства;

б) аналітична частина:

- провести аналіз фінансово-економічного стану та результатів діяльності енергорозподільчого підприємства;
- здійснити структурно-динамічний аналіз витрат на покриття технологічних витрат електроенергії, закупівлі електроенергії та небалансів;
- провести причинно-наслідкову аналітику передумов удосконалення планування витрат підприємства;

в) рекомендаційна частина:

- здійснити прогностично-аналітичне обґрунтування підходу до удосконалення планування витрат на основі прогнозного моделювання;
- провести оптимізацію та надати практичні рекомендації щодо використання прогнозного моделювання у плануванні витрат енергорозподільчого підприємства та оцінити їх економічний ефект

5. Перелік ілюстративного матеріалу:

1. Аналітика архітектури ринку електричної енергії України та ролі оператора системи розподілу.
2. Фактори формування технологічних витрат електроенергії та небалансів.
3. Фінансово-економічний стан АТ «Харківобленерго».
4. Структура закупівлі електроенергії для покриття технологічних витрат за сегментами ринку.
5. Динаміка прогнозних, закуплених і фактичних обсягів електроенергії.
6. Інформаційна база дослідження та факторні ознаки прогнозного моделювання.
7. Аналітика якості прогнозних моделей фактичного споживання електроенергії.
8. Економічний ефект від використання прогнозової моделі.
9. Оптимізаційна модель структури закупівлі електроенергії та сценарна оцінка економічного ефекту.
10. Практичні рекомендації щодо оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства

6. Дата видачі завдання: «05» лютого 2026 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів виконання дипломної роботи	Термін виконання етапів дипломної роботи	Примітка
1.	Збір необхідної інформації теоретичного, методичного та практичного змісту, вивчення та аналіз літературних джерел щодо формування витрат енергорозподільчих підприємств	06.02.2026– 22.02.2026	
2.	Розгляд теоретико-методичних засад дослідження витрат енергорозподільчих підприємств	23.02.2026– 22.03.2026	
3.	Вибір енергорозподільчого підприємства та постановка спеціалізованих завдань	23.03.2026– 01.04.2026	
4.	Економічне оцінювання ефективності функціонування енергорозподільчого підприємства	02.04.2026– 10.04.2026	
5.	Структурно-динамічний аналіз витрат, закупівлі електроенергії та небалансів	11.04.2026– 20.04.2026	
6.	Причинно-наслідкова аналітика передумов удосконалення планування витрат згідно	21.04.2026– 03.05.2026	
7.	Прогностично-аналітичне обґрунтування напрямів удосконалення планування витрат	04.05.2026– 14.05.2026	
8.	Оптимізація, сценарний аналіз та формування практичних рекомендації щодо удосконалення планування витрат енергорозподільчого підприємства та оцінка їх економічного ефекту	15.05.2026– 24.05.2026	
9.	Оформлення дипломної роботи першого (бакалаврського) рівня вищої освіти	25.05.2026– 01.06.2026	

Студентка _____ Марія БІЛЧЕНКО

Керівник роботи _____ Ірина ЛАЗАРЕНКО

РЕФЕРАТ

Дипломна робота на тему: «Економіко-аналітичне обґрунтування оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства» містить 116 сторінок, 28 таблиць, 20 рисунків, 3 додатки. Список використаних джерел нараховує 38 найменувань.

Метою роботи є узагальнення теоретико-методичних засад, проведення економічної аналітики, прогнозного моделювання та розроблення аналітично обґрунтованих рекомендацій щодо оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства.

Об'єкт дослідження – процеси формування та оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства.

Предмет дослідження – теоретико-методичні положення, аналітичні методи, інструменти прогнозного та оптимізаційного моделювання структури закупівлі електроенергії для економіко-аналітичного обґрунтування оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства.

Методи дослідження. Використано економічний, структурно-динамічний і кореляційний аналіз, алгоритми машинного аналізу, прогнозне та оптимізаційне моделювання, сценарне оцінювання економічного ефекту.

Результати роботи. За результатами виконання дипломної роботи запропоновано економіко-аналітичний підхід до оптимізації витрат АТ «Харківобленерго», що поєднує прогнозне моделювання фактичного споживання електроенергії та оптимізаційне моделювання структури закупівлі. Сформовано погодинний датасет за 2023–2025 роки, побудовано та порівняно прогнозні моделі, обґрунтовано доцільність використання PLS Regression як основної прогнозної моделі, оцінено економічний ефект від зменшення умовних небалансів та розв'язано задачу оптимізації структури закупівлі між РДД і РДН. Практична спрямованість результатів підтверджується довідкою АТ «Харківобленерго» щодо можливості впровадження результатів дослідження.

Рекомендації щодо використання результатів роботи: результати можуть бути використані енергорозподільчими підприємствами для систематизації погодинних даних, моніторингу точності прогнозування та підвищення обґрунтованості планування закупівлі електроенергії.

Ключові слова: витрати, небаланси, прогнозування, економічна аналітика, енергорозподільче підприємство.

ABSTRACT

Thesis of the first (bachelor's) level of higher education on «Economic and Analytical Substantiation of Energy Distribution Enterprise Cost Optimization» contains 116 pages, 28 tables, 20 figures, 3 appendices the list of links contains 38 items.

The purpose of the thesis is to generalize the theoretical and methodological foundations, conduct economic and analytical assessment, forecasting modeling, and develop analytically substantiated recommendations for cost optimization of an energy distribution enterprise.

The object of the research is the processes of cost formation and optimization within an energy distribution enterprise.

The subject of the research is the theoretical and methodological principles, analytical methods, and forecasting and optimization modeling tools for electricity procurement structure aimed at the economic and analytical substantiation of cost optimization of an energy distribution enterprise.

Research methods. The study employs economic analysis, structural and dynamic analysis, correlation analysis, machine learning algorithms, forecasting and optimization modeling, and scenario-based evaluation of the economic effects of cost optimization.

Results of the thesis. Based on the results of the thesis, an economic and analytical approach to optimizing the costs of JSC “Kharkivoblenergo” is proposed. This approach combines forecast modelling of actual electricity consumption and optimization modelling of the procurement structure. An hourly dataset for 2023–2025 was formed; forecast models were developed and compared; the feasibility of using Partial Least Squares Regression (PLS Regression) as the main forecasting model was substantiated; the economic effect of reducing conditional imbalances was assessed; and the problem of optimizing the procurement structure between the Bilateral Contracts Market and the Day-Ahead Market (DAM) was solved. The practical orientation of the results is confirmed by the certificate issued by JSC “Kharkivoblenergo” regarding the possibility of implementing the research results.

Recommendations for using the research results: the results may be used by electricity distribution enterprises to systematize hourly data, monitor forecasting accuracy, and improve the substantiation of electricity procurement planning.

Keywords: *costs, imbalances, forecasting, economic analytics, energy distribution enterprise.*

ЗМІСТ

ВСТУП.....	8
1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ТА МЕТОДИЧНІ ЗАСАДИ ОПТИМІЗАЦІЇ ВИТРАТ ЕНЕРГОРОЗПОДІЛЬЧИХ ПІДПРИЄМСТВ	11
1.1 Сутність та особливості витрат енергорозподільчих підприємств в умовах функціонування ринку електричної енергії	11
1.2 Методичні підходи до економіко-аналітичного обґрунтування оптимізації витрат енергорозподільчих підприємств	18
Висновки до першого розділу	27
2 АНАЛІТИКА СТАНУ, ДИНАМІКИ ТА ПЕРЕДУМОВ ОПТИМІЗАЦІЇ ВИТРАТ ЕНЕРГОРОЗПОДІЛЬЧИХ ПІДПРИЄМСТВ	29
2.1 Аналіз фінансово-економічного стану та результатів діяльності енергорозподільчого підприємства.....	29
2.2 Аналіз динаміки витрат на закупівлю електроенергії та врегулювання небалансів енергорозподільчого підприємства	39
2.3 Аналітика факторів формування витрат енергорозподільчого підприємства та обґрунтування прогнозно-оптимізаційного підходу до їх планування	48
Висновки до другого розділу	61
3 ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ЕКОНОМІКО-АНАЛІТИЧНЕ ОБҐРУНТУВАННЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ВИТРАТ ЕНЕРГОРОЗПОДІЛЬЧОГО ПІДПРИЄМСТВА.....	63
3.1 Прогнозне моделювання споживання електроенергії для оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства.....	63
3.2 Оптимізація структури закупівлі електроенергії, сценарний аналіз та оцінювання економічного ефекту	78
Висновки до третього розділу	97
ВИСНОВКИ.....	99
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	101
ДОДАТКИ	106

ВСТУП

Актуальність теми роботи. Енергорозподільчі підприємства забезпечують фізичну доставку електричної енергії споживачам та функціонують в умовах державного регулювання, тарифного контролю, високої капіталомісткості мережевої інфраструктури й необхідності дотримання вимог щодо надійності та якості електропостачання [1; 4; 5].

Однією з ключових складових їх витрат є витрати на покриття технологічних витрат електроенергії. Незважаючи на технічну природу таких витрат, вони безпосередньо впливають на фінансові результати діяльності, оскільки потребують закупівлі відповідних обсягів електроенергії на ринку. За умов волатильності цін, регуляторних обмежень та високої невизначеності зовнішнього середовища особливого значення набуває точність планування необхідних обсягів закупівлі.

Додатковим джерелом витрат є небаланси електричної енергії, що виникають унаслідок відхилення фактичних обсягів споживання від запланованих. Їх фінансове врегулювання здійснюється через механізми балансуючого ринку, внаслідок чого витрати підприємства залежать як від обсягів небалансів, так і від цінових умов їх покриття [2; 9; 10]. У зв'язку з цим підвищення точності прогнозування споживання електроенергії та удосконалення планування закупівель є важливими напрямками оптимізації витрат енергорозподільчих підприємств, особливо в умовах воєнного стану та зростання нестабільності енергетичного ринку.

Теоретичну основу дослідження становлять праці, присвячені економічній аналітиці, прогнозуванню, моделюванню енергетичних процесів та оцінюванню якості прогнозів. Питання прогнозування ресурсного потенціалу соціально-економічного відновлення України розглянуто у праці Іляш О. І. та співавторів [15]. Напрями енергоефективності на основі інтелектуальної декарбонізації досліджено Трофименко О. О. та співавторами [25]. У сфері прогнозування витрат та електроспоживання в розподільчих мережах важливими є дослідження Блінова І. та співавторів, а також сучасні праці щодо застосування машинного навчання для прогнозування попиту й споживання електроенергії [13; 26; 33; 34].

Метою дипломної роботи є узагальнення теоретико-методичних засад, проведення економічної аналітики, прогнозного моделювання та розроблення аналітично обґрунтованих рекомендацій щодо оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства.

Відповідно до поставленої мети було вирішено такі завдання:

- розкрито сутність та особливості витрат енергорозподільчих підприємств в умовах функціонування ринку електричної енергії;
- досліджено методичні підходи до економіко-аналітичного обґрунтування витрат енергорозподільчого підприємства;
- проведено аналіз фінансово-економічного стану та результатів діяльності енергорозподільчого підприємства;
- проаналізовано витрати на покриття технологічних втрат, закупівлі електроенергії та небалансів;
- проведено причинно-наслідкову аналітику передумов удосконалення планування витрат підприємства;
- здійснено прогностично-аналітичне обґрунтування підходу до удосконалення планування витрат на основі прогнозного моделювання;
- проведено оптимізацію та надано практичні рекомендації щодо використання прогнозного моделювання у плануванні витрат енергорозподільчого підприємства та оцінено їх економічний ефект.

Об'єктом дослідження є процеси формування та оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства.

Предметом дослідження є теоретико-методичні положення, аналітичні методи, інструменти прогнозного та оптимізаційного моделювання структури закупівлі електроенергії для економіко-аналітичного обґрунтування оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства.

Базою досліджень є АТ «Харківобленерго» – оператор системи розподілу електричної енергії, що здійснює діяльність на території Харківської області.

Методи дослідження. У дипломній роботі використано загальнонаукові, економіко-аналітичні, статистичні та економіко-математичні методи дослідження.

Методи аналізу, синтезу, індукції, дедукції та логічного узагальнення застосовано для дослідження теоретичних засад діяльності енергорозподільчих підприємств і підходів до оптимізації витрат. Горизонтальний, вертикальний, коефіцієнтний та структурно-динамічний аналіз використано для оцінювання фінансово-економічного стану АТ «Харківобленерго» та дослідження структури його витрат. Для виявлення факторів формування фактичного споживання електроенергії застосовано кореляційний аналіз, діагностичну аналітику та візуалізацію даних.

Прогнозне моделювання виконано із використанням методів PCA + Linear Regression, Random Forest Regression та PLS Regression. Для обґрунтування напрямів оптимізації витрат застосовано сценарний аналіз та оптимізаційну модель структури закупівлі електроенергії. Обробку даних, моделювання та візуалізацію результатів здійснено засобами Microsoft Excel та Python.

Результати дипломної роботи полягають у розгляді економіко-аналітичного підходу до оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства на основі поєднання прогнозного моделювання фактичного споживання електроенергії та оптимізаційного моделювання структури закупівлі. Практична спрямованість результатів підтверджується довідкою АТ «Харківобленерго» щодо можливості впровадження результатів дослідження.

Рекомендації щодо використання результатів роботи полягають у впровадженні регулярного прогнозування фактичного споживання електроенергії, поєднанні прогнозу з розрахунком умовних дефіцитних і профіцитних небалансів, використанні прогнозного обсягу як вхідного параметра оптимізаційної моделі структури закупівлі між РДД і РДН, а також створенні системи моніторингу прогнозних помилок і витратних наслідків небалансів. Окремі технічні підходи, пов'язані зі збором, структуруванням і перевіркою погодинних даних, можуть бути використані для подальшого розвитку внутрішньої аналітики підприємства та прийняття управлінських рішень на основі даних.

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ТА МЕТОДИЧНІ ЗАСАДИ ОПТИМІЗАЦІЇ ВИТРАТ ЕНЕРГОРОЗПОДІЛЬЧИХ ПІДПРИЄМСТВ

1.1 Сутність та особливості витрат енерготорозподільчих підприємств в умовах функціонування ринку електричної енергії

Електроенергетика є однією з базових галузей національної економіки, від стабільності функціонування якої залежить розвиток промисловості, транспорту, комунального господарства та соціальної сфери. Особливістю електричної енергії як товару є неможливість її масового накопичення та необхідність постійного забезпечення балансу між виробництвом і споживанням. Саме тому організація ринку електричної енергії потребує спеціальних механізмів координації діяльності його учасників та державного регулювання [1].

Сучасна модель ринку електричної енергії України сформувалася внаслідок реформування галузі відповідно до вимог Третього енергетичного пакета Європейського Союзу та положень Закону України «Про ринок електричної енергії». Основною метою реформи стало створення конкурентного середовища, підвищення прозорості ціноутворення, забезпечення недискримінаційного доступу до мережевої інфраструктури та інтеграція українського енергетичного сектору до європейського енергетичного простору [1; 11].

Відповідно до чинної моделі ринку електричної енергії взаємодія його учасників здійснюється через декілька взаємопов'язаних сегментів, кожен з яких виконує окрему економічну функцію. Структуру ринку електричної енергії України доцільно подати у вигляді схеми на рис. 1.1.

Основними сегментами ринку є ринок двосторонніх договорів, ринок «на добу наперед», внутрішньодобовий ринок, балансуючий ринок та ринок допоміжних послуг. Ринок двосторонніх договорів забезпечує можливість укладення довгострокових контрактів між виробниками та покупцями електричної енергії. Ринок «на добу наперед» використовується для визначення погодинних обсягів купівлі-продажу електроенергії на наступну добу, а внутрішньодобовий

ринок дозволяє коригувати сформовані позиції ближче до моменту фізичного постачання електроенергії. Балансуючий ринок забезпечує врегулювання відхилень між фактичними та запланованими обсягами виробництва і споживання електроенергії, тоді як ринок допоміжних послуг спрямований на підтримання надійності роботи енергосистеми [2; 3; 9].



Рисунок 1.1 – Архітектура ринку електричної енергії України

Джерело: [17].

До основних учасників ринку належать виробники електричної енергії, оператор системи передачі, оператори систем розподілу, постачальники електричної енергії, трейдери, оператор ринку, гарантований покупець та кінцеві споживачі [1]. Їх взаємодія забезпечує безперервне функціонування енергетичної системи та підтримання балансу між виробництвом і споживанням електроенергії.

Важливу роль у функціонуванні ринку виконує Національна комісія, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг (НКРЕКП). Регулятор здійснює ліцензування діяльності учасників ринку, затверджує правила його функціонування, встановлює тарифи на послуги природних монополій та контролює дотримання законодавства у сфері електроенергетики [1; 4; 5]. Саме НКРЕКП формує регуляторне середовище, в межах якого здійснюють діяльність оператори систем розподілу.

Ключовим елементом ринкової інфраструктури є НЕК «Укренерго», яка виконує функції оператора системи передачі. Підприємство забезпечує

диспетчерське управління об'єднаною енергетичною системою України, підтримання балансу виробництва та споживання електроенергії, а також організацію роботи балансуючого ринку та ринку допоміжних послуг [9; 10]. Саме через механізми, адміністровані НЕК «Укренерго», здійснюється врегулювання небалансів електричної енергії, що має особливе значення для операторів систем розподілу.

Окреме місце в структурі ринку займають оператори систем розподілу, які забезпечують транспортування електроенергії від магістральних мереж до кінцевих споживачів. На відміну від постачальників електричної енергії, вони не здійснюють її продаж, а надають послугу з розподілу електроенергії та відповідають за технічний стан мережевої інфраструктури. Саме особливості діяльності операторів систем розподілу значною мірою визначають специфіку формування їх витрат та потребують окремого розгляду.

Відповідно до Закону України «Про ринок електричної енергії» оператор системи розподілу є юридичною особою, відповідальною за безпечну, надійну та ефективну експлуатацію системи розподілу електричної енергії, її технічне обслуговування та розвиток [1]. Діяльність ОСР має стратегічне значення для функціонування ринку електроенергії, оскільки саме через розподільчі мережі здійснюється фізична доставка електричної енергії переважній більшості споживачів.

Основними функціями операторів систем розподілу є забезпечення передачі електроенергії мережами розподілу, підтримання належного технічного стану електричних мереж, приєднання нових споживачів і генеруючих установок, здійснення комерційного обліку електроенергії та забезпечення встановлених показників якості електропостачання [4].

Особливістю діяльності ОСР є те, що вона належить до сфери природних монополій. Економічна доцільність функціонування декількох паралельних розподільчих мереж на одній території відсутня, тому кожен оператор системи розподілу здійснює діяльність у межах визначеної ліцензійної території.

Відповідно, умови функціонування ОСР, порядок формування тарифів та вимоги до якості послуг регулюються державою [5].

На відміну від підприємств конкурентних сегментів ринку, основним джерелом доходів операторів систем розподілу є тариф на послуги з розподілу електричної енергії, який встановлюється НКРЕКП. Крім того, ОСР можуть отримувати доходи від послуг з приєднання до електричних мереж та окремих допоміжних послуг, передбачених законодавством [5].

Структура витрат операторів систем розподілу характеризується значною часткою витрат, пов'язаних із забезпеченням функціонування мережевої інфраструктури. До них належать витрати на експлуатацію та ремонт мереж, оплату праці персоналу, амортизацію основних засобів, інвестиційні заходи, а також витрати на покриття технологічних витрат електроенергії. Саме остання складова є однією з найбільш специфічних для діяльності ОСР та безпосередньо пов'язана з функціонуванням ринку електричної енергії.

Для більшості операторів систем розподілу витрати на покриття технологічних витрат є однією з найбільших статей операційних витрат. Їх величина залежить від технічного стану мереж, обсягів переданої електроенергії, структури навантаження та ринкової вартості електроенергії. Саме тому ефективність управління технологічними витратами суттєво впливає на результати діяльності підприємства.

На відміну від більшості інших витрат підприємства, технологічні витрати мають об'єктивний характер і обумовлені фізичними процесами передачі електроенергії. Повністю усунути їх неможливо, однак їх величина може змінюватися залежно від технічного стану мереж, режимів роботи обладнання та структури навантаження [6; 7].

У нормативних документах технологічні витрати електроенергії визначаються як втрати електричної енергії, що виникають у лініях електропередачі, трансформаторах та іншому обладнанні електричних мереж під час передачі електроенергії від джерела живлення до споживача [6]. Для оператора системи розподілу вони мають не лише технічне, але й економічне значення,

оскільки потребують закупівлі відповідних обсягів електроенергії для їх компенсації.

У науковій та практичній діяльності прийнято розрізняти технічні та комерційні втрати електроенергії. Технічні втрати є наслідком фізичних процесів у мережах та електрообладнанні і залежать від параметрів електричної мережі, навантаження та характеристик обладнання. Комерційні втрати пов'язані з похибками обліку, недосконалістю систем вимірювання або випадками необлікованого споживання електроенергії [11].

Для систематизації причин виникнення втрат електроенергії доцільно використати табл. 1.1.

Таблиця 1.1 – Основні фактори формування технологічних витрат електроенергії

Група факторів	Характеристика впливу
Технічні	Знос мереж, технічний стан обладнання, рівень напруги
Режимні	Навантаження мережі, структура споживання, сезонність
Погодні	Температура повітря, погодні умови
Організаційні	Якість обслуговування мереж та систем обліку
Зовнішні	Пошкодження мереж, аварійні ситуації, воєнні дії

Джерело: складено автором на основі [6; 7; 11].

Особливість технологічних витрат полягає в тому, що оператор системи розподілу повинен забезпечити їх покриття шляхом закупівлі відповідних обсягів електроенергії на ринку. Таким чином, технічна проблема втрат безпосередньо трансформується в економічну проблему додаткових витрат підприємства. Від точності визначення майбутніх обсягів технологічних витрат залежить ефективність закупівельної діяльності та рівень витрат на компенсацію втрат електроенергії.

Сучасні дослідження свідчать, що підвищення точності оцінювання та прогнозування втрат електроенергії дозволяє суттєво покращити процес планування потреби в електроенергії та зменшити ризик виникнення додаткових витрат [12]. Саме тому технологічні витрати дедалі частіше розглядаються не лише

як технічна характеристика мережі, а як об'єкт економічної аналітики та прогнозування.

Відповідно до Правил ринку небаланс електричної енергії являє собою різницю між фактичними та запланованими обсягами виробництва або споживання електроенергії за певний розрахунковий період [2]. Для операторів систем розподілу небаланси виникають тоді, коли фактичний обсяг технологічних витрат відрізняється від обсягу електроенергії, який було закуплено для їх покриття.

Механізм формування небалансів можна представити у вигляді послідовності взаємопов'язаних етапів: прогнозування потреби в електроенергії, планування закупівель, фактичне споживання електроенергії та фінансове врегулювання відхилень.

Фінансове врегулювання небалансів здійснюється через балансуючий ринок, функціонування якого забезпечує НЕК «Укренерго» [9; 10]. На відміну від інших сегментів ринку електричної енергії, балансуючий ринок призначений не для планової закупівлі електроенергії, а для компенсації відхилень, які вже фактично виникли в енергосистемі.

Для операторів систем розподілу балансуючий ринок є одним із найбільш чутливих джерел додаткових витрат. Чим більшим є відхилення між фактичними та запланованими обсягами електроенергії, тим вищими можуть бути витрати на врегулювання небалансів. Саме тому навіть відносно невеликі похибки прогнозування здатні призводити до суттєвих фінансових втрат підприємства.

Водночас виникнення небалансів не завжди є наслідком виключно похибок прогнозування. На їх величину можуть впливати аварійні ситуації, зміни режимів роботи мережі, пошкодження інфраструктури та інші фактори, які не піддаються повному контролю з боку підприємства. Тому ефективне управління небалансами передбачає не лише вдосконалення прогнозних моделей, але й врахування зовнішніх ризиків під час планування діяльності.

Таким чином, небаланси є важливою складовою економічних ризиків операторів систем розподілу, а їх мінімізація виступає одним із ключових напрямів оптимізації витрат підприємства.

Повномасштабна війна стала одним із найсуттєвіших факторів трансформації функціонування енергетичного сектору України. Руйнування енергетичної інфраструктури, постійна загроза нових пошкоджень та необхідність проведення аварійно-відновлювальних робіт суттєво ускладнили діяльність усіх учасників ринку електричної енергії, зокрема операторів систем розподілу [13–18].

Для енергорозподільчих підприємств основними наслідками воєнного стану стали пошкодження електричних мереж, зростання аварійності та збільшення витрат на відновлення інфраструктури. Крім прямих матеріальних збитків, значного впливу зазнала структура електроспоживання. Переміщення населення, релокація підприємств, зміна режимів роботи бізнесу та побутових споживачів призвели до суттєвих змін у просторовій та часовій структурі навантаження електричних мереж [14].

За таких умов значно ускладнюється процес прогнозування потреби в електроенергії та технологічних витрат. Історичні закономірності, які використовувалися для планування діяльності підприємств у довоєнний період, частково втратили актуальність, що підвищує ризик виникнення небалансів та додаткових витрат.

Одним із показників, який дозволяє непрямо оцінити вплив зовнішніх факторів на функціонування розподільчих мереж, є індекс SAIDI (System Average Interruption Duration Index). Даний показник характеризує середню тривалість перерв в електропостачанні для одного споживача протягом певного періоду та широко використовується для оцінювання надійності електропостачання [8].

Зростання значень SAIDI свідчить про погіршення надійності функціонування мереж та може бути пов'язане як із технічним станом інфраструктури, так і з впливом зовнішніх факторів, зокрема наслідків воєнних дій. У зв'язку з цим показник SAIDI може розглядатися як один із додаткових індикаторів, що характеризують умови функціонування операторів систем розподілу та потенційно впливають на формування технологічних витрат і небалансів.

Отже, в умовах воєнного стану діяльність енергорозподільчих підприємств характеризується підвищеним рівнем невизначеності та зростанням впливу зовнішніх факторів на результати їх функціонування. За таких умов особливого значення набувають інструменти економічної аналітики та прогнозування, здатні підвищити точність планування потреби в електроенергії та сприяти зниженню додаткових витрат, пов'язаних із небалансами.

1.2 Методичні підходи до економіко-аналітичного обґрунтування оптимізації витрат енергорозподільчих підприємств

В умовах функціонування сучасного ринку електричної енергії ефективно управління витратами енергорозподільчих підприємств потребує використання науково обґрунтованих методів економічної аналітики. Зростання обсягів доступної інформації, підвищення мінливості зовнішнього середовища та необхідність прийняття оперативних управлінських рішень обумовлюють перехід від традиційних підходів аналізу до використання аналітичних методів, орієнтованих на виявлення закономірностей і прогнозування майбутніх процесів [15–17; 25].

Економічна аналітика являє собою систему методів і моделей, спрямованих на дослідження економічних процесів, виявлення причинно-наслідкових зв'язків та обґрунтування управлінських рішень на основі даних. Для енергетичних підприємств вона виступає важливим інструментом оцінювання ефективності діяльності, аналізу витрат та пошуку напрямів їх оптимізації.

Базовим інструментом економічної аналітики є економічний аналіз, який дозволяє досліджувати структуру, динаміку та тенденції зміни економічних показників. У межах аналізу витрат енергорозподільчих підприємств він використовується для оцінювання структури витрат, визначення найбільш значущих статей витрат та виявлення резервів підвищення ефективності діяльності.

Важливе місце в системі економічної аналітики займає факторний аналіз, основним завданням якого є встановлення впливу окремих факторів на

результативний показник. Для дослідження технологічних витрат електроенергії факторний аналіз дозволяє визначити, які саме характеристики ринку, погодних умов, режимів електроспоживання та технічного стану мереж найбільшою мірою впливають на обсяги витрат підприємства [18].

Подальшим розвитком факторного аналізу є регресійний аналіз, який забезпечує кількісне моделювання залежності між результативною змінною та сукупністю факторних ознак. Регресійні моделі широко використовуються в економічних дослідженнях для прогнозування майбутніх значень показників та оцінювання сили впливу окремих факторів. Особливого значення вони набули в енергетичному секторі, де використовуються для прогнозування електроспоживання, навантаження електричних мереж та технологічних витрат електроенергії [19; 20].

Найбільш перспективним напрямом розвитку економічної аналітики є прогнозування, яке дозволяє не лише аналізувати результати діяльності підприємства в минулому, але й оцінювати можливі майбутні сценарії його функціонування. Для операторів систем розподілу прогнозування є важливим інструментом планування закупівлі електроенергії для покриття технологічних витрат та мінімізації небалансів на ринку електричної енергії.

Таким чином, економічний аналіз, факторний аналіз, регресійне моделювання та прогнозування формують методичну основу дослідження витрат енергорозподільчих підприємств і створюють підґрунтя для використання сучасних статистичних методів та методів машинного навчання в задачах прогнозування електроспоживання.

Прогнозування споживання електроенергії є одним із ключових напрямів економічної аналітики в енергетичному секторі. Для операторів систем розподілу результати прогнозування використовуються під час планування закупівлі електроенергії для покриття технологічних витрат, що безпосередньо впливає на величину небалансів та пов'язаних із ними витрат підприємства. Тому вибір методів прогнозування має важливе практичне значення [13–15].

У сучасних дослідженнях прогнозування електроспоживання застосовуються статистичні методи, регресійні моделі та методи машинного навчання. Вибір конкретного підходу залежить від структури даних, кількості факторних ознак, рівня їх взаємозв'язку та поставлених цілей дослідження [19].

До статистичних методів належать моделі часових рядів, експоненційного згладжування та авторегресійні моделі. Їх перевагою є відносна простота реалізації та можливість використання лише історичних значень прогнозованого показника. Проте такі методи недостатньо ефективно враховують вплив зовнішніх факторів, що обмежує їх застосування для багатфакторних задач прогнозування електроспоживання [19].

Більш широкі можливості забезпечують регресійні моделі, які дозволяють досліджувати залежність між результативною змінною та сукупністю факторних ознак. Найпростішим і найбільш поширеним інструментом є множинна лінійна регресія (Multiple Linear Regression). Її перевагами є простота інтерпретації результатів та можливість кількісного оцінювання впливу окремих факторів. Водночас ефективність лінійної регресії може знижуватися за наявності значної мультиколінеарності між пояснювальними змінними [20].

Одним із підходів до вирішення проблеми мультиколінеарності є використання методу головних компонент (Principal Component Analysis, PCA). PCA дозволяє перетворити вихідний набір взаємопов'язаних факторів у меншу кількість незалежних компонент, які зберігають більшу частину інформації початкового набору даних [21]. Після побудови головних компонент вони можуть використовуватися як вхідні змінні для регресійної моделі. Такий підхід дозволяє підвищити стійкість прогнозування та зменшити вплив кореляції між факторами [22].

Подальшим розвитком даного підходу є Partial Least Squares Regression (PLS). На відміну від PCA, який формує компоненти лише на основі структури факторних ознак, PLS одночасно враховує як факторні змінні, так і їх зв'язок із результативним показником. У результаті формуються латентні компоненти, які максимально

пояснюють варіацію цільової змінної та забезпечують побудову прогнозної моделі [23; 24].

Перевагами PLS є можливість роботи з великою кількістю взаємопов'язаних факторів, стійкість до мультиколінеарності та поєднання етапів зниження розмірності даних і прогнозування в межах єдиного алгоритму. Саме тому PLS широко застосовується в задачах прогнозування складних багатофакторних процесів та може розглядатись як один із перспективних методів прогнозування технологічних витрат електроенергії.

Окрему групу складають методи машинного навчання. Серед них значного поширення набув алгоритм Random Forest Regression, який базується на побудові ансамблю дерев рішень. Перевагою даного підходу є здатність виявляти складні нелінійні залежності між змінними та працювати з великими масивами даних [13; 26]. Водночас результати моделей машинного навчання зазвичай складніше інтерпретувати порівняно з регресійними моделями.

Для узагальнення характеристик методів прогнозування доцільно використати табл. 1.2.

Таблиця 1.2 – Порівняльна характеристика методів прогнозування, релевантних для дослідження

Метод	Переваги	Недоліки
1	2	3
Multiple Linear Regression	Простота та інтерпретованість	Чутливість до мультиколінеарності
PCA + Linear Regression	Усунення мультиколінеарності	Компоненти складніше інтерпретувати
PLS Regression	Поєднання зниження розмірності та прогнозування, стійкість до мультиколінеарності	Необхідність вибору оптимальної кількості компонент
Random Forest Regression	Моделювання складних нелінійних залежностей	Нижча інтерпретованість результатів

Джерело: складено автором на основі [20–24; 13; 26].

З урахуванням особливостей досліджуваних даних та значної кількості взаємопов'язаних факторних ознак основною прогнозною моделлю в даній роботі обрано Partial Least Squares Regression. Для підтвердження отриманих результатів

та оцінювання ефективності обраного підходу додатково використовуються PCA + Linear Regression та Random Forest Regression, а лінійна регресія розглядається як базовий регресійний інструмент у складі моделі PCA + Linear Regression. Такий підхід забезпечує можливість порівняльного аналізу різних методів прогнозування та обґрунтованого вибору найбільш ефективної моделі.

Після побудови прогнозової моделі важливим етапом дослідження є оцінювання точності отриманих прогнозів. Для цього використовуються спеціальні показники, які дозволяють кількісно визначити рівень відхилення прогнозних значень від фактичних даних та порівняти ефективність різних моделей прогнозування [27; 28].

Одним із найбільш поширених показників є середня абсолютна похибка (Mean Absolute Error, MAE), яка визначається за (1.1):

$$MAE = \left(\frac{1}{n}\right) \sum |y_i - \hat{y}_i| \quad (1.1)$$

де MAE – середня абсолютна похибка прогнозу;

n – кількість спостережень;

y_i – фактичне значення показника;

$\hat{y}_i$ – прогнозне значення показника.

Показник MAE характеризує середню величину помилки прогнозування в абсолютних одиницях вимірювання та є простим для економічної інтерпретації.

Для підвищення чутливості оцінювання до значних відхилень використовується корінь із середньоквадратичної похибки (Root Mean Squared Error, RMSE), який розраховується за формулою (1.2):

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n}\right) \sum (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (1.2)$$

де $RMSE$ – корінь із середньоквадратичної похибки;

n – кількість спостережень;

y_i – фактичне значення показника;

$\hat{y}_i$ – прогнозне значення показника.

На відміну від MAE, показник RMSE надає більшу вагу значним помилкам прогнозування, що є важливим для задач, де великі відхилення можуть спричинити суттєві економічні втрати.

Для оцінювання відносної точності прогнозу використовується середня абсолютна відносна похибка (Mean Absolute Percentage Error, MAPE), яка визначається за формулою (1.3):

$$\text{MAPE} = \left(\frac{100\%}{n} \right) \sum \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (1.3)$$

де MAPE – середня абсолютна відносна похибка;

n – кількість спостережень;

y_i – фактичне значення показника;

$\hat{y}_i$ – прогнозне значення показника.

Показник MAPE відображає середнє відсоткове відхилення прогнозу від фактичних значень та дозволяє порівнювати якість моделей незалежно від масштабу даних.

Для оцінювання пояснювальної здатності моделі використовується коефіцієнт детермінації R^2 , який визначається за формулою (1.4):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2}, \quad (1.4)$$

де R^2 – коефіцієнт детермінації;

y_i – фактичне значення показника;

$\hat{y}_i$ – прогнозне значення показника.

$\bar{y}$ – середнє значення фактичного показника.

Коефіцієнт детермінації показує частку варіації результативної змінної, яка пояснюється побудованою моделлю. Чим ближче значення R^2 до одиниці, тим вищою є якість моделі та її здатність відтворювати закономірності досліджуваного процесу [28].

Для узагальнення характеристик показників оцінювання якості прогнозів доцільно використати табл. 1.3.

Таблиця 1.3 – Порівняльна характеристика показників оцінювання якості прогнозів

Показник	Основне призначення	Переваги	Обмеження
MAE	Середня абсолютна помилка	Простота інтерпретації	Не враховує критичність великих помилок
RMSE	Середньоквадратична помилка	Чутливість до великих відхилень	Складніше інтерпретується
MAPE	Відносна похибка	Можливість порівняння моделей	Нестійкий при малих значеннях показника
R^2	Пояснювальна здатність моделі	Відображає загальну якість моделі	Не показує абсолютний розмір похибки

Джерело: складено автором на основі [27; 28].

Таким чином, використання показників MAE, RMSE, MAPE та R^2 дозволяє комплексно оцінити якість прогнозних моделей та обґрунтовано обрати найбільш ефективний інструмент прогнозування для задач оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства.

Оптимізаційні методи обґрунтування структури закупівлі електроенергії

У задачах економіко-аналітичного обґрунтування витрат прогнозування доцільно поєднувати з оптимізаційними методами. Прогнозна модель дозволяє оцінити очікуваний обсяг потреби в ресурсі, однак саме оптимізаційна модель дає змогу визначити найдоцільніший спосіб покриття цієї потреби з урахуванням цінових параметрів, доступних альтернатив і встановлених обмежень.

Одним із базових інструментів формалізації таких задач є лінійне програмування. Його сутність полягає у визначенні значень керованих змінних, за яких лінійна цільова функція набуває мінімального або максимального значення за умови виконання системи лінійних обмежень [32]. Для економічних задач управління витратами лінійне програмування є доцільним тоді, коли необхідно мінімізувати витрати на закупівлю ресурсу за наявності декількох можливих джерел закупівлі, відомих або прогнозованих цін і допустимих меж зміни структури рішення.

У контексті діяльності оператора системи розподілу оптимізаційна задача може бути сформульована як задача мінімізації витрат на закупівлю електроенергії для покриття технологічних витрат. Керованими змінними в такій задачі можуть

виступати обсяги закупівлі на ринку двосторонніх договорів та ринку «на добу наперед», а прогнозний обсяг фактичного споживання електроенергії може використовуватися як обмеження повного покриття потреби. Внутрішньодобовий ринок у такій постановці доцільно розглядати окремо, оскільки він використовується переважно для оперативного коригування закупівельної позиції, а не для формування планової базової структури закупівлі.

Загальна логіка поєднання прогнозування та оптимізації полягає в тому, що спочатку формується прогноз фактичного споживання електроенергії, далі на його основі визначається потреба в закупівлі, після чого оптимізаційна модель розподіляє прогнозний обсяг між доступними плановими сегментами ринку з урахуванням цінових параметрів і структурних обмежень. Такий підхід дозволяє перейти від оцінювання точності прогнозу до формалізованого економічного рішення щодо мінімізації витрат.

Методичний підхід до оптимізації витрат на основі прогнозування та оптимізаційного моделювання

Проведений аналіз сучасних підходів до економічної аналітики, прогнозування та оцінювання якості моделей дозволяє сформулювати методичний підхід до оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства. Його основу становить припущення про те, що підвищення точності прогнозування технологічних витрат електроенергії сприяє зниженню небалансів та скороченню витрат, пов'язаних із їх врегулюванням.

Відповідно до поставленої мети дослідження об'єктом прогнозування виступають технологічні витрати електроенергії оператора системи розподілу. Формування прогнозу здійснюється на основі аналізу сукупності факторів, які характеризують умови функціонування підприємства та ринку електричної енергії.

Інформаційна база дослідження включає календарні характеристики, погодні показники, параметри функціонування окремих сегментів ринку електроенергії, показники фактичного електроспоживання та інші фактори, які можуть впливати на обсяги технологічних витрат. Використання широкого набору факторних ознак

дозволяє врахувати багатофакторний характер формування технологічних витрат електроенергії.

Особливістю дослідження є наявність значної кількості взаємопов'язаних факторів, що може призводити до мультиколінеарності та знижувати ефективність традиційних регресійних моделей. Для вирішення цієї проблеми основним інструментом прогнозування обрано Partial Least Squares Regression, який дозволяє одночасно формувати латентні компоненти та будувати прогнозну модель на їх основі.

Для оцінювання ефективності обраного підходу додатково використовуються PCA + Linear Regression та Random Forest Regression. Порівняння результатів різних моделей дозволяє обґрунтувати доцільність використання PLS для задач прогнозування технологічних витрат електроенергії.

Оцінювання якості прогнозів здійснюється за допомогою показників MAE, RMSE, MAPE та R^2 . На основі отриманих результатів визначається модель, яка забезпечує найкращу точність прогнозування та може бути використана для підтримки управлінських рішень.

Отриманий прогноз технологічних витрат використовується для підвищення точності планування закупівлі електроенергії. Очікується, що зменшення похибки прогнозування сприятиме скороченню відхилень між фактичними та запланованими обсягами електроенергії, а отже – зниженню обсягів небалансів та витрат на їх врегулювання.

Для узагальнення розглянутих теоретико-методичних положень доцільно сформулювати методичний підхід до економіко-аналітичного та оптимізаційного обґрунтування витрат енергорозподільчого підприємства. Його логіка ґрунтується на послідовному переході від аналізу факторів формування фактичного споживання електроенергії до побудови прогнозних моделей, оцінювання їх якості, розрахунку умовних небалансів і формалізації оптимізаційної задачі структури закупівлі електроенергії. Такий підхід дозволяє розглядати прогнозування не як самостійний кінцевий результат, а як вхідну інформаційну основу для прийняття економічного

рішення щодо мінімізації витрат. Послідовність реалізації такого підходу наведено на рис. 1.2.



Рисунок 1.2 – Методичний підхід до економіко-аналітичного обґрунтування оптимізації витрат енергорозподільного підприємства

Джерело: складено автором.

Таким чином, розглянуті методи формують методичну основу подальшої аналітики та моделювання.

Висновки до першого розділу

1. У першому розділі дипломної роботи розкрито сутність та особливості формування витрат енергорозподільних підприємств в умовах функціонування ринку електричної енергії. Встановлено, що діяльність операторів систем розподілу характеризується високим рівнем державного регулювання, залежністю від технічного стану мереж та необхідністю забезпечення надійності електропостачання, що визначає специфіку структури їх витрат. Обґрунтовано, що важливими складовими витрат є витрати на закупівлю електроенергії для покриття технологічних витрат та витрати, пов'язані з врегулюванням небалансів. Показано,

що їх величина залежить не лише від технічних характеристик мереж, а й від точності планування потреби в електроенергії, ринкових цін та якості прогнозування. Визначено, що підвищення ефективності управління витратами доцільно розглядати через удосконалення процесів планування та аналітичного забезпечення прийняття управлінських рішень.

2. Досліджено методичні підходи до економіко-аналітичного обґрунтування витрат енергорозподільчих підприємств. Систематизовано можливості використання економічного аналізу, структурно-динамічної та причинно-наслідкової аналітики, кореляційного аналізу, прогнозного моделювання та оцінювання економічного ефекту для підтримки управлінських рішень. Встановлено, що використання прогнозних моделей дозволяє підвищити обґрунтованість планування потреби в електроенергії та створює передумови для оптимізації структури закупівель. Для прогнозування фактичного споживання електроенергії обґрунтовано доцільність застосування моделей PCA + Linear Regression, Random Forest Regression та PLS Regression, які дають змогу враховувати різні типи взаємозв'язків між факторними ознаками та результативним показником. Отримані результати сформували теоретико-методичну основу подальшого дослідження, спрямованого на економічну аналітику витрат, прогнозне моделювання та оптимізаційне обґрунтування структури закупівлі електроенергії.

2 АНАЛІТИКА СТАНУ, ДИНАМІКИ ТА ПЕРЕДУМОВ ОПТИМІЗАЦІЇ ВИТРАТ ЕНЕРГОРОЗПОДІЛЬЧИХ ПІДПРИЄМСТВ

2.1 Аналіз фінансово-економічного стану та результатів діяльності енергорозподільчого підприємства

АТ «Харківобленерго» є оператором системи розподілу електричної енергії, що здійснює діяльність у сфері розподілу електроенергії на території Харківської області. Діяльність підприємства має стратегічне значення для функціонування регіональної економіки, оскільки забезпечення безперервного та надійного розподілу електричної енергії є необхідною умовою роботи промисловості, об'єктів критичної інфраструктури, комунального господарства та побутових споживачів.

Відповідно до чинної моделі ринку електричної енергії України, оператори систем розподілу не здійснюють продаж електроенергії кінцевим споживачам, а надають послугу з її розподілу електричними мережами. Їх діяльність регулюється Законом України «Про ринок електричної енергії», Кодексом систем розподілу та нормативними актами НКРЕКП [1;4;5]. Така специфіка визначає особливий характер фінансової моделі підприємства: основним джерелом доходу є тариф на послуги з розподілу електричної енергії, тоді як значна частина витрат має об'єктивний, інфраструктурний та регуляторно зумовлений характер.

АТ «Харківобленерго» функціонує у складних умовах, що поєднують особливості природної монополії, високу капіталомісткість мережевої інфраструктури, регульоване тарифоутворення та підвищений вплив зовнішніх ризиків. Особливої ваги ці фактори набули після початку повномасштабної війни, оскільки Харківська область належить до регіонів із високим рівнем воєнних та інфраструктурних ризиків. Пошкодження електричних мереж, необхідність аварійно-відновлювальних робіт, зміна режимів електроспоживання та нестабільність платіжних потоків безпосередньо впливають на фінансово-економічні результати діяльності підприємства.

Фінансово-економічний аналіз АТ «Харківобленерго» доцільно здійснювати за 2023–2025 роки, оскільки саме цей період відображає функціонування підприємства в умовах повномасштабної війни, трансформації ринкової кон'юнктури, високої волатильності цін на електроенергію та зростання ролі аналітичного планування витрат. Інформаційною основою аналізу є відкрита фінансова звітність підприємства, а також розрахунки автора та підприємства.

Аналіз основних фінансово-економічних показників

Для оцінювання загальної фінансової динаміки підприємства доцільно проаналізувати ключові показники звіту про фінансові результати: чистий дохід від реалізації, собівартість реалізованих послуг, валовий прибуток або збиток, операційний фінансовий результат і чистий фінансовий результат. Ці показники дозволяють визначити, наскільки дохідна база підприємства здатна покривати витрати та формувати позитивний фінансовий результат.

Динаміку основних фінансових результатів діяльності АТ «Харківобленерго» за 2023–2025 роки наведено в табл. 2.1.

Таблиця 2.1 – Основні фінансові результати діяльності АТ «Харківобленерго» у 2023–2025 рр., тис. грн

Показник	2023	2024	2025	Абсолютна зміна 2025/2023	Темп зміни 2025/2023, %
Чистий дохід від реалізації продукції, товарів, робіт, послуг	5 425 539	7 477 712	8 186 646	2 761 107	150,9
Собівартість реалізованої продукції, товарів, робіт, послуг	5 668 401	6 826 135	7 791 481	2 123 080	137,5
Валовий прибуток / збиток	-242 862	651 577	395 165	638 027	—
Фінансовий результат від операційної діяльності	-463 708	-1 165	260 135	723 843	—
Фінансовий результат до оподаткування	-478 947	21 412	12 798	491 745	—
Чистий фінансовий результат	-399 849	6 389	10 765	410 614	—

Джерело: складено автором за даними фінансової звітності АТ «Харківобленерго» та розрахунків автора і підприємства.

Наведені в табл. 2.1 дані свідчать про суттєву зміну фінансової траєкторії підприємства протягом 2023–2025 років. У 2023 році АТ «Харківобленерго» функціонувало в умовах збитковості: валовий збиток становив 242 862 тис. грн, операційний збиток – 463 708 тис. грн, а чистий збиток – 399 849 тис. грн. Це відображає значний дисбаланс між дохідною базою та витратами підприємства.

У 2024 році спостерігалось суттєве покращення фінансових результатів. Чистий дохід збільшився до 7 477 712 тис. грн, що на 37,8% більше порівняно з 2023 роком. Валовий фінансовий результат став позитивним і становив 651 577 тис. грн. Водночас операційний результат залишався майже нульовим і становив -1 165 тис. грн, що свідчить про те, що підприємство фактично вийшло на межу операційної беззбитковості, однак ще не мало достатнього запасу операційної стійкості.

У 2025 році чистий дохід продовжив зростати та досяг 8 186 646 тис. грн. Порівняно з 2023 роком його приріст становив 2 761 107 тис. грн, або 50,9%. Водночас собівартість реалізованих послуг також зросла – з 5 668 401 тис. грн у 2023 році до 7 791 481 тис. грн у 2025 році. Отже, позитивна динаміка доходів супроводжувалася зростанням витратної бази. Це є важливим для теми дослідження, оскільки демонструє високу чутливість фінансових результатів підприємства до витратної частини діяльності.

У 2025 році підприємство сформувало позитивний операційний результат у розмірі 260 135 тис. грн і чистий прибуток у розмірі 10 765 тис. грн. Проте масштаб чистого прибутку залишається незначним порівняно з обсягом доходів і активів підприємства. Це означає, що навіть за умов відновлення позитивного фінансового результату фінансова модель АТ «Харківобленерго» залишається чутливою до зміни витрат, зокрема витрат на покриття технологічних витрат електроенергії.

Для доповнення аналізу результатів діяльності доцільно розглянути динаміку ключових балансових показників підприємства, зокрема активів, основних засобів, запасів, дебіторської і кредиторської заборгованості, власного капіталу та зобов'язань. Відповідні показники наведено в табл. 2.2.

Таблиця 2.2 – Основні показники майнового стану та джерел фінансування
АТ «Харківобленерго» у 2023–2025 рр., тис. грн

Показник	2023	2024	2025	Абсолютна зміна 2025/2023	Темп зміни 2025/2023, %
Активи	8 969 011	11 860 585	12 628 751	3 659 740	140,8
Основні засоби за залишковою вартістю	3 854 536	6 857 344	7 405 094	3 550 558	192,1
Запаси	213 609	392 643	466 096	252 487	218,2
Короткострокова дебіторська заборгованість	4 026 676	3 759 859	3 655 262	-371 414	90,8
Короткострокова кредиторська заборгованість	5 610 265	5 161 252	4 890 825	-719 440	87,2
Власний капітал	3 023 285	5 092 576	5 147 782	2 124 497	170,3
Зобов'язання	5 945 726	6 768 009	7 480 969	1 535 243	125,8
Співвідношення власного капіталу та зобов'язань	0,508	0,752	0,688	0,180	—

Джерело: складено автором за даними фінансової звітності АТ «Харківобленерго» та розрахунків автора і підприємства.

У 2023–2025 роках активи підприємства зросли з 8 969 011 тис. грн до 12 628 751 тис. грн, тобто на 40,8%. Найбільше зростання спостерігалось за основними засобами, залишкова вартість яких збільшилася майже в 1,9 рази. Це відображає високу капіталомісткість діяльності оператора системи розподілу та значення мережевої інфраструктури для його функціонування.

Зростання запасів із 213 609 тис. грн у 2023 році до 466 096 тис. грн у 2025 році може бути пов'язане з потребою забезпечення ремонтних, відновлювальних та експлуатаційних робіт. В умовах воєнного стану наявність матеріальних ресурсів для підтримання працездатності мереж має особливе значення, однак одночасно збільшує потребу в оборотному капіталі.

Позитивним моментом є скорочення короткострокової дебіторської заборгованості на 371 414 тис. грн і короткострокової кредиторської заборгованості на 719 440 тис. грн протягом 2023–2025 років. Водночас їх абсолютні обсяги залишаються значними, що свідчить про напруженість поточних розрахунків. Для оператора системи розподілу це має особливе значення, оскільки своєчасність

надходження коштів впливає на можливості фінансувати поточну діяльність, ремонтні роботи та закупівлю електроенергії для покриття технологічних витрат.

Динаміку активів, власного капіталу та зобов'язань підприємства доцільно візуалізувати на рис. 2.1, оскільки саме співвідношення цих показників дозволяє оцінити загальний масштаб діяльності та структуру джерел фінансування підприємства.

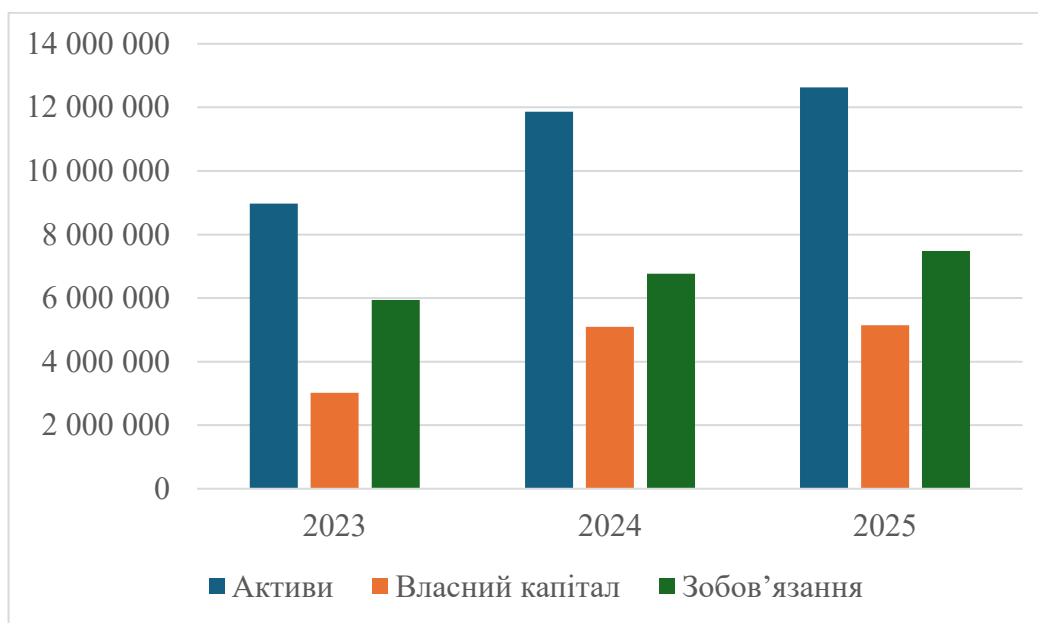


Рисунок 2.1 – Динаміка активів, власного капіталу та зобов'язань
АТ «Харківобленерго» у 2023–2025 рр.

Джерело: побудовано автором за даними фінансової звітності АТ «Харківобленерго» та розрахунків автора і підприємства.

Як видно з рис. 2.1, зростання активів підприємства у 2023–2025 роках супроводжувалося одночасним зростанням як власного капіталу, так і зобов'язань. Це свідчить про розширення ресурсної бази підприємства, однак також підтверджує збереження значного боргового навантаження. Незважаючи на збільшення власного капіталу у 2024–2025 роках, зобов'язання залишалися вищими за власний капітал, що обмежує фінансову стійкість підприємства.

Загалом аналіз основних фінансово-економічних показників свідчить, що у 2024–2025 роках підприємство поступово відновлювало позитивну фінансову динаміку після збиткового 2023 року. Проте фінансовий результат залишається вразливим до змін витратної частини діяльності. Саме тому подальший аналіз має

бути спрямований не лише на загальні показники доходів і прибутку, а й на оцінювання фінансового стану підприємства та витрат, пов'язаних із покриттям технологічних витрат електроенергії.

Аналіз фінансового стану

Фінансовий стан підприємства доцільно оцінювати через систему показників ліквідності, фінансової стійкості, ділової активності та рентабельності. Такий підхід дозволяє комплексно охарактеризувати здатність підприємства виконувати поточні зобов'язання, забезпечувати достатній рівень фінансової незалежності, ефективно використовувати активи та генерувати фінансовий результат.

Результати розрахунку основних фінансових коефіцієнтів АТ «Харківобленерго» за 2023–2025 роки наведено в табл. 2.3.

Таблиця 2.3 – Показники ліквідності, фінансової стійкості, ділової активності та рентабельності АТ «Харківобленерго» у 2023–2025 рр.

Група показників	Показник	2023	2024	2025
Ліквідність	Коефіцієнт покриття	0,853	0,893	0,841
	Коефіцієнт швидкої ліквідності	0,816	0,822	0,761
	Коефіцієнт абсолютної ліквідності	0,014	0,022	0,023
Фінансова стійкість	Коефіцієнт автономії	0,337	0,429	0,408
	Коефіцієнт фінансової стійкості	0,508	0,752	0,688
	Коефіцієнт забезпечення власними коштами	-0,173	-0,120	-0,189
Ділова активність	Коефіцієнт оборотності активів	0,657	0,718	0,669
	Коефіцієнт оборотності оборотних активів	1,275	1,537	1,712
	Тривалість операційного циклу, днів	245,2	206,2	185,4
	Тривалість фінансового циклу, днів	7,8	-17,8	-4,5
Рентабельність	Рентабельність активів, ROA	-0,045	0,001	0,001
	Рентабельність власного капіталу, ROE	-0,132	0,001	0,002
	Чиста рентабельність продажів	-0,074	0,001	0,001
	Операційна рентабельність продажів	-0,085	-0,0002	0,032

Джерело: розраховано автором за даними фінансової звітності АТ «Харківобленерго» та розрахунків підприємства.

Аналіз ліквідності свідчить, що підприємство має обмежений запас поточних активів для покриття короткострокових зобов'язань. Коефіцієнт покриття протягом усього досліджуваного періоду був нижчим за одиницю: 0,853 у 2023 році, 0,893 у 2024 році та 0,841 у 2025 році. Це означає, що поточні активи не повністю

покривають поточні зобов'язання. В умовах діяльності оператора системи розподілу така ситуація посилює ризик касових розривів, особливо з урахуванням необхідності своєчасного фінансування ремонтів, експлуатаційних витрат і закупівлі електроенергії для покриття технологічних витрат.

Коефіцієнт швидкої ліквідності також знизився з 0,816 у 2023 році до 0,761 у 2025 році. Це свідчить про зменшення здатності підприємства погашати поточні зобов'язання за рахунок найбільш ліквідної частини оборотних активів без урахування запасів. Коефіцієнт абсолютної ліквідності залишався дуже низьким: 0,014 у 2023 році, 0,022 у 2024 році та 0,023 у 2025 році. Отже, частка грошових коштів та їх еквівалентів у покритті поточних зобов'язань є незначною.

Показники фінансової стійкості демонструють часткове поліпшення у 2024 році та певне послаблення у 2025 році. Коефіцієнт автономії зріс із 0,337 у 2023 році до 0,429 у 2024 році, однак у 2025 році знизився до 0,408. Це свідчить, що частка власного капіталу у фінансуванні активів підприємства зросла порівняно з 2023 роком, але все ще не формує достатнього запасу фінансової незалежності.

Коефіцієнт фінансової стійкості збільшився з 0,508 у 2023 році до 0,752 у 2024 році, після чого знизився до 0,688 у 2025 році. Така динаміка свідчить про відновлення фінансової бази підприємства після збиткового періоду, однак одночасне зростання зобов'язань у 2025 році обмежило подальше покращення цього показника. Особливо проблемним є від'ємне значення коефіцієнта забезпечення власними коштами: -0,173 у 2023 році, -0,120 у 2024 році та -0,189 у 2025 році. Це свідчить про недостатність власного оборотного капіталу та залежність фінансування поточної діяльності від короткострокових зобов'язань.

Показники ділової активності мають більш позитивну динаміку. Коефіцієнт оборотності оборотних активів зріс із 1,275 у 2023 році до 1,712 у 2025 році, а тривалість операційного циклу скоротилася з 245,2 дня до 185,4 дня. Це свідчить про прискорення обороту ресурсів підприємства. Водночас коефіцієнт оборотності активів у 2025 році дещо знизився порівняно з 2024 роком – з 0,718 до 0,669. Це пояснюється швидшим зростанням активів порівняно з темпами зростання доходу.

Фінансовий цикл у 2024–2025 роках набув від’ємного значення, що формально означає перевищення строків використання кредиторського фінансування над тривалістю операційного циклу. Для підприємства з обмеженою ліквідністю це може мати подвійний зміст: з одного боку, кредиторська заборгованість частково фінансує операційну діяльність, з іншого – зберігається залежність від зовнішніх джерел поточного фінансування.

Показники рентабельності підтверджують, що 2023 рік був кризовим для підприємства. Рентабельність активів становила -0,045, рентабельність власного капіталу – -0,132, а чиста рентабельність продажів – -0,074. У 2024–2025 роках показники стали позитивними, однак їх рівень залишився дуже низьким. Зокрема, рентабельність активів у 2025 році становила лише 0,001, а чиста рентабельність продажів – 0,001. Це означає, що підприємство формує позитивний фінансовий результат, але запас прибутковості є мінімальним.

Найбільш помітне покращення спостерігалось за операційною рентабельністю продажів, яка зросла з -0,085 у 2023 році до 0,032 у 2025 році. Це свідчить про відновлення операційної ефективності. Проте чиста рентабельність залишається майже нульовою, що вказує на значний вплив інших витрат, фінансових витрат та податкових чинників на кінцевий результат.

Таким чином, фінансовий стан АТ «Харківобленерго» у 2023–2025 роках можна охарактеризувати як такий, що поступово відновлюється після збиткового 2023 року, однак залишається обмеженим за рівнем ліквідності, фінансової маневреності та чистої прибутковості. Для теми роботи це має принципове значення, оскільки за умов низького запасу фінансової стійкості навіть відносно невеликі додаткові витрати, пов’язані з небалансами та похибками прогнозування технологічних витрат електроенергії, можуть мати суттєвий вплив на кінцевий фінансовий результат.

Вплив зовнішніх факторів на результати діяльності

Фінансово-економічні результати АТ «Харківобленерго» формуються не лише під впливом внутрішньої ефективності управління, але й під значним впливом зовнішнього середовища. Для оператора системи розподілу така залежність є

особливо відчутною, оскільки підприємство працює в умовах регульованого тарифоутворення, високої залежності від стану мережевої інфраструктури, ринкової вартості електроенергії та платіжної дисципліни учасників ринку.

Першим ключовим зовнішнім фактором є воєнний стан. Для Харківської області цей фактор має не абстрактний, а безпосередній операційний та економічний вплив. Пошкодження об'єктів енергетичної інфраструктури, необхідність аварійно-відновлювальних робіт, зміна режимів споживання та підвищення аварійності мереж призводять до зростання непередбачуваності операційної діяльності. У таких умовах підприємство повинно одночасно забезпечувати поточне функціонування системи розподілу, відновлювати пошкоджені мережі та планувати закупівлю електроенергії для покриття технологічних витрат.

Другим важливим фактором є регуляторне середовище. Діяльність операторів систем розподілу регулюється НКРЕКП, зокрема в частині встановлення тарифів, схвалення інвестиційних програм, вимог до якості послуг та порядку функціонування роздрібного ринку електричної енергії [4–5]. Така модель забезпечує контроль за діяльністю природних монополій, однак одночасно обмежує можливість підприємства оперативно компенсувати зростання витрат за рахунок самостійної зміни тарифів.

Третім фактором є особливості фінансових потоків на ринку електричної енергії. Затримки надходження коштів від контрагентів, зниження платіжної дисципліни, механізми компенсацій та спеціальних обов'язків створюють тимчасові касові розриви. Для підприємства, яке має низькі показники абсолютної ліквідності та від'ємний чистий оборотний капітал, такі розриви є особливо чутливими, оскільки поточні грошові ресурси необхідні для фінансування ремонтів, розрахунків із контрагентами та закупівлі електроенергії для покриття технологічних витрат.

Четвертим фактором є ринкова динаміка цін на електроенергію. Витрати на покриття технологічних витрат залежать не лише від обсягу фактичного споживання електроенергії, але й від ціни, за якою відповідні обсяги закуповуються

на різних сегментах ринку. За умов волатильності цін похибки прогнозування можуть трансформуватися у додаткові витрати, пов'язані з необхідністю врегулювання небалансів.

Для систематизації впливу зовнішніх факторів на фінансово-економічні результати підприємства доцільно використати табл. 2.4.

Таблиця 2.4 – Основні зовнішні фактори впливу на фінансово-економічні результати АТ «Харківобленерго»

Група факторів	Характер впливу	Економічні наслідки для підприємства
Воєнний стан	Пошкодження мереж, аварійні відключення, зміна режимів споживання, потреба у відновлювальних роботах	Зростання витрат на ремонти, підвищення невизначеності прогнозування, ризик небалансів
Регуляторні зміни	Державне регулювання тарифів, інвестиційних програм і вимог до якості послуг	Обмежена гнучкість компенсації витрат, залежність від тарифного регулювання
Ринкова кон'юнктура	Зміна цін на різних сегментах ринку електричної енергії	Зміна вартості закупівлі електроенергії для покриття ТВЕ
Фінансові потоки та компенсації	Затримки розрахунків, механізми спеціальних обов'язків, компенсаційні платежі	Касові розриви, зниження ліквідності, ускладнення фінансування поточних потреб
Технічний стан мереж	Зношеність мереж, аварійність, потреба в інвестиціях	Зростання експлуатаційних витрат і технологічних витрат електроенергії

Джерело: складено автором на основі [1; 4; 5; 29–31] та матеріалів АТ «Харківобленерго».

Наведена в табл. 2.4 систематизація підтверджує, що фінансові результати АТ «Харківобленерго» формуються під впливом поєднання регуляторних, воєнних, ринкових, фінансових і технічних факторів. Більшість із них не перебуває під прямим контролем підприємства, однак вони безпосередньо впливають на рівень витрат, ліквідність, фінансову стійкість та можливості планування діяльності. Це посилює значення тих напрямів оптимізації, які підприємство може реалізовувати через підвищення якості внутрішнього планування, аналітики та прогнозування.

Узагальнюючи результати аналізу, можна зробити висновок, що фінансово-економічний стан АТ «Харківобленерго» у 2023–2025 роках характеризується поступовим відновленням доходів і переходом до позитивного фінансового результату після збиткового 2023 року. Водночас низький рівень ліквідності,

недостатність власного оборотного капіталу, значний обсяг зобов'язань і мінімальний рівень чистої рентабельності свідчать про обмежений запас фінансової стійкості підприємства.

Саме тому оптимізація витрат має для АТ «Харківобленерго» не лише операційне, але й стратегічне значення. Особливої уваги потребують витрати на покриття технологічних витрат електроенергії, оскільки вони поєднують технічну, ринкову та фінансову складові. За умов низького запасу фінансової міцності підвищення точності прогнозування обсягів споживання електроенергії для покриття ТВЕ може розглядатися як один із практичних напрямів зниження небалансів і підвищення ефективності управління витратами підприємства.

2.2 Аналіз динаміки витрат на закупівлю електроенергії та врегулювання небалансів енергорозподільчого підприємства

У межах діяльності оператора системи розподілу витрати на покриття технологічних витрат електроенергії мають особливе значення, оскільки поєднують технічну, ринкову та фінансову складові. На відміну від багатьох інших елементів операційних витрат, вони залежать не лише від внутрішньої ефективності підприємства, а й від обсягів фактичного споживання електроенергії для компенсації технологічних витрат, структури закупівлі на сегментах ринку електричної енергії, цінової динаміки та точності планування потреби в електроенергії.

Як було встановлено в підрозділі 2.1, фінансово-економічний стан АТ «Харківобленерго» у 2023–2025 роках характеризувався поступовим відновленням доходів і переходом до позитивного фінансового результату, однак запас фінансової стійкості підприємства залишався обмеженим. У таких умовах зростання операційних витрат набуває особливого значення, оскільки навіть відносно невеликі додаткові витрати можуть суттєво впливати на кінцевий фінансовий результат.

Загальну структуру операційних витрат АТ «Харківобленерго» за даними фінансової звітності наведено в табл. 2.5.

Таблиця 2.5 – Елементи операційних витрат АТ «Харківобленерго» у 2023–2025 рр., тис. грн

Елемент операційних витрат	2023	2024	2025
Матеріальні затрати	576 627	647 262	594 766
Витрати на оплату праці	1 286 571	1 624 853	1 962 440
Відрахування на соціальні заходи	274 054	344 371	418 308
Амортизація	352 978	409 971	664 743
Інші операційні витрати	834 573	1 487 092	1 266 127
Разом	3 324 803	4 513 549	4 906 384

Джерело: складено автором за даними фінансової звітності АТ «Харківобленерго» та матеріалів підприємства.

Дані табл. 2.5 свідчать, що загальний обсяг операційних витрат АТ «Харківобленерго» збільшився з 3 324 803 тис. грн у 2023 році до 4 906 384 тис. грн у 2025 році. Абсолютне зростання становило 1 581 581 тис. грн, або 47,6%. Найбільшими статтями витрат упродовж усього періоду були витрати на оплату праці та інші операційні витрати. Водночас помітно зросли амортизаційні витрати, що відображає капіталомісткість діяльності оператора системи розподілу та значення мережевої інфраструктури для забезпечення безперервного електропостачання.

Відповідно до чинної моделі ринку електричної енергії України, закупівля електроенергії для покриття ТВЕ може здійснюватися через різні сегменти ринку, зокрема ринок двосторонніх договорів, ринок «на добу наперед» та внутрішньодобовий ринок, тоді як балансуєчий ринок використовується для фінансового врегулювання відхилень між запланованими та фактичними обсягами електроенергії [1; 3; 10; 31]. У фактичних даних ВДР присутній як окремий сегмент закупівлі, однак його економічна роль є переважно коригувальною. Закупівля на ВДР не формується підприємством як планова базова стратегія покриття ТВЕ, а використовується для оперативного уточнення закупівельної позиції ближче до фактичного періоду споживання. Тому в оптимізаційній моделі структури закупівлі

доцільно розглядати саме два основні планові сегменти – РДД і РДН, тоді як ВДР залишається контекстним сегментом оперативного коригування.

Деталізований аналіз витрат на покриття ТВЕ здійснено на основі сформованого погодинного датасету за 2023–2025 роки. До нього включено дані про прогнозовані обсяги, фактичну закупівлю електроенергії, фактичне споживання, ціни та витрати за окремими сегментами ринку, а також розраховані показники небалансів і економічних втрат від їх виникнення.

Аналіз динаміки закупівлі електроенергії

Першим етапом деталізованого аналізу є оцінювання структури фактичної закупівлі електроенергії для покриття ТВЕ за сегментами ринку. Такий аналіз дає змогу визначити, на яких сегментах ринку підприємство формувало основний обсяг закупівлі, а також оцінити зміни у структурі закупівельної поведінки протягом 2023–2025 років.

Результати агрегування погодинних даних за роками наведено в табл. 2.6.

Таблиця 2.6 – Структура фактичної закупівлі електроенергії для покриття ТВЕ за сегментами ринку у 2023–2025 рр.

Рік	РДД, МВт·год	РДН, МВт·год	ВДР, МВт·год	Разом, МВт·год	Частка РДД, %	Частка РДН, %	Частка ВДР, %
2023	327 625,905	416 444,495	7 693,265	751 763,665	43,58	55,40	1,02
2024	379 643,350	390 488,190	21 189,285	791 320,825	47,98	49,35	2,68
2025	442 431,975	344 963,120	8 265,000	795 660,095	55,61	43,36	1,04

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Дані табл. 2.6 свідчать про зміну структури закупівлі електроенергії протягом досліджуваного періоду. У 2023 році основна частина закупівлі припадала на ринок «на добу наперед» – 55,40% загального обсягу. Частка ринку двосторонніх договорів становила 43,58%, а частка внутрішньодобового ринку була незначною – 1,02%.

У 2024 році структура закупівлі стала більш збалансованою: частка РДД зросла до 47,98%, тоді як частка РДН знизилася до 49,35%. Одночасно збільшилася частка ВДР – до 2,68%, що може свідчити про необхідність додаткового

коригування закупівельної позиції ближче до фактичного періоду споживання. У 2025 році частка РДД зростає до 55,61%, тоді як частка РДН зменшилася до 43,36%. Це свідчить про зміщення структури закупівлі у бік більш прогнозованого та довгострокового сегмента ринку.

Для наочного представлення змін у структурі закупівлі доцільно побудувати рис. 2.2.

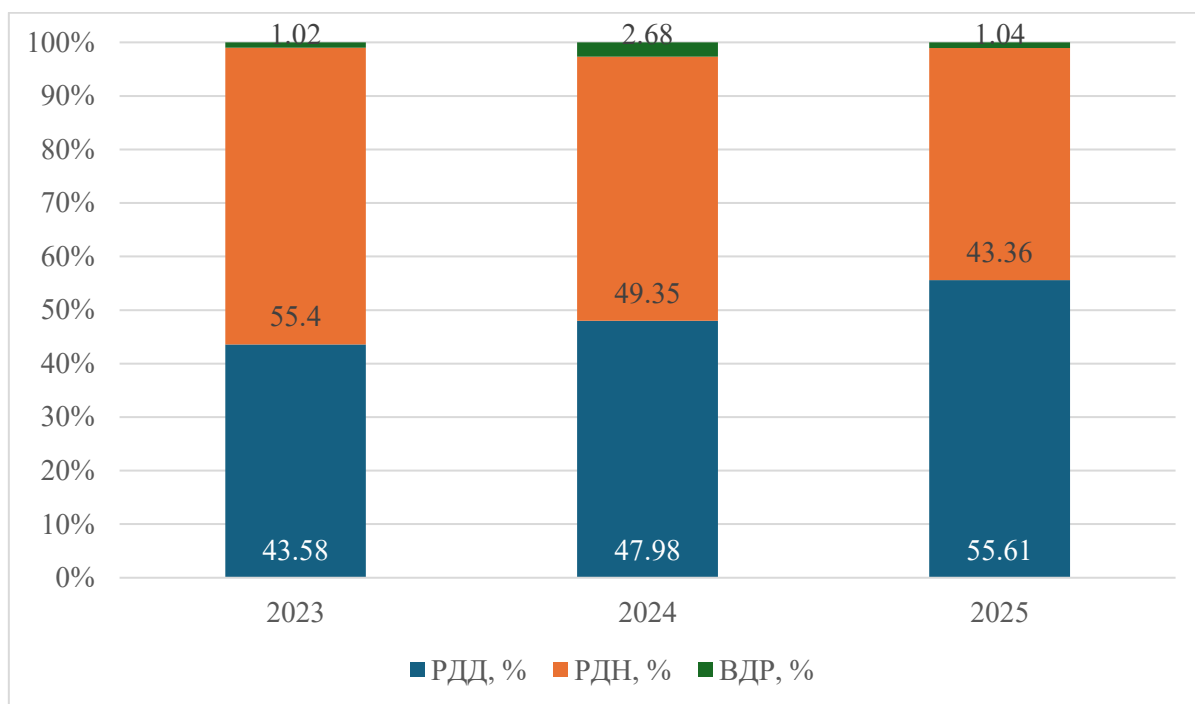


Рисунок 2.2 – Структура фактичної закупівлі електроенергії для покриття ТВЕ за сегментами ринку у 2023–2025 рр.

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Як видно з рис. 2.2, у 2023 році закупівля електроенергії більшою мірою була зосереджена на РДН, тоді як у 2025 році переважним сегментом став РДД. Така зміна є важливою з погляду оптимізації витрат, оскільки структура закупівлі впливає на цінові ризики, можливості коригування позиції та подальше виникнення небалансів.

Аналіз прогнозних та фактичних обсягів

Важливою передумовою оптимізації витрат на покриття ТВЕ є зіставлення трьох взаємопов'язаних показників: прогнозного обсягу електроенергії, фактичної закупівлі та фактичного споживання. У межах дослідження прогнозний обсяг характеризує очікувану потребу підприємства в електроенергії для покриття ТВЕ,

фактична закупівля відображає обсяг електроенергії, реально придбаний підприємством на ринку, а фактичне споживання характеризує реальний обсяг електроенергії, необхідний для покриття технологічних витрат.

Ці показники не є тотожними. Прогноз може коригуватися під час формування фактичної закупівлі з урахуванням фінансових, ринкових та організаційних обмежень. Тому помилка прогнозу та небаланс мають різний економічний зміст. Абсолютна помилка прогнозу показує відхилення прогнозного обсягу від фактичного споживання, тоді як небаланс відображає різницю між фактично закупленим обсягом і реальним споживанням електроенергії.

Річне зіставлення прогнозних обсягів, фактичної закупівлі та фактичного споживання наведено в табл. 2.7.

Таблиця 2.7 – Порівняння прогнозних обсягів, фактичної закупівлі та фактичного споживання електроенергії у 2023–2025 рр.

Рік	Прогнозний обсяг, МВт·год	Фактична закупівля, МВт·год	Фактичне споживання, МВт·год	Абсолютна помилка прогнозу, МВт·год	Знаковий небаланс, МВт·год	Абсолютний небаланс, МВт·год
2023	793 485,820	751 763,665	1 010 513,108	142 038,576	-258 749,443	269 917,198
2024	975 461,545	791 320,825	940 088,097	199 356,779	-148 767,272	169 652,111
2025	910 321,165	795 660,095	884 007,712	145 474,295	-88 347,617	105 231,298

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Дані табл. 2.7 свідчать, що протягом 2023–2025 років між прогнозними обсягами, фактичною закупівлею та фактичним споживанням зберігалися суттєві відхилення. У 2023 році фактичне споживання становило 1 010 513,108 МВт·год, тоді як фактична закупівля – 751 763,665 МВт·год. Це призвело до значного знакового небалансу на рівні -258 749,443 МВт·год та абсолютного небалансу 269 917,198 МВт·год.

У 2024 році фактичне споживання зменшилося до 940 088,097 МВт·год, а фактична закупівля становила 791 320,825 МВт·год. Абсолютний небаланс скоротився до 169 652,111 МВт·год, що свідчить про певне зменшення фізичного масштабу відхилень. У 2025 році ця тенденція продовжилася: абсолютний небаланс

знизився до 105 231,298 МВт·год. Отже, за фізичним обсягом небалансів спостерігається позитивна динаміка.

Водночас абсолютна помилка прогнозу не демонструє стабільного зменшення. У 2024 році вона була найбільшою – 199 356,779 МВт·год, тоді як у 2025 році знизилася до 145 474,295 МВт·год. Це підтверджує, що проблема точності прогнозування залишається актуальною, а її вирішення може бути одним із напрямів оптимізації витрат підприємства.

Для поглиблення річного аналізу доцільно розглянути подовову динаміку прогнозного, закупленого та фактичного обсягу електроенергії у часовому розрізі. Відповідне порівняння наведено на рис. 2.3.

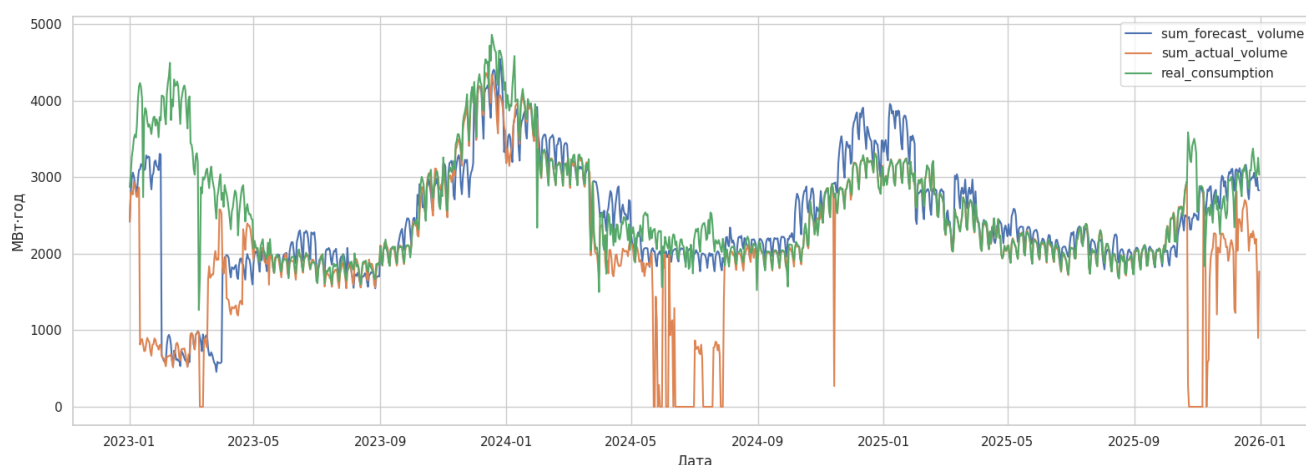


Рисунок 2.3 – Добова динаміка прогнозного, закупленого та фактичного обсягу електроенергії для покриття ТВЕ у 2023–2025 рр.

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Як видно з рис. 2.3, фактичне споживання загалом повторює сезонну динаміку прогнозних і закуплених обсягів, однак у низці періодів між рядами виникають суттєві розриви. Найбільш помітні відхилення спостерігаються на початку 2023 року, в окремі періоди 2024 року та наприкінці 2025 року. У ці періоди фактична закупівля значно відрізнялася від реального споживання, що створювало передумови для виникнення небалансів.

Особливу увагу привертають ситуації, коли фактична закупівля суттєво нижча за фактичне споживання. Такі розриви пов'язані не лише з похибками прогнозування, а й з фінансовими обмеженнями, що виникали внаслідок касових

розривів і процедур тарифних компенсацій. Також привертають увагу окремі різкі зниження фактичного споживання у деякі дні, що можуть бути пов'язані з руйнуванням розподільчої інфраструктури внаслідок обстрілів. Саме тому в межах подальшого моделювання доцільно прогнозувати не сам небаланс, а фактичне споживання електроенергії для покриття ТВЕ, оскільки саме воно є базовою величиною для планування обсягу закупівлі.

Отже, результати аналізу прогнозних і фактичних обсягів підтверджують, що навіть за наявності аномальних спостережень, спричинених зовнішніми факторами, підвищення точності прогнозування споживання електроенергії може зменшити розрив між плановою потребою та фактичним споживанням. Це створює аналітичну основу для подальшого обґрунтування моделей прогнозування.

Аналіз небалансів та їх економічних наслідків

Небаланс електроенергії є одним із ключових показників, який безпосередньо пов'язує точність планування обсягів закупівлі з економічними наслідками для підприємства. У межах цього дослідження небаланс розглядається як відхилення між фактичним споживанням електроенергії для покриття ТВЕ та фактичним обсягом електроенергії, закупленим підприємством.

У сформованому датасеті обсяг небалансу відображено в колонці `imbalance_volume_mhv`, а економічні втрати від небалансів – у колонці `total_imbalance_loss`. При цьому економічні наслідки небалансів визначаються залежно від напрямку відхилення: у разі дефіцитного небалансу підприємство фактично потребує купівлі додаткового обсягу електроенергії за цінами, вищими за ринкові, а у разі профіцитного – змушене реалізовувати надлишковий обсяг за менш вигідними ціновими умовами. Принцип розрахунку економічних втрат можна узагальнити формулою (2.1):

$$C = \begin{cases} I \cdot P_{def}, & \text{якщо } I > 0 \\ |I| \cdot P_{prof}, & \text{якщо } I < 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

де C – економічні втрати від небалансу, грн;

I – обсяг небалансу, МВт·год;

P_{def} – ціна дефіцитного небалансу, грн/МВт·год;

P_{prof} – ціна профіцитного небалансу, грн/МВт·год.

Річні обсяги дефіцитних і профіцитних небалансів та їх економічні наслідки наведено в табл. 2.8.

Таблиця 2.8 – Обсяги небалансів та економічні втрати від їх виникнення у 2023–2025 рр.

Рік	Дефіцитний небаланс, МВт·год	Профіцитний небаланс, МВт·год	Абсолютний небаланс, МВт·год	Економічні втрати, грн
2023	5 583,878	264 333,321	269 917,198	162 213 800
2024	10 442,420	159 209,692	169 652,111	373 926 200
2025	8 441,840	96 789,457	105 231,298	380 041 000

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Дані табл. 2.8 свідчать про неоднозначну динаміку небалансів та їх економічних наслідків. З одного боку, абсолютний обсяг небалансу послідовно зменшувався: з 269 917,198 МВт·год у 2023 році до 169 652,111 МВт·год у 2024 році та 105 231,298 МВт·год у 2025 році. Це свідчить про покращення фізичного співвідношення між закупленими та фактично спожитими обсягами електроенергії.

З іншого боку, економічні втрати від небалансів зростали: зі 162 213 800 грн у 2023 році до 373 926 200 грн у 2024 році та 380 041 000 грн у 2025 році. Така динаміка демонструє, що економічний ефект небалансів визначається не лише їх фізичним обсягом, але й ціновими умовами врегулювання відхилень на балансуєчому ринку. Отже, навіть скорочення обсягу небалансів не гарантує автоматичного зниження фінансових втрат, якщо ціни небалансів залишаються високими або зростають.

Для наочного відображення цієї залежності доцільно побудувати рис. 2.4, який поєднує динаміку абсолютного небалансу та економічних втрат.

Як видно з рис. 2.4, між фізичним обсягом небалансів і величиною економічних втрат не існує прямої пропорційної залежності. У 2023 році абсолютний небаланс був найбільшим, однак економічні втрати були нижчими, ніж у 2024–2025 роках. Натомість у 2025 році абсолютний небаланс був найменшим за досліджуваний період, але економічні втрати досягли найбільшого значення. Це

підтверджує необхідність одночасного врахування обсягів і цінових умов врегулювання небалансів.

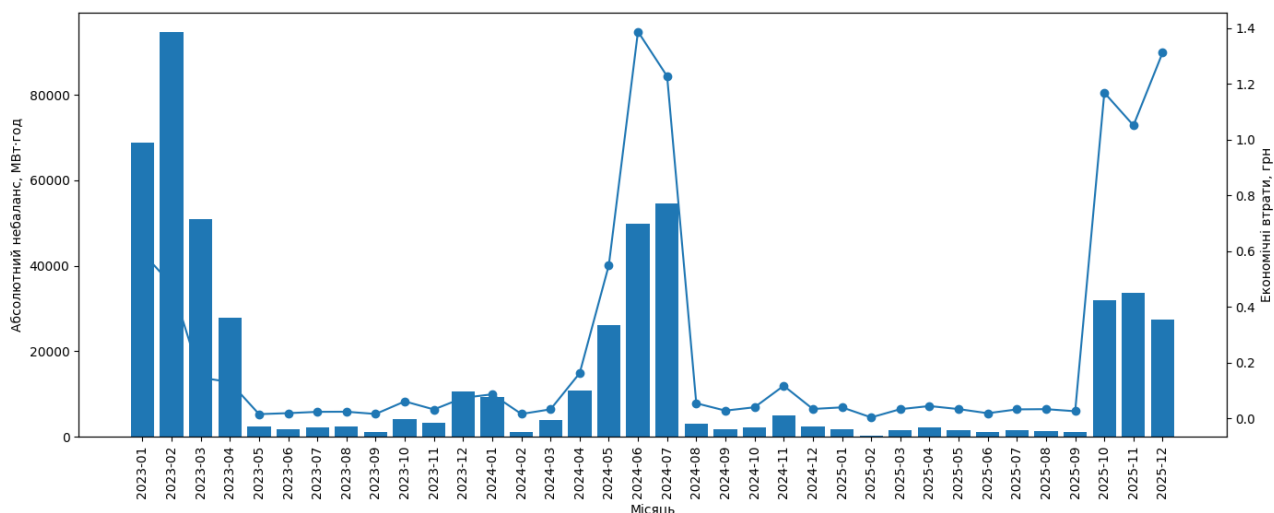


Рисунок 2.4 – Динаміка абсолютного небалансу та економічних втрат від небалансів у 2023–2025 рр.

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Отримані результати мають безпосереднє значення для обґрунтування подальшої логіки роботи. По-перше, вони підтверджують, що витрати на покриття ТВЕ є не лише технічною, але й економічною проблемою підприємства. По-друге, вони демонструють, що відхилення між закупівлею та фактичним споживанням трансформуються у значні фінансові втрати. По-третє, вони доводять доцільність використання прогнозних моделей для підвищення точності оцінювання майбутнього споживання електроенергії.

Таким чином, аналіз витрат на покриття технологічних витрат електроенергії показав, що АТ «Харківобленерго» у 2023–2025 роках поступово зменшувало фізичний обсяг небалансів, однак економічні втрати від них залишалися значними та навіть зростали. Це свідчить про необхідність подальшого економіко-аналітичного дослідження факторів формування витрат і постановки задачі прогнозування фактичного споживання електроенергії як інструменту оптимізації витрат підприємства.

2.3 Аналітика факторів формування витрат енергорозподільчого підприємства та обґрунтування прогнозно-оптимізаційного підходу до їх планування

Результати аналізу, проведеного у підрозділах 2.1–2.2, свідчать, що АТ «Харківобленерго» функціонує в умовах обмеженого запасу фінансової стійкості, високої залежності від зовнішнього середовища та значного витратного навантаження. Особливо важливою складовою витрат підприємства є витрати на закупівлю електроенергії для покриття технологічних витрат електроенергії. Їх величина залежить не лише від ринкової ціни електроенергії, а й від точності планування обсягів споживання, структури закупівлі та рівня відхилень між фактичним споживанням і фактично закупленим обсягом.

У попередньому підрозділі було встановлено, що у 2023–2025 роках фізичний обсяг абсолютних небалансів поступово зменшувався, однак економічні втрати від їх виникнення залишалися значними. Це свідчить про те, що проблема оптимізації витрат має не лише об'ємний, але й ціновий вимір. Навіть за умов скорочення фізичного обсягу небалансів фінансові втрати можуть залишатися високими через зміну цінових умов врегулювання відхилень на балансуєчому ринку.

Основний причинно-наслідковий ланцюг формування проблеми можна подати так: неточність прогнозування потреби в електроенергії → відхилення фактичної закупівлі від реального споживання → виникнення небалансів → економічні втрати підприємства.

Водночас цей ланцюг не слід трактувати спрощено. Небаланси не завжди є наслідком лише помилок прогнозування. Між прогнозом потреби та фактичним небалансом існує проміжний етап – фактична закупівля електроенергії. Її обсяг може відрізнятися від прогнозованої потреби через фінансові обмеження, касові розриви, ринкову кон'юнктуру, організаційні умови закупівлі та вплив зовнішніх факторів. Тому в межах роботи основний фокус зроблено не на безпосередньому прогнозуванні небалансів, а на прогнозуванні фактичного споживання

електроенергії для покриття технологічних витрат, оскільки саме цей показник є базовим для планування закупівлі.

Особливістю досліджуваного підприємства є те, що частина різких відхилень у даних може бути пов'язана не лише з типовими сезонними або погодними факторами, а й з фінансовими та зовнішніми обмеженнями. Зокрема, в окремі періоди фактична закупівля могла коригуватися через недостатність коштів, високу невизначеність ринкової ситуації, воєнні ризики або аварійність мережевої інфраструктури. Такі відхилення є важливими для економічної інтерпретації результатів, однак вони не змінюють головної логіки дослідження: підвищення точності прогнозування фактичного споживання електроенергії може створити передумови для більш точного планування закупівлі та зниження витрат, пов'язаних із небалансами.

Отже, спеціалізована задача, що впливає з аналітичної проблеми, полягає у побудові прогнозної моделі фактичного споживання електроенергії для покриття технологічних витрат. Така модель має враховувати календарні, погодні, ринкові, технічні та організаційно-фінансові фактори, але водночас не повинна використовувати показники, які формуються лише після фактичного споживання або після врегулювання небалансів.

Характеристика інформаційної бази дослідження

Інформаційною основою подальшого моделювання є сформований погодинний датасет за 2023–2025 роки. Він поєднує дані підприємства, ринкові показники, календарні характеристики, погодні фактори, показники надійності електропостачання та розрахункові змінні, пов'язані з небалансами й економічними втратами.

За результатами підготовки даних фінальний датасет містить 26 304 погодинні спостереження та 67 змінних. Мінімальна дата в наборі даних – 01.01.2023, максимальна – 31.12.2025. Рівень деталізації – погодинні спостереження. Такий формат є доцільним для дослідження витрат на покриття технологічних витрат електроенергії, оскільки операції на ринку електроенергії, прогнозування споживання та врегулювання небалансів мають погодинну природу.

Особливістю часової структури датасету є наявність днів із нестандартною кількістю годин унаслідок переходу на літній та зимовий час. У 2023–2025 роках було зафіксовано шість таких дат: 26.03.2023, 31.03.2024 та 30.03.2025 мали по 23 години, а 29.10.2023, 27.10.2024 та 26.10.2025 – по 25 годин. У зв’язку з цим у процесі підготовки даних часовий вимір не зводився до простого перетворення на стандартну datetime-мітку. Для коректної роботи з даними використовувалися календарна дата та індекс години, що дозволило зберегти реальну структуру погодинних спостережень і не втратити дані в дні переходу часу.

Для систематизації інформаційної бази дослідження доцільно згрупувати всі змінні за економічним змістом, джерелом формування та роллю в подальшому аналізі. Таке групування наведено в табл. 2.9.

Таблиця 2.9 – Структура інформаційної бази дослідження

Група даних	Приклади змінних	Джерело / спосіб формування	Роль у дослідженні
1	2	3	4
Календарні фактори	year, month, day, hour, day_of_week, is_weekend, is_heating_season	сформовано автором на основі часової структури датасету	відображення сезонності, добового та тижневого режиму споживання
Погодні фактори	temperature_c	відкриті погодні дані, адаптовані до погодинної структури датасету	оцінювання впливу температурних умов на фактичне споживання електроенергії
Ринкові та цінові показники	price_cap, forecast_rdd_price, forecast_rdn_price, forecast_vdr_price, avg_forecast_price	дані ринку електричної енергії та розрахунки автора	характеристика ринкових умов закупівлі електроенергії
Прогнозні показники закупівлі	forecast_rdd_volume, forecast_rdn_volume, forecast_vdr_volume, sum_forecast_volume, sum_forecast_cost	дані підприємства та розрахунки автора	оцінювання попередньо запланованої потреби в електроенергії
Фактична закупівля	actual_rdd_volume, actual_rdn_volume, actual_vdr_volume, sum_actual_volume, sum_actual_cost	дані підприємства та ринкові дані	аналіз реально сформованої закупівельної позиції; не використовується як основна факторна база для прогнозу real_consumption
Фактичне споживання	real_consumption	дані підприємства	цільова змінна прогнозової моделі

Продовження табл. 2.9

1	2	3	4
Небаланси та їх економічні наслідки	imbalance_volume_mhv , imbalance_volume_abs, total_imbalance_loss	розраховано автором, збігається з даними підприємства	оцінювання економічних наслідків відхилення закупівлі від фактичного споживання; не використовується як фактор прогнозу real consumption
Надійність електропостачання	saidi_minutes	дані щодо тривалості перерв в електропостачанні	індикатор надійності мережі, який у воєнному контексті частково відображає аварійність і вплив пошкоджень інфраструктури
Фінансово-організаційні умови	is_balancing_group_member, liquidity_constraint_pct	внутрішні дані та експертна оцінка підприємства	пояснення організаційних і фінансових обмежень фактичної закупівлі та ризику виникнення значних небалансів

Джерело: складено автором на основі даних підприємства та [1-5; 29-31]

Дані табл. 2.9 свідчать, що сформований датасет має багатфакторну структуру. Він поєднує змінні, які безпосередньо характеризують споживання електроенергії, ринкові умови закупівлі, календарну сезонність, погодні умови, надійність електропостачання та організаційно-фінансові обмеження. Така структура є придатною для подальшого застосування методів економічної аналітики та прогнозного моделювання.

Водночас не всі змінні датасету можуть бути використані як факторні ознаки прогнозової моделі. Частина показників відома до моменту прогнозування, частина має сценарний або контекстний характер, а частина формується лише після фактичної закупівлі та споживання. Тому для уникнення методичної помилки, пов'язаної з використанням майбутньої інформації, змінні було згруповано за роллю в прогнозуванні (табл. 2.10), з якої видно, що в межах подальшого моделювання необхідно чітко відокремити цільову змінну, потенційні факторні ознаки та показники, які використовуються лише для економічної оцінки результатів. Зокрема, imbalance_volume_mhv і total_imbalance_loss не можуть бути

використані як вхідні змінні для прогнозування *real_consumption*, оскільки вони формуються після фактичного споживання та закупівлі. Їх роль полягає у подальшому економічному оцінюванні наслідків відхилень.

Таблиця 2.10 – Групування змінних за роллю в прогнозуванні

Тип змінних	Приклади	Використання
Цільова змінна	<i>real_consumption</i>	прогнозується моделлю
Поточний прогноз підприємства	<i>sum_forecast_volume</i>	не використовується як фактор моделі; застосовується як базовий прогноз для порівняння якості моделей
Контекстні та організаційно-фінансові ознаки	<i>saidi_minutes</i> , <i>is_balancing_group_member</i> , <i>liquidity_constraint_pct</i>	можуть пояснювати умови функціонування підприємства; включення до моделі залежить від доступності на момент прогнозування
Фактичні показники після події	<i>actual_*_volume</i> , <i>actual_*_cost</i> , <i>sum_actual_volume</i> , <i>sum_actual_cost</i>	використовуються для економічного аналізу, але не як фактори прогнозу <i>real_consumption</i>
Похідні показники помилок та небалансів	<i>forecast_vs_*_error</i> , <i>imbalance_volume_mhv</i> , <i>imbalance_volume_abs</i> , <i>total_imbalance_loss</i>	використовуються для оцінки якості планування та економічних наслідків, але не як факторні ознаки прогнозової моделі

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Окремої уваги потребують фінансово-організаційні ознаки. Показник *is_balancing_group_member* характеризує участь підприємства у балансуєчій групі. Така участь може впливати на умови врегулювання небалансів, однак вона можлива не в усі періоди. За наявності значних небалансів, касових розривів або високої невизначеності підприємство може бути менш прийнятним учасником для балансуєчої групи, тому періоди участі можуть бути обмеженими.

Показник *liquidity_constraint_pct* відображає експертну оцінку нестачі коштів на закупівлю електроенергії на ринкових умовах. Він оцінювався у відсотках за днями та був поширений на відповідні погодинні спостереження. Цей показник не є прямим фізичним фактором споживання електроенергії, однак пояснює фінансові обмеження фактичної закупівлі: навіть за наявності прогнозової потреби підприємство не завжди може закупити повний обсяг електроенергії, що підвищує ризик виникнення небалансів.

Аналіз факторів формування споживання електроенергії

Фактичне споживання електроенергії для покриття технологічних витрат формується під впливом сукупності факторів, які мають різну економічну природу. Для енергорозподільного підприємства ці фактори можна поділити на календарні, погодні, ринкові, технічні, організаційно-фінансові та зовнішні.

Календарні фактори відображають повторювані закономірності споживання. До них належать година доби, день тижня, місяць, ознака вихідного дня та ознака опалювального сезону. Їх включення до аналізу є важливим, оскільки споживання електроенергії має добову, тижневу та сезонну структуру. Зокрема, у холодні періоди року навантаження на електричні мережі може зростати через опалювальні потреби, зміну режимів споживання домогосподарств та підприємств, а також збільшення втрат у мережах.

Погодні фактори представлені насамперед температурою повітря. За результатами кореляційного аналізу температура має суттєвий обернений зв'язок із фактичним споживанням електроенергії. Це означає, що зі зниженням температури фактичне споживання для покриття технологічних витрат, як правило, зростає. Такий результат є економічно логічним, оскільки холодніші періоди супроводжуються підвищенням навантаженням на мережу та зміною режимів споживання.

Ринкові фактори характеризують умови закупівлі електроенергії. До них належать прогнозні ціни, граничні ціни, прогнозні обсяги та прогнозна вартість електроенергії на окремих сегментах ринку. Вони не завжди прямо визначають фізичний обсяг споживання, однак відображають ринкові умови, в яких підприємство планує закупівлю електроенергії для покриття ТВЕ. Саме тому їх доцільно розглядати як частину економічного середовища формування витрат.

Показник `saidi_minutes` використовується як індикатор надійності електропостачання. У загальному вигляді SAIDI характеризує середню тривалість перерв в електропостачанні для одного споживача в поточний місяць у хвилинах. У контексті діяльності АТ «Харківобленерго» цей показник має особливе значення, оскільки Харківська область функціонує в умовах підвищених воєнних ризиків,

пошкоджень інфраструктури та аварійно-відновлювальних робіт. Тому `saidi_minutes` можна розглядати як кількісний індикатор частини зовнішнього впливу на функціонування мереж, хоча він не є прямим показником воєнного фактора.

Фінансово-організаційні фактори представлені, зокрема, показниками `is_balancing_group_member` та `liquidity_constraint_pct`. Перший характеризує участь підприємства у балансуючій групі, другий – ступінь фінансових обмежень щодо закупівлі електроенергії. Ці показники не описують фізичну природу споживання, проте допомагають пояснити, чому фактична закупівля може відхилятися від прогнозованої потреби. Саме через наявність таких факторів у дослідженні важливо розмежовувати прогноз фактичного споживання і фактичний небаланс.

Зовнішні фактори, зокрема воєнний стан, пошкодження мереж, регуляторні обмеження та зміни платіжної дисципліни, мають значний вплив на діяльність підприємства, але не всі вони можуть бути безпосередньо включені до кількісної моделі. Частина таких факторів враховується якісно, а частина – опосередковано через доступні кількісні показники, зокрема SAIDI та фінансово-організаційні змінні.

Таким чином, фактори формування фактичного споживання електроенергії мають багатовимірну природу. Це обумовлює необхідність використання методів, здатних працювати з великою кількістю взаємопов'язаних змінних і враховувати складні залежності між ними.

Оцінювання значущості факторів

Для кількісного оцінювання зв'язку між факторами та фактичним споживанням електроенергії було проведено кореляційний аналіз. Його метою є попереднє визначення змінних, які мають найбільш помітний статистичний зв'язок із цільовим показником `real_consumption`, а також виявлення взаємозв'язків між самими факторами.

Кореляційний аналіз не дає підстав робити висновки про причинність, однак є корисним інструментом попередньої діагностики даних. У межах цього дослідження він використовується для визначення найбільш релевантних груп

факторів, обґрунтування потреби в багатофакторному моделюванні та виявлення потенційної мультиколінеарності між ознаками.

Найбільш значущі фактори за кореляцією з фактичним споживанням електроенергії наведено в табл. 2.11.

Таблиця 2.11 – Основні фактори за кореляцією з фактичним споживанням електроенергії

Фактор	Коефіцієнт кореляції з real_consumption	Напрямок зв'язку
sum_forecast_volume	0,640	прямий
temperature_c	-0,523	обернений
is_heating_season	0,453	прямий
sum_forecast_cost	0,427	прямий
forecast_rdn_volume	0,426	прямий
forecast_max_rdn_cost	0,394	прямий
forecast_rdn_cost	0,394	прямий
forecast_rdd_volume	0,324	прямий
hour	0,314	прямий
forecast_rdd_cost	0,272	прямий
is_balancing_group_member	-0,244	обернений
time_id	-0,192	обернений
liquidity_constraint_pct	-0,177	обернений
year	-0,166	обернений
is_weekend	-0,120	обернений
month	-0,109	обернений
day_of_week	-0,103	обернений
forecast_rdn_price	0,085	прямий
price_cap	0,085	прямий
saidi_minutes	0,062	прямий

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Результати, наведені у табл. 2.11 свідчать, що найсильніший прямий зв'язок із фактичним споживанням має sum_forecast_volume – коефіцієнт кореляції становить 0,640. Це є очікуваним результатом, оскільки прогнозний обсяг формується на основі попереднього очікування потреби підприємства в електроенергії. Водночас значення коефіцієнта менше одиниці свідчить, що прогноз не повністю пояснює фактичне споживання, а отже, існує простір для підвищення точності прогнозування.

Другим за значущістю фактором є температура повітря, для якої коефіцієнт кореляції становить $-0,523$. Обернений напрям зв'язку означає, що зі зниженням температури фактичне споживання електроенергії, як правило, зростає. Цей результат підтверджується також додатним зв'язком з ознакою опалювального сезону, коефіцієнт кореляції якої з `real_consumption` становить $0,453$. Отже, сезонно-погодні фактори є важливими для пояснення споживання електроенергії.

Прогнозні ринкові показники мають помітний статистичний зв'язок із фактичним споживанням, однак у межах фінальної моделі вони не використовуються як факторні ознаки. Їх роль полягає у характеристиці поточного підходу підприємства до планування та у формуванні базового сценарію для порівняння результатів моделювання.

Ознака `hour` має кореляцію $0,314$ з фактичним споживанням, що підтверджує наявність добового профілю електроспоживання. Натомість `is_weekend`, `month` і `day_of_week` мають слабший обернений зв'язок, але все одно можуть бути корисними для моделі як частина календарної структури даних.

Показник `is_balancing_group_member` має обернений зв'язок із `real_consumption` на рівні $-0,244$. Це не означає, що участь у балансуєчій групі безпосередньо зменшує фізичне споживання. Більш коректно трактувати цей результат як відображення організаційно-фінансових умов діяльності підприємства: участь у балансуєчій групі можлива в періоди, коли підприємство має більш керовану закупівельну позицію та менші ризики надмірних небалансів.

Показник `liquidity_constraint_pct` має обернений зв'язок із `real_consumption` на рівні $-0,177$. Його також не слід трактувати як фізичний фактор споживання. Він характеризує фінансові обмеження фактичної закупівлі, що можуть впливати на розрив між прогнозом, закупівлею та фактичним споживанням. Саме тому цей показник є важливим для економічного пояснення окремих відхилень, але потребує обережного використання в прогнозній моделі.

Для наочного представлення зв'язків між ключовими змінними було побудовано теплову карту кореляцій, наведену на рис. 2.5.

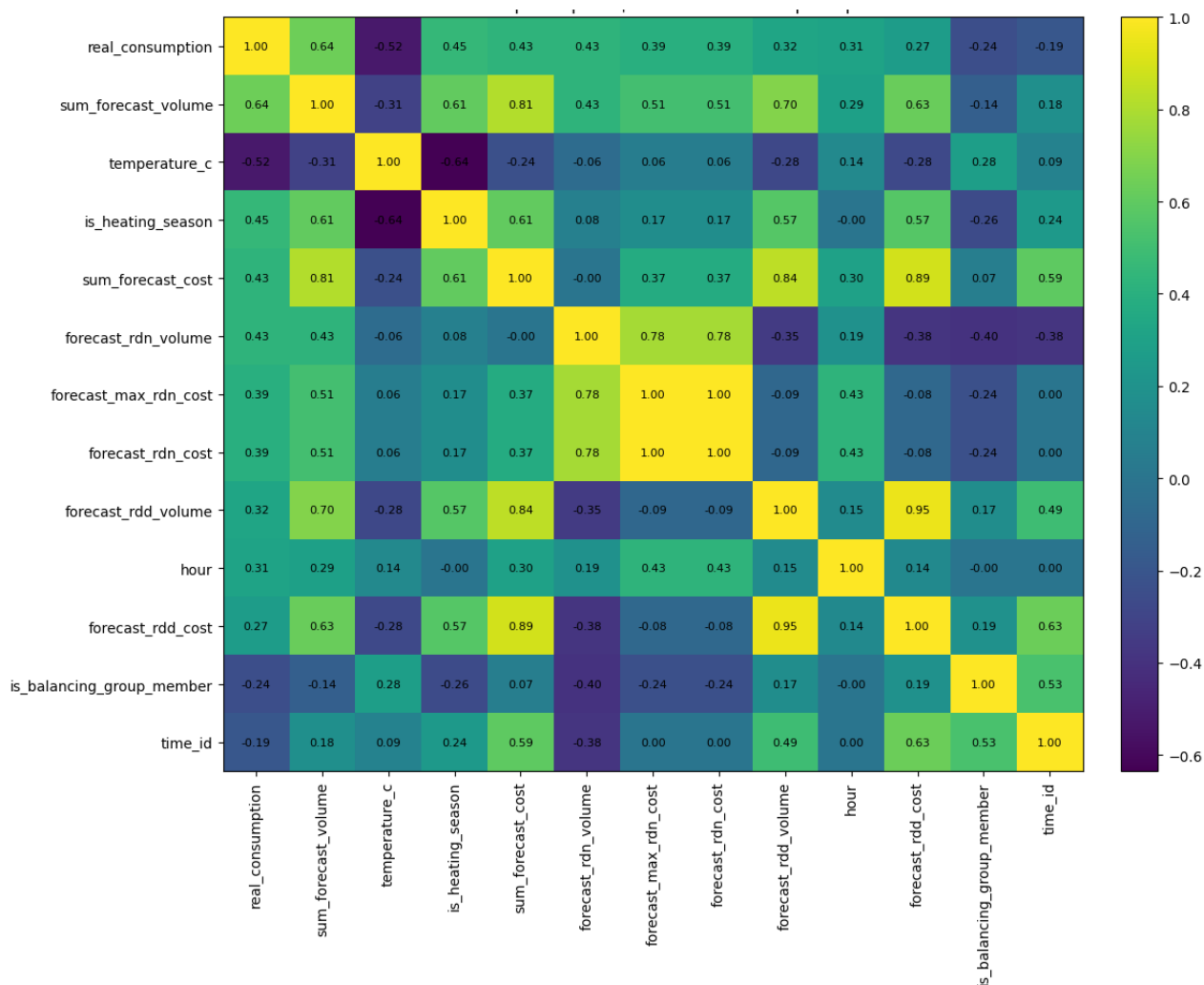


Рисунок 2.5 – Теплова карта кореляцій між ключовими факторами формування витрат підприємства

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Як видно з рис. 2.5, між окремими факторними ознаками існують суттєві взаємозв'язки. Зокрема, `sum_forecast_volume` має високий зв'язок із `sum_forecast_cost`, `forecast_rdd_volume` і `forecast_rdd_cost`. Також спостерігається сильний зв'язок між `forecast_rdn_cost` та `forecast_max_rdn_cost`, що є очікуваним, оскільки ці показники мають близьку розрахункову природу. Наявність таких зв'язків свідчить про ризик мультиколінеарності у разі використання класичних лінійних моделей.

Окремо варто звернути увагу на зв'язок між температурою, опалювальним сезоном і фактичним споживанням. Температура має обернений зв'язок із `real_consumption`, тоді як `is_heating_season` – прямий. Це підтверджує, що сезонно-

погодні фактори мають суттєве значення для прогнозування споживання електроенергії.

Для більш зручного порівняння факторів за силою зв'язку з цільовою змінною доцільно використати графік кореляцій, наведений на рис. 2.6.

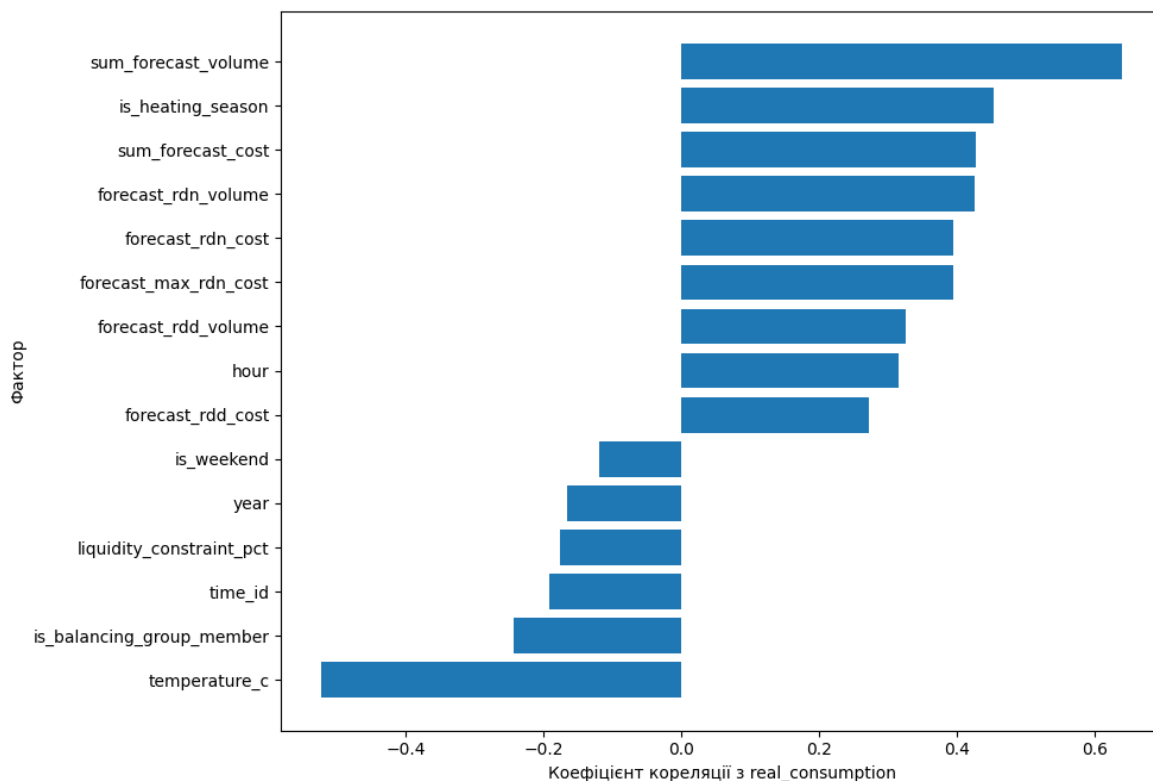


Рисунок 2.6 – Найбільш значущі фактори за кореляцією з фактичним споживанням електроенергії

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Рисунок 2.6 підтверджує, що найважливішими за силою зв'язку з фактичним споживанням є прогнозний обсяг, температура, ознака опалювального сезону та прогнозні ринкові показники. Це створює підстави для побудови багатofакторної прогнозної моделі, яка поєднує сезонні, погодні, та ринкові змінні.

Водночас результати кореляційного аналізу свідчать, що використання простої лінійної регресії може бути обмеженим через взаємопов'язаність частини факторів. Саме тому для подальшого прогнозування доцільно застосувати підхід, який є стійким до мультиколінеарності й дозволяє працювати з латентними компонентами. Таким підходом у межах дипломної роботи обрано PLS Regression,

а для порівняння використовуються PCA + Linear Regression і Random Forest Regression.

Постановка прогнозно-оптимізаційної задачі дослідження

На основі проведеного аналізу можна сформулювати спеціалізовану прогнозно-оптимізаційну задачу дослідження. Її сутність полягає у прогнозуванні фактичного споживання електроенергії для покриття технологічних витрат із подальшим використанням результатів прогнозу як вхідного параметра оптимізаційної моделі структури закупівлі електроенергії. Такий підхід дозволяє пов'язати прогнозу аналітику з економічним рішенням щодо мінімізації витрат підприємства.

Цільовою змінною прогнозової моделі є `real_consumption`, тобто фактичне споживання електроенергії для покриття технологічних витрат. Вибір саме цієї змінної є методично обґрунтованим, оскільки вона відображає реальну потребу підприємства в електроенергії та є базовою величиною для планування закупівлі. Натомість небаланс є похідним показником, який залежить не лише від фактичного споживання, але й від фактичної закупівлі, фінансових обмежень та умов ринку.

Факторні ознаки для прогнозування мають формуватися з урахуванням доступності інформації до моменту прогнозу. До факторних ознак фінальної прогнозової моделі віднесено календарні змінні, температуру повітря, показник SAIDI, лагові значення фактичного споживання та ковзні середні. Прогнозні ринкові показники використовуються в роботі переважно для аналітичного порівняння і пояснення економічного контексту, але не включаються до фінальної моделі прогнозування `real_consumption`. Поточний прогноз підприємства, відображений у змінній `sum_forecast_volume`, у межах подальшого моделювання не використовується як факторна ознака. Його доцільно застосовувати як базовий прогноз для порівняння якості побудованих моделей. Такий підхід дозволяє оцінити, чи забезпечує запропонована модель реальне покращення точності порівняно з наявним підходом до прогнозування.

Загальну постановку задачі прогнозування витрат наведено в табл. 2.12.

Таблиця 2.12 – Постановка прогнозно-оптимізаційної задачі для обґрунтування оптимізації витрат підприємства

Елемент постановки задачі	Зміст
Аналітична проблема	неточність прогнозування фактичного споживання електроенергії у поєднанні з обмеженнями фактичної закупівлі призводить до виникнення небалансів і додаткових витрат
Цільова змінна	real_consumption
Економічний зміст цільової змінної	фактичне споживання електроенергії для покриття технологічних витрат
Потенційні факторні ознаки	календарні ознаки, температура повітря, показник SAIDI, лагові значення фактичного споживання на 1, 24 і 168 годин, ковзні середні фактичного споживання за 24 і 168 годин
Показники, які не використовуються як фактори	фактична закупівля, фактичні витрати, небаланси, похибки прогнозу, total_imbalance_loss, а також поточний прогноз підприємства sum_forecast_volume, який використовується лише як baseline для порівняння
Основна модель	PLS Regression
Порівняльні моделі	PCA + Linear Regression, Random Forest Regression
Критерії оцінювання якості прогнозу	MAE, RMSE, MAPE, R ²
Оптимізаційна задача	мінімізація витрат на закупівлю електроенергії для покриття прогнозного обсягу TBE
Керовані змінні оптимізаційної моделі	обсяг закупівлі електроенергії на РДД та обсяг закупівлі електроенергії на РДН
Економічна інтерпретація результату	підвищення точності прогнозу створює передумови для точнішого планування закупівлі та зменшення витрат, пов'язаних із небалансами

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Вибір PLS Regression як основної моделі обумовлений структурою даних. Як показав кореляційний аналіз, частина факторних ознак має суттєві взаємозв'язки між собою. За таких умов використання звичайної множинної лінійної регресії може бути обмеженим через мультиколінеарність. PLS Regression дозволяє формувати латентні компоненти, які враховують як структуру факторних ознак, так і їх зв'язок із цільовою змінною. Це робить метод придатним для задач прогнозування багатofакторних процесів.

Для порівняння результатів у розділі 3 доцільно використати PCA + Linear Regression і Random Forest Regression. PCA + Linear Regression дозволяє оцінити ефект зниження розмірності даних перед побудовою лінійної моделі, тоді як Random Forest Regression виступає нелінійною моделлю порівняння, здатною

виявляти складніші залежності між змінними. Порівняння цих моделей дасть змогу обґрунтувати вибір найбільш доцільного інструменту прогнозування.

Якість прогнозування доцільно оцінювати за допомогою показників MAE, RMSE, MAPE та R^2 . MAE дозволяє оцінити середній абсолютний розмір помилки прогнозу в одиницях вимірювання цільової змінної, RMSE є більш чутливим до великих помилок, MAPE характеризує відносну похибку прогнозу, а R^2 відображає пояснювальну здатність моделі. У сукупності ці показники дозволяють комплексно оцінити якість моделей.

Отже, результати підрозділу 2.3 підтвердили наявність аналітичної проблеми, пов'язаної з відхиленням між прогнозною потребою, фактичною закупівлею та реальним споживанням електроенергії. На цій основі сформульовано прогнозно-оптимізаційну задачу дослідження: спочатку необхідно побудувати модель прогнозування фактичного споживання електроенергії для покриття ТВЕ, а далі використати отриманий прогноз як основу для оптимізації структури закупівлі між РДД і РДН. Саме така логіка забезпечує перехід від діагностики проблеми до формалізованого економічного рішення щодо мінімізації витрат підприємства.

Висновки до другого розділу

1. У другому розділі проведено аналіз фінансово-економічного стану та результатів діяльності АТ «Харківобленерго». Встановлено, що підприємство функціонує в умовах значного зовнішнього навантаження, зумовленого воєнним станом, пошкодженням енергетичної інфраструктури, регуляторними обмеженнями та особливостями розрахунків на ринку електричної енергії. Незважаючи на відновлення позитивного фінансового результату після збиткового періоду, рівень прибутковості залишається обмеженим, а показники ліквідності та фінансової стійкості свідчать про наявність ризиків у фінансуванні поточної діяльності. Отримані результати підтвердили необхідність пошуку внутрішніх резервів підвищення ефективності управління витратами підприємства.

2. Здійснено аналіз витрат на покриття технологічних втрат електроенергії, закупівлю електроенергії та небаланси. Встановлено, що витрати на покриття технологічних втрат є однією з найбільш вагомих складових витрат підприємства та залежать від обсягів фактичного споживання, структури закупівель і ринкових цін. Виявлено, що у 2023–2025 роках структура закупівлі електроенергії між сегментами РДД, РДН і ВДР змінювалася під впливом ринкових, фінансових та операційних чинників. Окрему увагу приділено аналізу небалансів електроенергії та їх економічних наслідків. Встановлено, що навіть за умов скорочення фізичних обсягів небалансів їх вартісний вплив може залишатися суттєвим через особливості ціноутворення на балансуєчому ринку. Це підтвердило необхідність оцінювання не лише кількісних, а й вартісних характеристик небалансів при аналізі витрат підприємства.

3. Проведено причинно-наслідкову аналітику передумов удосконалення планування витрат підприємства. Для цього сформовано погодинний датасет за 2023–2025 роки, який охоплює 26 304 спостереження та містить прогностні, фактичні, ринкові, календарні, погодні, надійнісні та розрахункові показники. За результатами факторного аналізу визначено ключові чинники формування фактичного споживання електроенергії та обґрунтовано постановку прогнозно-оптимізаційної задачі. Встановлено доцільність прогнозування показника фактичного споживання електроенергії (`real_consumption`) як бази для удосконалення планування витрат, тоді як наявний прогноз підприємства (`sum_forecast_volume`) доцільно використовувати як базовий варіант для порівняння якості прогнозування. Обґрунтовано використання прогнозного обсягу споживання як вхідного параметра оптимізаційної моделі структури закупівлі електроенергії між сегментами РДД та РДН, що створило аналітичне підґрунтя для подальшого економіко-аналітичного обґрунтування оптимізації витрат підприємства.

3 ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ЕКОНОМІКО-АНАЛІТИЧНЕ ОБҐРУНТУВАННЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ВИТРАТ ЕНЕРГОРОЗПОДІЛЬНОГО ПІДПРИЄМСТВА

3.1 Прогнозне моделювання споживання електроенергії для оптимізації витрат енергорозподільного підприємства

У попередньому розділі було встановлено, що однією з ключових передумов оптимізації витрат АТ «Харківобленерго» є підвищення точності прогнозування фактичного споживання електроенергії для покриття технологічних витрат. Саме цей показник визначає реальну потребу підприємства в електроенергії та є базою для планування закупівельної позиції. Неточність прогнозування, у поєднанні з фінансовими, ринковими та організаційними обмеженнями фактичної закупівлі, може призводити до виникнення небалансів і додаткових витрат. Тому прогнозування `real_consumption` у межах цієї роботи розглядається не як суто технічна задача, а як елемент аналітичної підтримки економічних рішень щодо оптимізації витрат підприємства.

Актуальність використання прогнозного моделювання для енергетичних даних підтверджується сучасними дослідженнями, у яких наголошується, що прогнозування попиту та споживання електроенергії на основі машинного навчання передбачає послідовність етапів: збирання та аналіз даних, їх попередню підготовку, формування набору ознак, вибір моделей, навчання моделей та оцінювання їх якості [33]. Також підкреслюється, що попереднє оброблення даних, формування часових ознак і поєднання декількох моделей машинного навчання здатні підвищувати точність прогнозування електроспоживання [34]. Отже, підготовка даних є не допоміжним, а базовим етапом побудови прогнозної моделі.

У межах цього підрозділу здійснено побудову та порівняльне оцінювання моделей прогнозування цільової змінної `real_consumption`, яка відображає фактичне споживання електроенергії для покриття технологічних витрат. Поточний прогноз підприємства, представлений змінною `sum_forecast_volume`, не використовувався

як факторна ознака моделей, а застосовувався лише як базовий прогноз для порівняння. Такий підхід є методично важливим, оскільки дозволяє перевірити, чи забезпечують побудовані моделі реальне покращення точності порівняно з наявним підходом до прогнозування.

Моделювання виконано на основі сформованого погодинного датасету за 2023–2025 роки. Первинний набір даних містив 26 304 погодинні спостереження. Оскільки для прогнозування було використано лагові ознаки та ковзні середні, перші 168 спостережень були виключені з модельної вибірки. Це зумовлено тим, що для формування лагу на 168 годин, тобто на один тиждень, на початку часового ряду відсутні попередні значення. У результаті модельна вибірка становила 26 136 спостережень.

Особливістю підготовки даних було збереження коректної погодинної структури спостережень. Через перехід на літній і зимовий час у датасеті наявні дні з 23 і 25 годинами. Тому для моделювання використовувався не лише календарний вимір, а й технічний послідовний часовий індекс. Це дозволило уникнути втрати або штучного дублювання спостережень у дні переходу часу та зберегти реальну послідовність погодинних значень.

Для побудови моделей було використано часовий поділ даних: навчальна вибірка охоплює 2023–2024 роки, а тестова – 2025 рік (табл. 3.1). Такий поділ є більш коректним для часових рядів, ніж випадкове перемішування спостережень, оскільки імітує реальну ситуацію прогнозування майбутнього періоду на основі історичних даних. У дослідженнях з прогнозування часових рядів наголошується, що оцінювання прогнозів має враховувати часову послідовність даних, оскільки використання майбутньої інформації на етапі навчання призводить до завищення якості моделі [27; 33].

Таблиця 3.1 – Структура навчальної та тестової вибірки для прогнозного моделювання

Вибірка	Період	Кількість спостережень	Кількість факторних ознак
Навчальна	2023–2024	17 376	12
Тестова	2025	8 760	12

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Як видно з табл. 3.1, навчальна вибірка охоплює 17 376 погодинних спостережень, а тестова – 8 760 спостережень. Така структура дозволяє використати дворічний історичний період для навчання моделей і повний календарний рік для незалежної перевірки їхньої якості. Це важливо, оскільки тестування на 2025 році дозволяє оцінити, наскільки модель здатна працювати на новому часовому інтервалі, який не використовувався під час навчання.

Факторні ознаки формувалися з урахуванням їх доступності на момент прогнозування (табл. 3.2). До моделі не включалися фактичні показники закупівлі, небаланси, похибки прогнозу, економічні втрати від небалансів та поточний прогноз підприємства. Натомість було використано календарні, погодні та авторегресійні ознаки, які можуть бути доступними або сформованими до моменту прогнозування. Такий підхід відповідає загальній логіці прогнозування електроспоживання, де важливу роль відіграють календарні ознаки, погодні чинники та історичні значення споживання [33; 35].

Таблиця 3.2 – Факторні ознаки, використані для моделювання фактичного споживання електроенергії

Факторна ознака	Економічний зміст
hour	година доби
day_of_week	день тижня
is_weekend	ознака вихідного дня
month	місяць
is_heating_season	ознака опалювального сезону
temperature_c	температура повітря
saidi_minutes	показник надійності електропостачання SAIDI
real_consumption_lag_1	лаг фактичного споживання на 1 годину
real_consumption_lag_24	лаг фактичного споживання на 24 години
real_consumption_lag_168	лаг фактичного споживання на 168 годин
real_consumption_roll_24	ковзне середнє фактичного споживання за 24 години
real_consumption_roll_168	ковзне середнє фактичного споживання за 168 годин

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Наведений у табл. 3.2 набір факторів поєднує декілька груп ознак. Календарні змінні відображають добову, тижневу та сезонну структуру споживання. Температура повітря враховує вплив погодних умов, а показник SAIDI частково

характеризує надійність функціонування мережевої інфраструктури. Лагові ознаки та ковзні середні дозволяють врахувати інерційність електроспоживання, тобто залежність поточного рівня споживання від попередніх годин, попередньої доби та аналогічного періоду попереднього тижня.

Використання саме такого набору факторів має важливе методичне значення. По-перше, модель не використовує готовий прогноз підприємства як вхідну ознаку, що дозволяє коректно порівнювати результати моделювання з поточним прогнозом. По-друге, до моделі не включаються післяфактум-показники, які були б недоступні на момент прогнозування. По-третє, лагові та ковзні ознаки дають змогу врахувати характерну для погодинного електроспоживання повторюваність і часову залежність.

Для наочного представлення динаміки цільової змінної доцільно використати рис. 3.1.

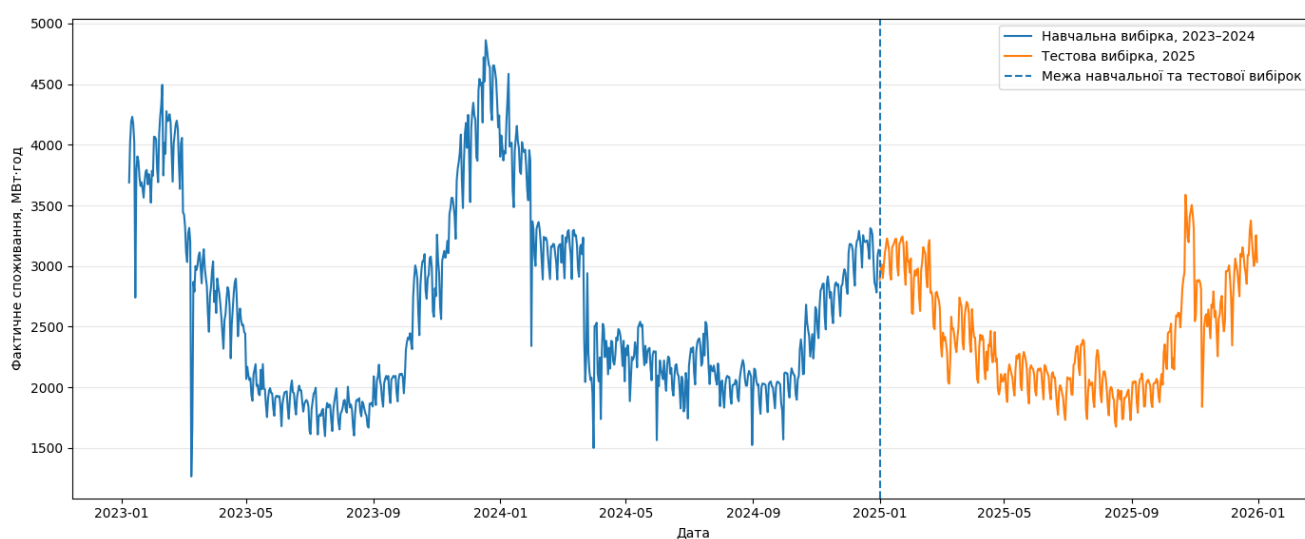


Рисунок 3.1 – Динаміка фактичного споживання електроенергії у навчальній і тестовій вибірках

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Першою прогнозною моделлю, використаною для порівняльного оцінювання, є PCA + Linear Regression. Даний підхід поєднує метод головних компонент і лінійну регресію. Його логіка полягає в тому, що початкові факторні ознаки спочатку перетворюються у меншу кількість незалежних компонент, які

зберігають основну частину інформації вихідного набору даних. Після цього на отриманих компонентах будується лінійна регресійна модель.

Метод головних компонент широко використовується для зниження розмірності даних, усунення надлишковості між взаємопов'язаними змінними та формування компактного набору некорельованих компонент [21; 22]. Для задач прогнозування це особливо важливо тоді, коли вихідні фактори частково дублюють інформацію один одного. У межах цієї роботи така ситуація є ймовірною, оскільки лаги споживання та ковзні середні відображають різні аспекти однієї часової динаміки.

Перед застосуванням PCA факторні ознаки було стандартизовано. Це необхідно, оскільки метод головних компонент є чутливим до масштабу змінних: без стандартизації ознаки з більшими числовими значеннями могли б непропорційно впливати на формування компонент. У практичній реалізації стандартизацію і PCA було виконано засобами бібліотеки `scikit-learn`, яка є одним із найбільш поширених інструментів машинного навчання в Python і містить реалізації алгоритмів попередньої обробки, зниження розмірності та регресійного моделювання [36].

Після стандартизації було побудовано послідовність головних компонент і визначено кількість компонент, необхідну для збереження не менше 95% накопиченої поясненої дисперсії (рис. 3.2). Такий критерій дозволяє скоротити кількість вхідних ознак, зберігши основну інформацію початкового набору даних.

Як видно з рис. 3.2, для збереження 95% інформації початкового набору факторних ознак достатньо 7 головних компонент. Накопичена пояснена дисперсія для 7 компонент становить 95,85%. Отже, кількість вхідних ознак було скорочено з 12 до 7 компонент без суттєвої втрати інформаційної повноти.

Після визначення кількості компонент було побудовано фінальну модель PCA + Linear Regression. Алгоритм включав такі етапи: стандартизацію факторних ознак, перетворення їх у 7 головних компонент, навчання лінійної регресії на навчальній вибірці та прогнозування `real_consumption` на тестовій вибірці 2025 року. Порівняння прогнозу моделі з фактичними значеннями здійснювалося за

показниками MAE, RMSE, MAPE та R^2 , які є поширеними метриками оцінювання регресійних моделей [28; 38].

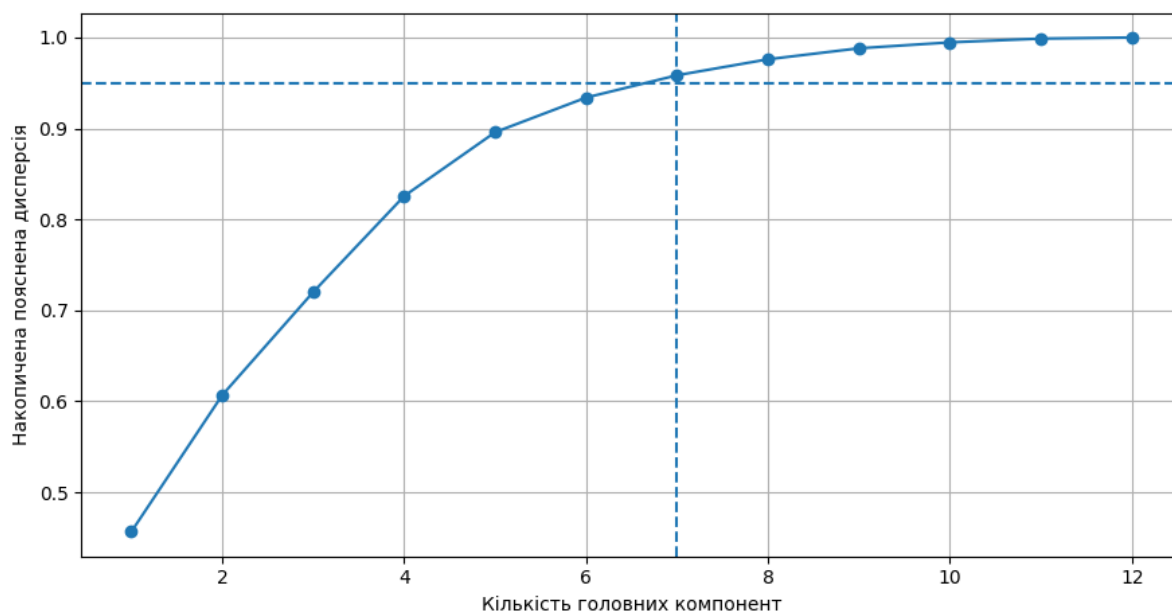


Рисунок 3.2 – Вибір кількості головних компонент PCA за критерієм 95% поясненої дисперсії

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Варто зауважити, що PCA + Linear Regression має певне обмеження для економічної інтерпретації. Головні компоненти є математичними комбінаціями початкових ознак, тому їх економічний зміст складніше пояснити порівняно з моделями, які дозволяють прямо оцінити внесок окремих факторів. Саме тому дана модель використовується в роботі як важлива порівняльна модель, але не як основний інструмент економіко-аналітичного обґрунтування.

Другою моделлю, використаною для порівняльного оцінювання, є Random Forest Regression. Даний алгоритм належить до ансамблевих методів машинного навчання та базується на побудові сукупності дерев рішень. Кінцевий прогноз формується шляхом усереднення прогнозів окремих дерев. Такий підхід дозволяє моделі враховувати нелінійні залежності між факторами та цільовою змінною.

Random Forest було включено до дослідження як порівняльну нелінійну модель. У сучасних дослідженнях прогнозування електроспоживання ансамблеві методи розглядаються як перспективний інструмент підвищення точності прогнозів завдяки поєднанню декількох алгоритмічних рішень і здатності

працювати зі складними залежностями в даних [34]. Також у дослідженнях, присвячених прогнозуванню попиту на електроенергію в Smart Grids, підкреслюється доцільність застосування моделей машинного навчання для врахування нелінійних зв'язків між факторами попиту [35].

На відміну від PCA + Linear Regression та PLS Regression, Random Forest не передбачає побудови латентних компонент. Його перевагою є здатність відображати складні взаємозв'язки між ознаками, однак недоліком є нижча прозорість результатів порівняно з регресійними підходами. Тому в межах цієї роботи Random Forest розглядається не як основний метод економіко-аналітичного обґрунтування, а як модель порівняння, що дозволяє оцінити потенціал нелінійного прогнозування.

У межах роботи використовувалася спрощена конфігурація Random Forest, без поглибленого підбору гіперпараметрів, оскільки основний фокус дослідження спрямований на PLS Regression. Для побудови моделі було використано 200 дерев, обмеження максимальної глибини дерева на рівні 10 та мінімальну кількість спостережень у листі на рівні 3. Реалізацію моделі виконано засобами RandomForestRegressor бібліотеки scikit-learn, яка підтримує побудову ансамблів дерев для задач регресії [38].

Отриманий даним методом результат потребує обережної інтерпретації. Висока точність Random Forest не означає автоматичної доцільності вибору цієї моделі як основної для економіко-аналітичного обґрунтування. Модель має переважно прогнозну, а не пояснювальну природу. Для аналітичної роботи важливим є не лише отримання мінімальної помилки прогнозування, а й можливість пояснити, які фактори формують прогноз і як результати моделювання можуть бути використані для підтримки управлінських рішень.

Отже, Random Forest Regression є важливою моделлю порівняння, яка показує потенціал нелінійних алгоритмів у задачі прогнозування фактичного споживання електроенергії. Проте з позиції економіко-аналітичного обґрунтування оптимізації витрат основна увага в роботі приділяється PLS Regression, яка забезпечує не лише достатньо високу точність, але й кращі можливості змістовної інтерпретації факторів.

Основною моделлю прогнозування у дипломній роботі обрано PLS Regression. Вибір цього методу обумовлений тим, що PLS поєднує зниження розмірності факторного простору та побудову прогнозної моделі. На відміну від PCA, який формує компоненти лише на основі структури факторних ознак, PLS враховує також зв'язок факторів із цільовою змінною. Це робить метод особливо доречним для задач, у яких необхідно працювати з взаємопов'язаними факторами та водночас зберегти аналітичну інтерпретованість результатів [23; 24].

У цій роботі доцільність використання PLS Regression пов'язана з кількома обставинами. По-перше, погодинне споживання електроенергії має інерційний характер, тому лагові ознаки та ковзні середні можуть бути суттєво взаємопов'язаними. По-друге, модель має забезпечувати не лише прогноз, а й економічну інтерпретацію факторів, оскільки метою роботи є економіко-аналітичне обґрунтування оптимізації витрат. По-третє, PLS дає змогу працювати з латентними компонентами, які будуються з урахуванням зв'язку факторів із результативною змінною, що відрізняє його від PCA [23; 24].

Для побудови PLS-моделі було використано ті самі 12 факторних ознак, що й для інших моделей. Перед моделюванням ознаки було стандартизовано, оскільки PLS, як і PCA, є чутливим до масштабу змінних. Реалізацію моделі виконано засобами PLSRegression бібліотеки scikit-learn, яка призначена для побудови регресійних моделей на основі методу часткових найменших квадратів [36].

Важливим етапом побудови PLS-моделі є вибір кількості латентних компонент. Недостатня кількість компонент може призвести до втрати важливої інформації, тоді як надмірна кількість компонент може ускладнити модель і знизити її узагальнювальну здатність. Тому кількість компонент було підібрано шляхом перебору значень `n_components` і порівняння значень RMSE.

Для підбору кількості компонент навчальна вибірка була додатково поділена на внутрішню навчальну та валідаційну частини: дані 2023 року використовувалися для навчання, а дані 2024 року – для валідації. Було перевірено кількість компонент від 1 до 12, а критерієм вибору стало мінімальне значення RMSE на валідаційній вибірці (рис. 3.3). Використання RMSE як критерію є доцільним, оскільки цей

показник є більш чутливим до великих помилок прогнозування, а для задачі мінімізації небалансів саме великі відхилення можуть мати найбільш суттєві економічні наслідки [28; 37].

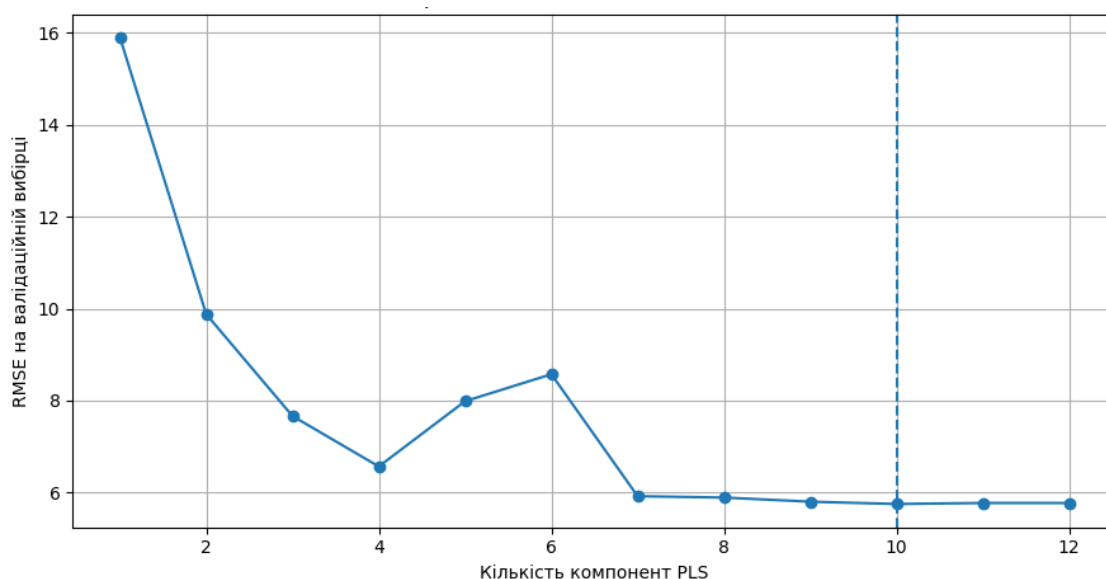


Рисунок 3.3 – Вибір кількості компонент PLS Regression за значенням RMSE

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Як видно з рис. 3.3, найменше значення RMSE на валідаційній вибірці було отримано при використанні 10 компонент. Тому саме така кількість компонент була обрана для фінальної PLS-моделі. Після вибору кількості компонент модель була повторно навчена на всій навчальній вибірці 2023–2024 років і протестована на даних 2025 року.

Важливою перевагою PLS Regression є можливість оцінити внесок окремих факторних ознак у формування прогнозу. Для цього було проаналізовано коефіцієнти фінальної PLS-моделі після стандартизації ознак (рис. 3.4). Як видно, найбільший внесок у прогноз мають лагові змінні. Найвагомішою ознакою є лаг фактичного споживання на 1 годину, коефіцієнт якого становить 27,316. Далі за значущістю йдуть лаги на 24 години та 168 годин із коефіцієнтами 8,651 і 5,750 відповідно. Це свідчить про сильну інерційність погодинного споживання електроенергії: поточний рівень споживання значною мірою залежить від попередньої години, аналогічної години попередньої доби та аналогічного періоду попереднього тижня.

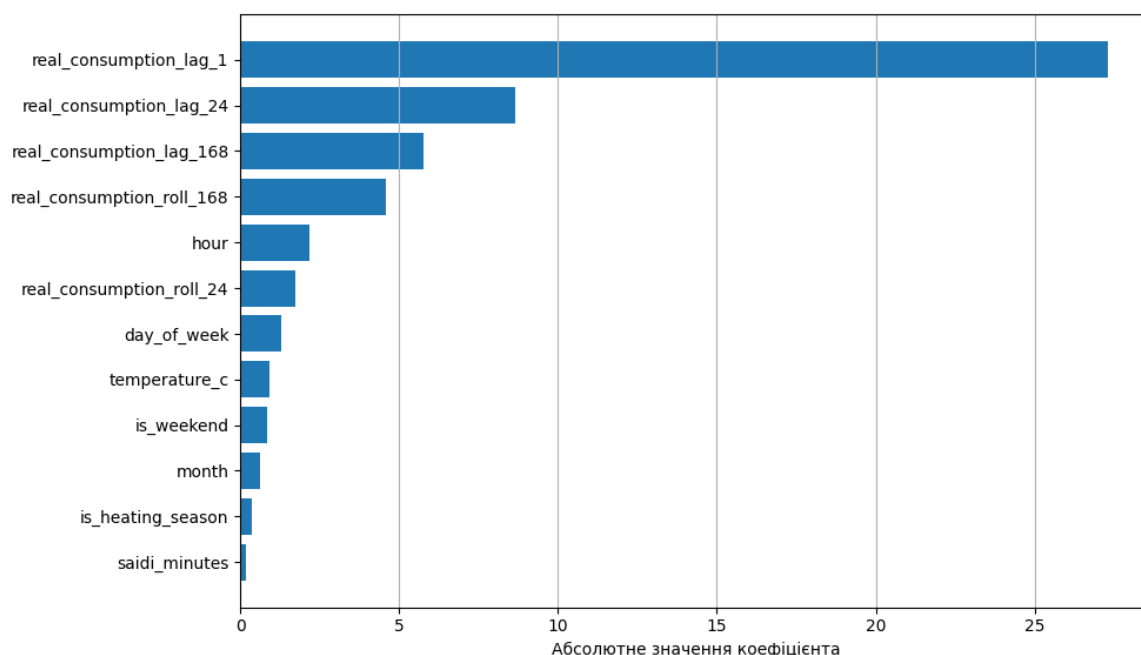


Рисунок 3.4 – Внесок факторних ознак у прогноз PLS Regression

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Серед інших важливих ознак слід відзначити ковзне середнє за 168 годин, годину доби, ковзне середнє за 24 години, день тижня та температуру повітря. Наявність цих факторів серед значущих підтверджує, що модель враховує не лише авторегресійну структуру споживання, але й календарні та погодні характеристики. Показник SAIDI має нижчий абсолютний коефіцієнт, однак його включення до моделі є змістовно виправданим, оскільки він відображає надійність електропостачання та частково характеризує зовнішні умови функціонування мереж.

Таким чином, PLS Regression є методично доцільною моделлю для цієї роботи, оскільки поєднує достатньо високу точність прогнозування з можливістю економічної інтерпретації внеску факторів. Саме ця властивість є важливою для подальшого обґрунтування практичних рекомендацій щодо оптимізації витрат.

Порівняльне оцінювання моделей

Для оцінювання якості прогнозних моделей було використано показники MAE, RMSE, MAPE та R^2 . Вони дозволяють комплексно оцінити якість прогнозування: MAE характеризує середню абсолютну помилку в МВт·год, RMSE є більш чутливим до значних відхилень, MAPE показує відносний рівень похибки,

а R^2 відображає частку варіації цільової змінної, пояснену моделлю. Використання декількох метрик одночасно є доцільним, оскільки кожна з них характеризує окремий аспект якості прогнозування [28; 37]. Формули цих показників наведено в підрозділі 1.2.

До порівняння було включено чотири варіанти прогнозу:

- поточний прогноз підприємства;
- PCA + Linear Regression;
- Random Forest Regression;
- PLS Regression.

Поточний прогноз підприємства використовується як baseline, тобто базовий варіант для оцінювання того, наскільки побудовані моделі покращують якість прогнозування. Такий підхід є важливим саме з практичного погляду: модель має не просто демонструвати прийнятні статистичні показники, а забезпечувати покращення порівняно з тим підходом, який уже застосовується підприємством (табл. 3.3).

Таблиця 3.3 – Порівняння якості прогнозних моделей на тестовій вибірці 2025 року

Модель	MAE, МВт·год	RMSE, МВт·год	MAPE, %	R^2
Поточний прогноз підприємства	8,388	12,192	7,854	0,786
PCA + Linear Regression	5,220	7,017	5,188	0,929
Random Forest Regression	2,016	2,997	2,060	0,987
PLS Regression	3,481	4,695	3,733	0,968

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Дані табл. 3.3 свідчать, що всі побудовані моделі забезпечують кращу якість прогнозування порівняно з поточним прогнозом підприємства. Поточний прогноз має MAE на рівні 8,388 МВт·год і MAPE 7,854%. Натомість PCA + Linear Regression знижує MAE до 5,220 МВт·год, а MAPE – до 5,188%. Це підтверджує, що навіть лінійна модель після зниження розмірності факторного простору забезпечує помітне покращення точності.

Random Forest Regression показала найкращі значення формальних метрик: MAE становить 2,016 МВт·год, RMSE – 2,997 МВт·год, MAPE – 2,060%, а R^2 –

0,987. Такий результат свідчить про високу прогнозну здатність нелінійної моделі. Водночас її результати складніше інтерпретувати в економічному змісті, що обмежує використання Random Forest як основної моделі для формування управлінських висновків.

PLS Regression забезпечила MAE на рівні 3,481 МВт·год, RMSE – 4,695 МВт·год, MAPE – 3,733% та R^2 – 0,968. Хоча за формальними метриками PLS поступається Random Forest, вона суттєво перевищує якість поточного прогнозу підприємства та має важливу перевагу – можливість інтерпретації внеску факторів. Саме тому PLS є найбільш доцільною моделлю для економіко-аналітичного обґрунтування оптимізації витрат.

Для наочного порівняння фактичного споживання та прогнозів моделей доцільно використати рис. 3.5.

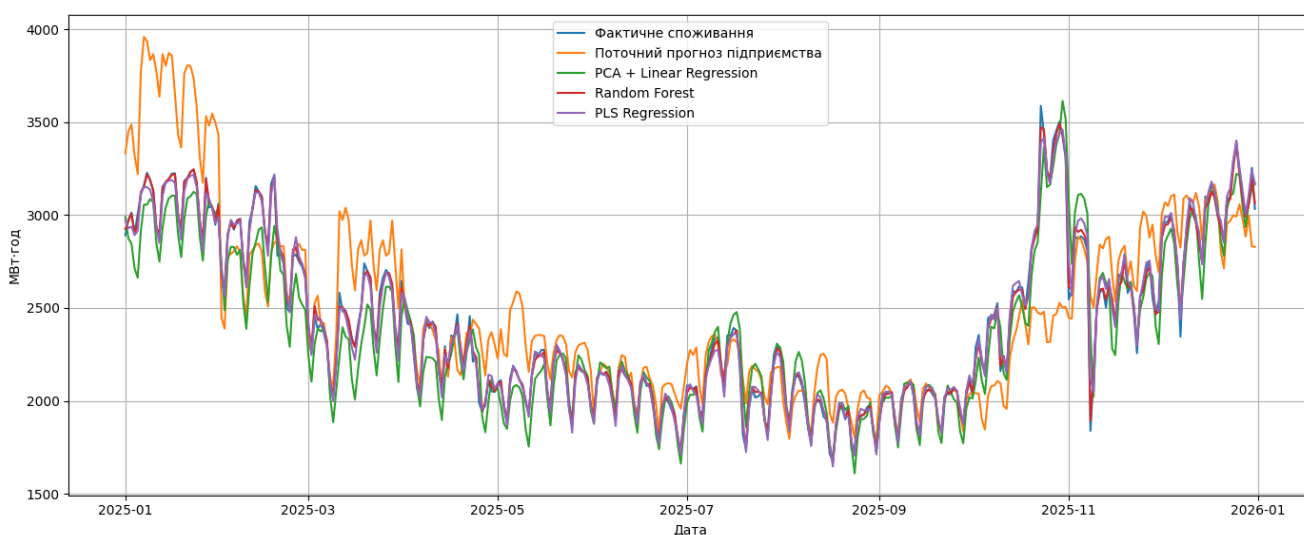


Рисунок 3.5 – Порівняння фактичного споживання та прогнозів моделей у 2025 році

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Як видно з рис. 3.5, усі моделі загалом відтворюють основну динаміку фактичного споживання електроенергії, однак рівень наближення до фактичних значень відрізняється. Поточний прогноз підприємства має помітніші відхилення, тоді як модельні прогнози краще повторюють фактичну траєкторію споживання. Особливо важливим є те, що PLS Regression забезпечує більш точне відтворення

динаміки порівняно з baseline, зберігаючи при цьому аналітичну інтерпретованість результатів.

Додатково було розраховано сумарну абсолютну помилку прогнозів за 2025 рік. Цей показник є важливим для подальшого економічного обґрунтування, оскільки абсолютна помилка прогнозу може бути інтерпретована як умовний обсяг відхилення між прогнозною потребою та фактичним споживанням. Результати наведено в табл. 3.4.

Таблиця 3.4 – Сумарна абсолютна помилка прогнозів на тестовій вибірці 2025 року

Модель	Сумарна абсолютна помилка, МВт·год
Поточний прогноз підприємства	73 481,083
PCA + Linear Regression	45 725,350
Random Forest Regression	17 656,463
PLS Regression	30 492,392

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Дані табл. 3.4 підтверджують, що використання PLS Regression дозволяє скоротити сумарну абсолютну помилку з 73 481,083 МВт·год за поточним прогнозом підприємства до 30 492,392 МВт·год. Абсолютне скорочення становить 42 988,691 МВт·год, або 58,5%. Це має важливе економічне значення, оскільки зменшення помилки прогнозування створює передумови для скорочення умовних небалансів. Для візуального порівняння сумарних абсолютних помилок моделей доцільно вставити рис. 3.6. Як видно, найбільша сумарна абсолютна помилка характерна для поточного прогнозу підприємства. Всі прогнозні моделі зменшують її, однак найбільш збалансованим варіантом з погляду точності та економічної інтерпретованості є PLS Regression.

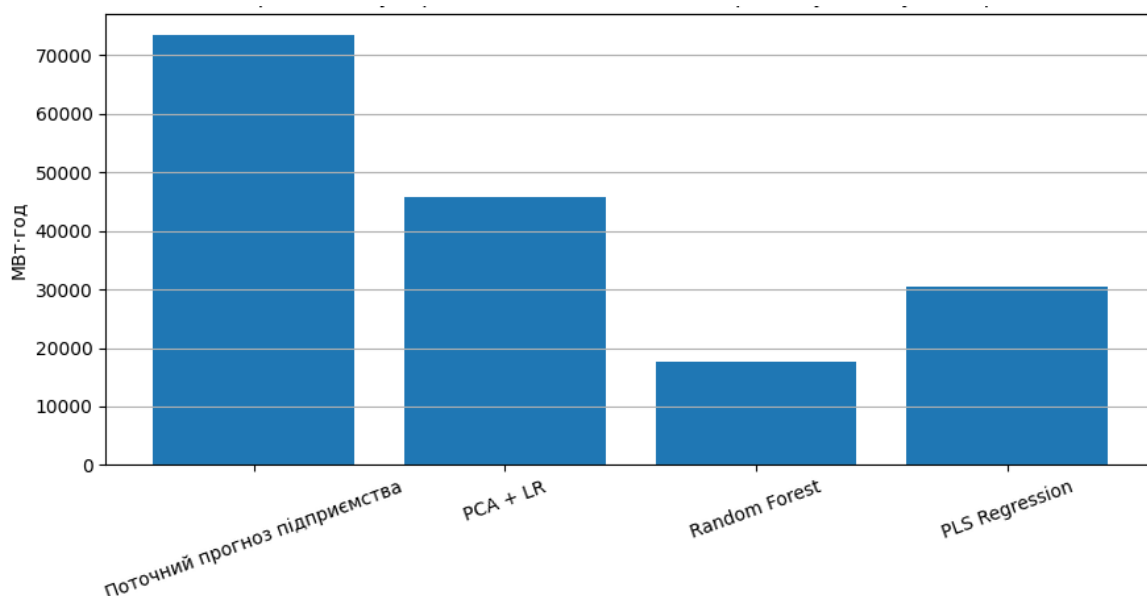


Рисунок 3.6 – Порівняння сумарної абсолютної помилки прогнозів у 2025 році

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Окремо доцільно представити прогноз PLS-моделі порівняно з фактичним споживанням у 2025 році. Відповідне зіставлення наведено на рис. 3.7.

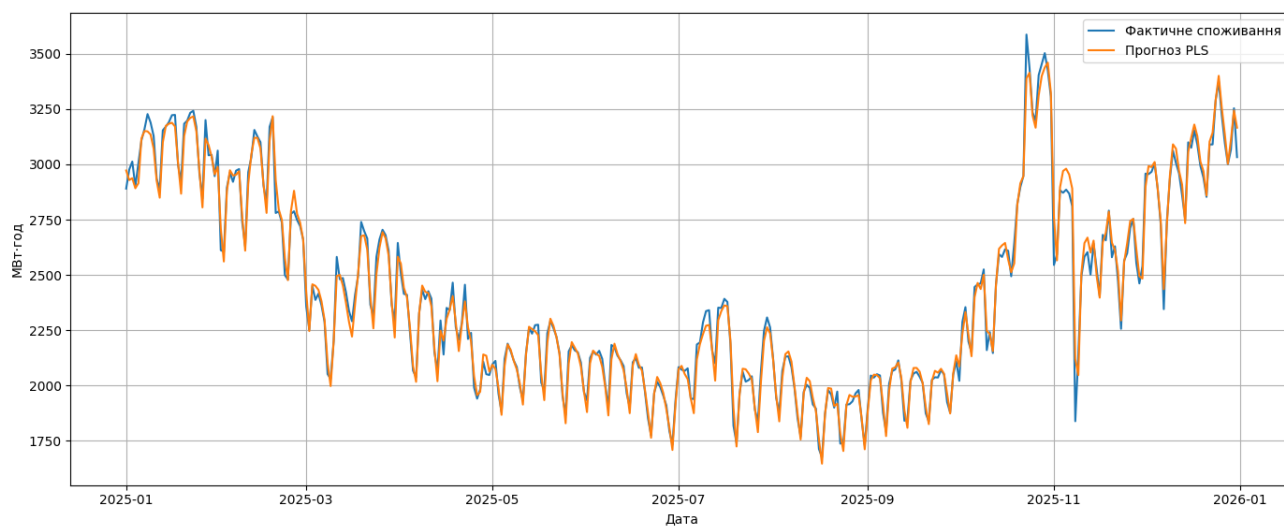


Рисунок 3.7 – Фактичне споживання електроенергії та прогноз PLS Regression у 2025 році

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Рисунок 3.7 демонструє, що PLS Regression загалом відтворює основні коливання фактичного споживання електроенергії. Найбільші відхилення можуть спостерігатися в періоди різких змін споживання, які пов'язані з аномальними

зовнішніми або операційними факторами. Проте в цілому модель забезпечує достатній рівень точності для використання її результатів у подальшому економічному оцінюванні.

Вибір оптимальної моделі прогнозування

На основі проведеного порівняльного оцінювання можна зробити висновок, що всі побудовані моделі покращують якість прогнозування порівняно з поточним прогнозом підприємства. Це підтверджує доцільність використання методів економічної аналітики та машинного навчання для підтримки рішень щодо планування закупівлі електроенергії для покриття технологічних витрат.

Формально найкращі значення метрик точності показала модель Random Forest Regression. Вона має найнижчі значення MAE, RMSE і MAPE та найвище значення R^2 . Однак у межах дипломної роботи вибір оптимальної моделі не може ґрунтуватися лише на формальних показниках точності. Для економіко-аналітичного обґрунтування важливо, щоб модель не тільки прогнозувала, але й дозволяла пояснити роль факторів, які формують прогноз. Саме тому PLS Regression має перевагу з погляду практичного використання результатів у системі аналітичної підтримки управлінських рішень.

З цієї позиції найбільш доцільною моделлю є PLS Regression. Вона забезпечує суттєве підвищення точності порівняно з поточним прогнозом підприємства, знижує MAPE з 7,854% до 3,733%, скорочує сумарну абсолютну помилку на 42 988,691 МВт·год та водночас дозволяє проаналізувати внесок факторних ознак. Найбільше значення для прогнозу мають лагові характеристики фактичного споживання, що підтверджує інерційний характер погодинного електроспоживання. Додаткову роль відіграють календарні, температурні та надійнісні фактори.

Отримані результати узгоджуються із сучасними підходами до прогнозування електроспоживання, де важливим є не лише вибір моделі з найнижчою похибкою, а й побудова послідовного аналітичного процесу: підготовка даних, формування ознак, навчання моделей, оцінювання якості та інтерпретація результатів [33; 34]. Для підприємства це означає, що модель прогнозування має розглядатися як

елемент ширшої системи прийняття економічних рішень, а не як ізольований технічний алгоритм.

Таким чином, PLS Regression обрано як основну прогнозну модель для подальшого економіко-аналітичного та оптимізаційного обґрунтування витрат АТ «Харківобленерго». Її результати використовуються у підрозділі 3.2 у двох напрямках. По-перше, прогноз PLS-моделі застосовується для розрахунку умовних небалансів та оцінювання економічного ефекту від підвищення точності прогнозування. По-друге, прогнозний обсяг фактичного споживання використовується як вхідний параметр оптимізаційної моделі структури закупівлі електроенергії між РДД і РДН. Це дозволяє перейти від прогнозування як аналітичного інструменту до формалізованого економічного рішення щодо мінімізації витрат підприємства.

Отже, результати підрозділу 3.1 підтвердили, що застосування прогнозних моделей дозволяє суттєво підвищити точність оцінювання фактичного споживання електроенергії для покриття технологічних витрат, а також створює інформаційну основу для подальшої оптимізації структури закупівлі електроенергії.

3.2 Оптимізація структури закупівлі електроенергії, сценарний аналіз та оцінювання економічного ефекту

Головним практичним результатом використання прогнозної моделі є можливість зменшення умовних небалансів і пов'язаних із ними витрат. Відповідно до Правил ринку, небаланси виникають як відхилення між фактичними та запланованими обсягами електричної енергії, а їх фінансове врегулювання здійснюється в межах механізмів балансуючого ринку [2; 10]. Тому підвищення точності прогнозування фактичного споживання може розглядатися як один із напрямів зниження витрат, пов'язаних із відхиленнями між прогнозною потребою та фактичним споживанням.

Для оцінювання економічного ефекту прогноз PLS-моделі було порівняно з поточним прогнозом підприємства. Поточний прогноз підприємства виступає

базовим сценарієм, а прогноз PLS – модельним сценарієм. Такий підхід відповідає логіці оцінювання прогнозних моделей через порівняння з базовим варіантом і подальше вимірювання покращення за кількісними метриками [38].

Умовний небаланс для кожного прогнозного підходу визначався як різниця між прогнозним і фактичним значенням споживання:

$$Imb_t^j = \hat{Q}_t^j - Q_t^{real}, \quad (3.1)$$

де Imb_t^j – умовний небаланс за прогнозним підходом (j) у періоді (t), МВт·год;

$\hat{Q}_t^j$ – прогнозний обсяг споживання за підходом (j), МВт·год;

Q_t^{real} – фактичне споживання електроенергії у періоді (t), МВт·год.

Якщо $Imb_t^j < 0$, це означає дефіцитний небаланс, тобто прогнозний обсяг є меншим за фактичне споживання. Якщо $Imb_t^j > 0$, це означає профіцитний небаланс, тобто прогнозний обсяг перевищує фактичне споживання.

Грошова оцінка умовних небалансів здійснювалася за логікою формули (2.1), наведеної у підрозділі 2.2. Водночас у цьому випадку формула застосовується не до фактичного небалансу підприємства, а до умовного небалансу, розрахованого на основі поточного прогнозу підприємства та прогнозу PLS-моделі. Для дефіцитного небалансу використовувалася цінова різниця `price_diff_up`, а для профіцитного небалансу – `price_diff_down`, приведені до додатних ставок втрат.

Економічний ефект від використання моделі визначався як різниця між умовними витратами за поточним прогнозом підприємства та умовними витратами за PLS-моделлю:

$$E = \sum L_t^{base} - \sum L_t^{PLS}, \quad (3.2)$$

де E – економічний ефект від використання PLS-моделі, грн;

L_t^{base} – умовні втрати від небалансу за поточним прогнозом підприємства у періоді (t), грн;

L_t^{PLS} – умовні втрати від небалансу за прогнозом PLS-моделі у періоді (t), грн.

Результати розрахунку умовних небалансів та економічного ефекту на тестовому періоді 2025 року наведено в табл. 3.5.

Таблиця 3.5 – Оцінювання економічного ефекту від використання PLS-моделі на даних 2025 року

Показник	Поточний прогноз підприємства	PLS-модель	Абсолютне скорочення / ефект	Відносне скорочення, %
Дефіцитний небаланс, МВт·год	23 583,814	15 430,594	8 153,220	34,57
Профіцитний небаланс, МВт·год	49 897,269	15 061,798	34 835,471	69,81
Абсолютний небаланс, МВт·год	73 481,083	30 492,392	42 988,691	58,50
Умовні втрати від небалансів, тис. грн	109 649,535	61 349,495	48 300,041	44,05

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Дані табл. 3.5 свідчать, що використання PLS-моделі дозволяє суттєво скоротити умовний обсяг небалансів. Абсолютний небаланс зменшується з 73 481,083 МВт·год за поточним прогнозом підприємства до 30 492,392 МВт·год за PLS-моделлю. Абсолютне скорочення становить 42 988,691 МВт·год, або 58,50%.

Особливо помітним є скорочення профіцитного небалансу – з 49 897,269 МВт·год до 15 061,798 МВт·год, тобто на 69,81%. Дефіцитний небаланс також зменшується – з 23 583,814 МВт·год до 15 430,594 МВт·год, або на 34,57%. Це свідчить, що модель не лише зменшує загальний розмір помилки, а й покращує баланс між недопрогнозуванням і перепрогнозуванням споживання.

У грошовому вимірі умовні втрати від небалансів за поточним прогнозом підприємства становлять 109 649,535 тис. грн, тоді як за PLS-моделлю – 61 349,495 тис. грн. Отже, економічний ефект від використання PLS-моделі на даних 2025 року становить 48 300,041 тис. грн, або 44,05% умовних втрат базового сценарію.

Для наочного порівняння умовних втрат доцільно вставити рис. 3.8.

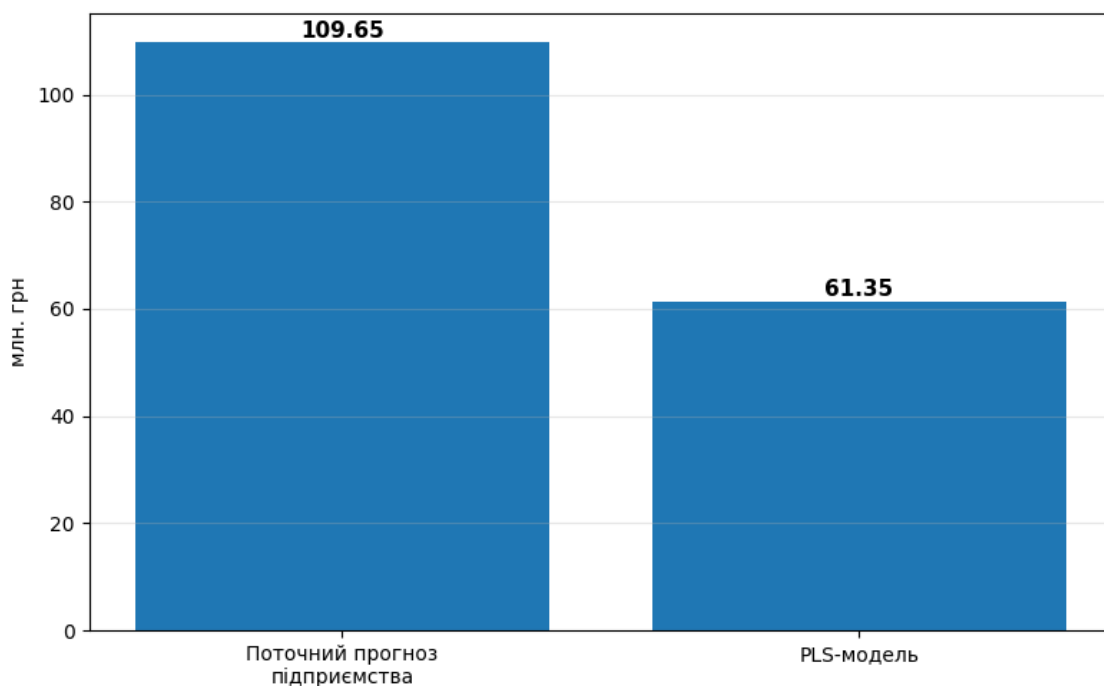


Рисунок 3.8 – Порівняння умовних втрат від небалансів за поточним прогнозом підприємства та PLS-моделлю у 2025 році

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Додатково доцільно проаналізувати помісячну динаміку економічного ефекту. Вона показує, що модель не в кожному місяці забезпечує нижчі умовні втрати, однак у річному підсумку ефект є позитивним і суттєвим. Помісячні результати наведено на рис. 3.9.

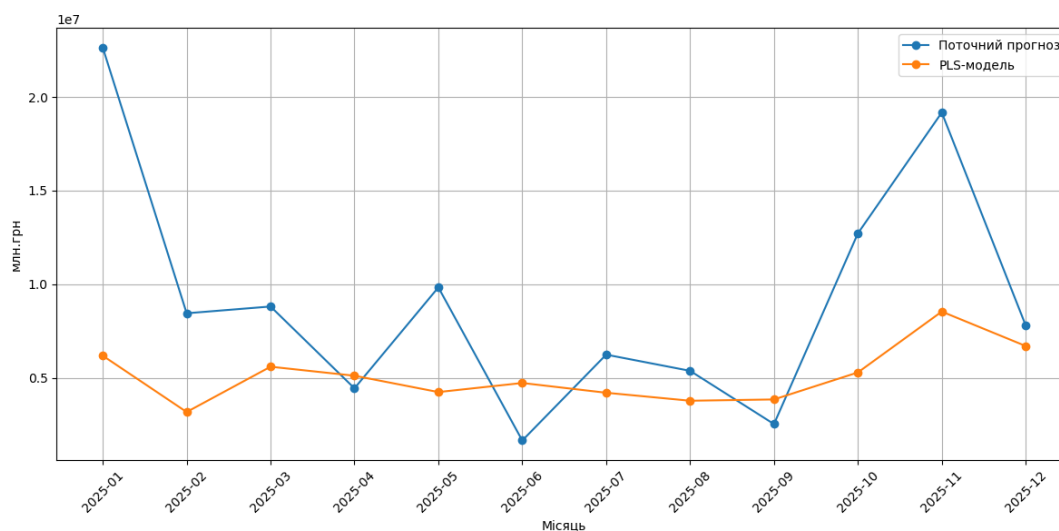


Рисунок 3.9 – Помісячна динаміка умовних втрат та економічного ефекту від використання PLS-моделі у 2025 році

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Помісячний аналіз показує, що найбільший позитивний ефект спостерігається у січні, листопаді та жовтні 2025 року. Водночас у квітні, червні та вересні умовні втрати за PLS-моделлю були вищими, ніж за поточним прогнозом підприємства. Такий результат є нормальним для прогнозних моделей: вони можуть погіршувати результат в окремих періодах, однак забезпечувати суттєве покращення в середньому за рік. Саме річний підсумок є основним для економічної оцінки, оскільки витрати на врегулювання небалансів накопичуються протягом тривалого періоду.

Формалізація оптимізаційної задачі структури закупівлі електроенергії

Отримані результати прогнозування та оцінювання умовних небалансів підтверджують, що підвищення точності прогнозу фактичного споживання електроенергії створює передумови для зменшення витратного навантаження підприємства. Водночас прогноз сам по собі не визначає, яким чином має бути розподілений прогнозований обсяг закупівлі між окремими сегментами ринку. За однакового прогнозного обсягу потреби різні співвідношення між закупівлею на ринку двосторонніх договорів і ринку «на добу наперед» можуть формувати різний рівень витрат. Тому наступним етапом економіко-аналітичного обґрунтування є формалізація задачі оптимізації структури закупівлі електроенергії.

У межах дослідження прогнозний обсяг фактичного споживання електроенергії, отриманий за PLS-моделлю, використовується як вхідний параметр оптимізаційної моделі. Предметом оптимізації є не сам обсяг споживання, а спосіб покриття прогнозованої потреби за рахунок двох основних планових сегментів ринку: ринку двосторонніх договорів і ринку «на добу наперед». Внутрішньодобовий ринок у цю оптимізаційну задачу не включається, оскільки закупівля на ньому не планується підприємством як базова закупівельна стратегія. Його роль полягає переважно в оперативному коригуванні позиції ближче до фактичного періоду споживання.

Задачу оптимізації доцільно сформулювати як задачу лінійного програмування, що передбачає мінімізацію лінійної цільової функції за наявності системи лінійних обмежень [32]. У межах цієї задачі керованими змінними є

погодинні обсяги закупівлі електроенергії на ринку двосторонніх договорів та ринку «на добу наперед».

Цільова функція оптимізаційної моделі має вигляд:

$$\min Z = \sum_{t=1}^T (P_{RDD,t} \cdot x_{RDD,t} + P_{RDN,t} \cdot x_{RDN,t}), \quad (3.3)$$

де Z – загальні витрати підприємства на закупівлю електроенергії протягом розрахункового періоду, грн.

$P_{RDD,t}$ – прогнозна ціна закупівлі електроенергії на ринку двосторонніх договорів у годину t , грн/МВт·год;

$P_{RDN,t}$ – прогнозна ціна закупівлі електроенергії на ринку «на добу наперед» у годину t , грн/МВт·год;

$x_{RDD,t}$ – обсяг закупівлі електроенергії на ринку двосторонніх договорів у годину t , МВт·год;

$x_{RDN,t}$ – обсяг закупівлі електроенергії на ринку «на добу наперед» у годину t , МВт·год.

Основним балансовим обмеженням моделі є повне покриття прогнозованого попиту в кожну годину:

$$x_{RDD,t} + x_{RDN,t} = d_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (3.4)$$

d_t – прогнозований обсяг потреби підприємства в електроенергії у годину t , МВт·год;

Це обмеження означає, що оптимізаційна модель не може скорочувати витрати шляхом недозакупівлі електроенергії. Вона лише визначає економічно доцільний розподіл прогнозованої потреби між двома плановими сегментами ринку.

Без додаткових структурних обмежень модель могла б концентрувати весь обсяг закупівлі на сегменті з нижчою ціною в конкретну годину. Формально таке рішення було б математично оптимальним, однак його практична реалізація є обмеженою через контрактні, організаційні та ринкові умови діяльності

підприємства. Тому до моделі введено обмеження на допустиму частку закупівлі на ринку двосторонніх договорів і ринку «на добу наперед».

Історична структура закупівлі між РДД і РДН показала, що частка ринку двосторонніх договорів у 2023–2025 роках змінювалася в межах від 44,03% до 56,19% сукупного обсягу закупівлі за двома основними плановими сегментами. Відповідно для обсягу закупівлі на РДД встановлено такі обмеження:

$$0,4403 \cdot d_t \leq x_{RDD,t} \leq 0,5619 \cdot d_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (3.5)$$

Оскільки в моделі розглядаються два сегменти ринку, обсяг закупівлі на РДН визначається як доповнення до загального прогнозного обсягу. Відповідно межі для РДН становлять:

$$0,4381 \cdot d_t \leq x_{RDN,t} \leq 0,5597 \cdot d_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (3.6)$$

Таким чином, оптимізаційна модель мінімізує витрати на закупівлю електроенергії за умови повного покриття прогнозованої потреби та збереження структури закупівлі в межах, наближених до фактичної закупівельної політики підприємства. Це дозволяє інтерпретувати отримані рішення як потенційно реалістичні для практичного використання.

Для перевірки стійкості результатів було сформовано три сценарії оптимізації, які відрізняються допустимими межами частки закупівлі на РДД. Характеристику сценаріїв наведено в табл. 3.6.

Таблиця 3.6 – Характеристика сценаріїв оптимізації структури закупівлі електроенергії

Сценарій	Межі частки РДД	Характеристика
S1 «Консервативний 48–52»	48–52%	Передбачає мінімальні відхилення від збалансованої структури закупівлі та характеризує обмежену управлінську гнучкість
S2 «Історичний 44–56»	44,03–56,19%	Відповідає фактичному історичному діапазону частки РДД у структурі закупівлі підприємства та використовується як основний сценарій
S3 «Розширений 42–58»	42–58%	Передбачає ширший діапазон допустимих рішень і використовується для оцінювання потенційного ефекту за умов більшої гнучкості закупівельної політики

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Основним сценарієм у роботі обрано S2 «Історичний 44–56», оскільки саме він ґрунтується на фактичній структурі закупівлі підприємства за 2023–2025 роки та не передбачає виходу за межі історично спостережуваної закупівельної політики. Сценарії S1 і S3 використовуються для порівняння й оцінювання чутливості результатів до зміни ширини допустимого коридору.

Результати сценарної оптимізації структури закупівлі наведено в табл. 3.7.

Таблиця 3.7 – Результати сценарної оптимізації структури закупівлі електроенергії на даних 2025 року

Сценарій	Базові витрати на PLS-попиті, млн грн	Оптимізовані витрати, млн грн	Економічний ефект, млн грн	Економічний ефект, %	Оптимізована частка РДД, %	Оптимізована частка РДН, %
S1 «Консервативний 48–52»	4 452,98	4 116,29	336,69	7,56	48,47	51,53
S2 «Історичний 44–56»	4 452,98	4 036,76	416,22	9,35	45,45	54,55
S3 «Розширений 42–58»	4 452,98	3 996,56	456,42	10,25	43,87	56,13

Джерело: складено автором на основі даних підприємства та результатів оптимізаційного моделювання.

Дані табл. 3.7 свідчать, що оптимізаційна модель забезпечує скорочення витрат на закупівлю електроенергії в усіх розглянутих сценаріях. За сценарієм S1 «Консервативний 48–52» оптимізовані витрати становлять 4 116,29 млн грн, а економічний ефект – 336,69 млн грн, або 7,56%. Цей сценарій демонструє результат за умов мінімальної гнучкості зміни структури закупівлі.

За основним сценарієм S2 «Історичний 44–56» оптимізовані витрати становлять 4 036,76 млн грн. Порівняно з базовими витратами на тому самому PLS-прогнозованому обсязі економічний ефект становить 416,22 млн грн, або 9,35%. Саме цей результат доцільно розглядати як основний, оскільки межі сценарію відповідають фактичному історичному діапазону закупівельної структури підприємства.

Найбільший економічний ефект отримано за сценарієм S3 «Розширений 42–58»: оптимізовані витрати становлять 3 996,56 млн грн, а економічний ефект – 456,42 млн грн, або 10,25%. Водночас приріст ефекту порівняно зі сценарієм S2 становить лише 40,20 млн грн. Це свідчить, що подальше розширення допустимого коридору дає додаткову економію, але її приріст є помірним порівняно з основним історично обґрунтованим сценарієм.

Зі збільшенням управлінської гнучкості оптимізаційна модель поступово зменшує частку РДД і збільшує частку РДН. У сценарії S2 оптимізована структура закупівлі становить 45,45% на РДД і 54,55% на РДН. Такий результат пояснюється ціновими передумовами оптимізації. Середня прогнозна ціна РДД у тестовому періоді становить 5 611,019 грн/МВт·год, тоді як середня прогнозна ціна РДН – 3 676,393 грн/МВт·год. Середня різниця між ними становить 1 934,627 грн/МВт·год, а частка годин, у яких ціна РДД перевищує ціну РДН, дорівнює 89,05%. Відповідно модель у межах допустимих обмежень зміщує закупівлю в бік РДН, що і формує основне джерело економічного ефекту.

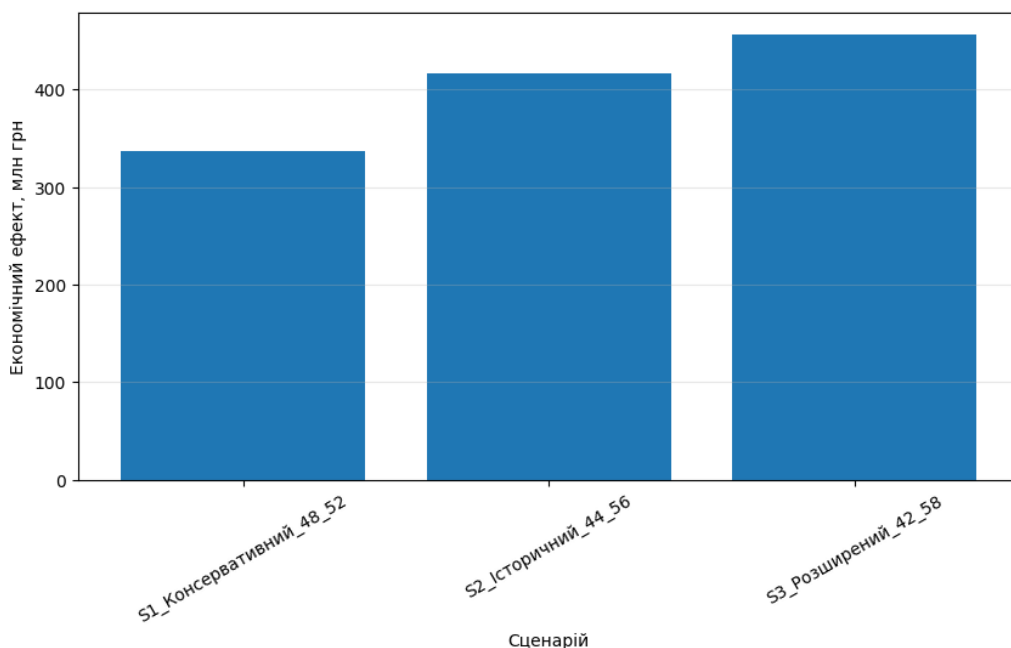


Рисунок 3.10 – Результати сценарної оптимізації структури закупівлі електроенергії у 2025 році

Джерело: складено автором на основі даних підприємства та результатів оптимізаційного моделювання.

Контрольний розрахунок підтверджує, що оптимізаційна модель повністю покриває прогнозовану потребу. Сума PLS-прогнозу на 2025 рік становить 883 638,914 МВт·год, і сума оптимізованої закупівлі за сценарієм S2 також становить 883 638,914 МВт·год. Отже, різниця між прогнозною потребою та оптимізованою закупівлею дорівнює нулю. Це підтверджує, що скорочення витрат досягається не за рахунок зменшення обсягу закупівлі, а за рахунок зміни її структури між РДД і РДН.

Для більш детального аналізу основного сценарію S2 «Історичний 44–56» було розраховано помісячний економічний ефект. Результати наведено в табл. 3.8.

Таблиця 3.8 – Помісячний економічний ефект сценарію S2 «Історичний 44 – 56»

Місяць	Базові витрати на PLS-попиті, млн грн	Оптимізовані витрати, млн грн	Економічний ефект, млн грн	Економічний ефект, %	Частка РДД, %	Частка РДН, %
01.2025	480,07	428,81	51,26	10,68	44,03	55,97
02.2025	411,01	359,17	51,84	12,61	44,03	55,97
03.2025	355,83	339,11	16,72	4,70	44,03	55,97
04.2025	325,75	290,41	35,34	10,85	44,03	55,97
05.2025	278,46	257,21	21,25	7,63	44,03	55,97
06.2025	258,04	237,93	20,11	7,79	44,03	55,97
07.2025	282,53	260,05	22,48	7,96	44,15	55,85
08.2025	348,31	308,96	39,35	11,30	47,32	52,68
09.2025	314,40	288,02	26,38	8,39	47,38	52,62
10.2025	450,65	410,61	40,03	8,88	47,38	52,62
11.2025	432,87	391,14	41,73	9,64	47,35	52,65
12.2025	515,07	465,33	49,73	9,66	47,34	52,66
Разом	4 452,98	4 036,76	416,22	9,35	45,45	54,55

Джерело: складено автором на основі даних підприємства та результатів оптимізаційного моделювання.

Дані табл. 3.8 показують, що економічний ефект від оптимізації формується протягом усього року, однак його величина є нерівномірною за місяцями. Найбільший абсолютний ефект спостерігається у лютому, січні та грудні, що пояснюється поєднанням високих прогнозних обсягів споживання та суттєвої різниці між цінами РДД і РДН. Найменший ефект зафіксовано у березні, червні та

травні, де сукупний обсяг закупівлі або ціновий розрив є менш сприятливими для перерозподілу.

Отже, оптимізаційна модель структури закупівлі дозволяє доповнити результати прогнозного моделювання формалізованим економічним рішенням. Якщо ефект PLS-моделі полягає у зменшенні умовних небалансів і пов'язаних із ними витрат, то ефект оптимізаційної задачі полягає у раціональнішому розподілі прогнозованого обсягу закупівлі між РДД і РДН. За основним сценарієм S2 «Історичний 44–56» економічний ефект оптимізації становить 416,22 млн грн, або 9,35% базових витрат на PLS-прогнозованому обсязі. Таким чином, поєднання прогнозування фактичного споживання електроенергії та оптимізації закупівельної структури забезпечує комплексне економіко-аналітичне обґрунтування оптимізації витрат АТ «Харківобленерго».

Результати підрозділу 3.1 засвідчили, що застосування прогнозних моделей дає змогу суттєво підвищити точність оцінювання фактичного споживання електроенергії для покриття технологічних витрат. Це має безпосереднє значення для економіко-аналітичного обґрунтування оптимізації витрат, оскільки точніший прогноз фактичного споживання створює передумови для більш обґрунтованого планування закупівлі електроенергії та зменшення ризику виникнення небалансів.

У межах цієї роботи основною моделлю для подальшого економічного оцінювання обрано PLS Regression, оскільки вона поєднує достатню точність прогнозування з можливістю змістовної інтерпретації внеску факторних ознак. Програмна реалізація моделі здійснювалася із використанням інструментарію PLSRegression бібліотеки scikit-learn [36].

Водночас прогноз на 2026 рік у роботі має сценарний характер. Це пояснюється тим, що фактичні дані про споживання електроенергії, цінові умови та небаланси за 2026 рік на момент дослідження відсутні. Тому отримані прогнозні значення не слід трактувати як точне передбачення майбутніх обсягів, а як аналітичний сценарій, який демонструє можливий порядок використання PLS-моделі у плануванні витрат підприємства.

Сценарний прогноз обсягів споживання електроенергії на 2026 рік сформовано на основі результатів PLS-моделі. Оскільки модель використовує лагові ознаки та ковзні середні фактичного споживання, її практичне застосування передбачає режим ковзного прогнозування: після надходження нових фактичних даних за попередні години, добу або тиждень відповідні ознаки оновлюються, а модель формує прогноз на наступний період. Такий підхід відповідає загальній логіці побудови прогнозних моделей для часових рядів, яка передбачає послідовне проходження етапів підготовки даних, моделювання, прогнозування та оцінювання якості результатів [33].

Помісячний сценарний прогноз обсягу споживання електроенергії для покриття ТВЕ у 2026 році наведено в табл. 3.9.

Таблиця 3.9 – Сценарний прогноз обсягу споживання електроенергії для покриття ТВЕ у 2026 році

Місяць	Прогнозний обсяг споживання, МВт·год
01.2026	95 066,440
02.2026	80 460,115
03.2026	75 566,665
04.2026	67 990,539
05.2026	65 746,288
06.2026	60 654,827
07.2026	65 532,101
08.2026	60 199,229
09.2026	60 402,178
10.2026	84 777,996
11.2026	79 134,046
12.2026	94 017,029
Разом за 2026 рік	889 547,452

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Дані табл. 3.9 свідчать, що прогнозний річний обсяг споживання електроенергії для покриття ТВЕ у 2026 році становить 889 547,452 МВт·год. Найвищі прогнозні значення припадають на січень і грудень, що є економічно логічним з урахуванням сезонного характеру навантаження та впливу опалювального періоду. Найнижчі значення очікуються в літні місяці, зокрема у

червні та серпні. Прогнозна динаміка споживання має нерівномірний характер і відображає сезонні коливання. Саме тому при плануванні закупівлі електроенергії для покриття ТВЕ доцільно орієнтуватися не лише на річний прогнозний обсяг, а й на помісячну та погодинну структуру прогнозу.

Прогнозування середньої ціни електроенергії на основі трендової моделі

Для розрахунку прогнозних витрат на покриття ТВЕ необхідно оцінити не лише майбутній обсяг споживання електроенергії, а й прогнозну ціну. У межах дипломної роботи для прогнозування ціни не застосовувалися складні моделі машинного навчання, оскільки головний фокус дослідження полягає у підвищенні точності прогнозування обсягів споживання. Ціновий прогноз використовується як допоміжний сценарний елемент для переведення прогнозних обсягів у вартісну оцінку.

Для прогнозування середньомісячної ціни електроенергії на 2026 рік використано просту лінійну трендову модель. Такий підхід є методично доцільним саме для сценарного розрахунку, оскільки дає змогу оцінити загальний напрям зміни ціни без надмірного ускладнення дослідження. Водночас отримані прогнозні значення мають умовний характер, оскільки фактична ціна електроенергії характеризується високою волатильністю і залежатиме від ринкової кон'юнктури, регуляторних рішень, структури закупівлі та зовнішніх факторів (табл. 3.10).

Таблиця 3.10 – Сценарний прогноз середньомісячної ціни електроенергії на 2026 рік

Місяць	Прогнозна ціна, грн/МВт·год
1	2
01.2026	3 952,584
02.2026	4 025,582
03.2026	4 098,579
04.2026	4 171,577
05.2026	4 244,575
06.2026	4 317,572
07.2026	4 390,570
08.2026	4 463,567
09.2026	4 536,565

Продовження табл. 3.10

1	2
10.2026	4 609,562
11.2026	4 682,560
12.2026	4 755,558
Середнє значення за 2026 рік	4 354,071

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Дані табл. 3.10 свідчать про поступове зростання прогнозної середньомісячної ціни протягом 2026 року. У січні прогнозна ціна становить 3 952,584 грн/МВт·год, а в грудні – 4 755,558 грн/МВт·год. Середнє прогнозне значення за рік становить 4 354,071 грн/МВт·год.

Для наочного представлення динаміки прогнозної ціни доцільно представити рис. 3.11.

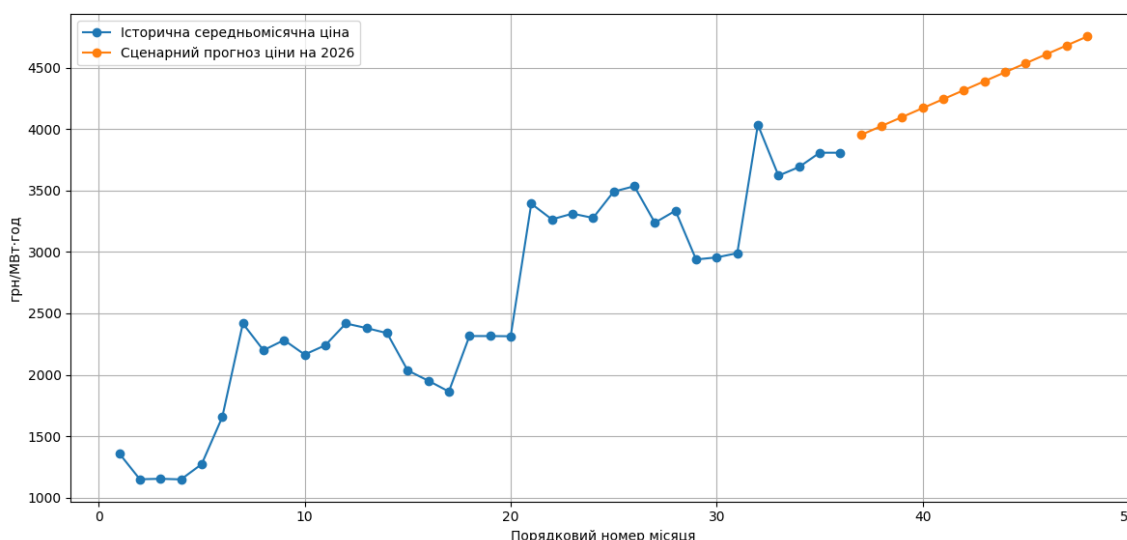


Рисунок 3.11 – Трендовий прогноз середньомісячної ціни електроенергії на 2026 рік

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Отже, прогноз середньомісячної ціни використовується в роботі не як самостійний результат моделювання, а як допоміжний сценарний параметр для розрахунку прогнозних витрат і потенційного економічного ефекту.

Розрахунок прогнозних витрат на покриття TBE

Після формування сценарного прогнозу обсягів споживання та середньомісячної ціни електроенергії можна розрахувати прогнозні витрати на

покриття ТВЕ. У контексті діяльності оператора системи розподілу такі витрати мають особливе значення, оскільки вони безпосередньо пов'язані з необхідністю закупівлі електроенергії для компенсації технологічних втрат і залежать як від фізичного обсягу споживання, так і від ринкової ціни електроенергії.

Розрахунок прогнозних витрат здійснюється як добуток прогнозного обсягу споживання електроенергії та прогнозової середньомісячної ціни:

$$C_m^{TVE} = Q_m^{PLS} \cdot P_m \quad (3.7)$$

де C_m^{TVE} – прогнозні витрати на покриття ТВЕ у місяці (м), грн;

Q_m^{PLS} – прогнозний обсяг споживання електроенергії за PLS-моделлю у місяці (м), МВт·год;

P_m – прогнозна середньомісячна ціна електроенергії у місяці (м), грн/МВт·год.

Результати сценарного розрахунку прогнозних витрат на покриття ТВЕ у 2026 році наведено в табл. 3.11.

Таблиця 3.11 – Сценарний розрахунок прогнозних витрат на покриття ТВЕ у 2026 році

Місяць	Прогнозний обсяг, МВт·год	Прогнозна ціна, грн/МВт·год	Прогнозні витрати, тис. грн
01.2026	95 066,440	3 952,584	375 758,106
02.2026	80 460,115	4 025,582	323 898,770
03.2026	75 566,665	4 098,579	309 715,972
04.2026	67 990,539	4 171,577	283 627,765
05.2026	65 746,288	4 244,575	279 065,021
06.2026	60 654,827	4 317,572	261 881,589
07.2026	65 532,101	4 390,570	287 723,256
08.2026	60 199,229	4 463,567	268 703,311
09.2026	60 402,178	4 536,565	274 018,398
10.2026	84 777,996	4 609,562	390 789,468
11.2026	79 134,046	4 682,560	370 549,925
12.2026	94 017,029	4 755,558	447 103,402
Разом	889 547,452	4 354,071	3 872 834,983

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

За результатами табл. 3.11, сценарний прогноз витрат на покриття ТВЕ у 2026 році становить 3 872 834,983 тис. грн. Найбільші прогнозні витрати очікуються у грудні, січні, жовтні та листопаді, що пов'язано з поєднанням високих прогнозних

обсягів споживання та зростанням прогнозованої ціни. Найнижчі витрати припадають на червень та серпень, коли прогнозний обсяг споживання є найменшим.

Окремо було виконано сценарну оцінку потенційного ефекту від використання PLS-моделі у 2026 році. Оскільки фактичні дані за 2026 рік відсутні, такий розрахунок не є фактичною економією. Він демонструє потенційний результат за умови, що співвідношення умовних небалансів, отримане на тестових даних 2025 року, збережеться у 2026 році, а цінові ставки втрат будуть масштабовані відповідно до прогнозованої ціни електроенергії (табл. 3.12).

Таблиця 3.12 – Сценарна оцінка потенційної економії від використання PLS-моделі у 2026 році

Показник	Значення
Сценарні втрати за поточним підходом, тис. грн	122 891,15
Сценарні втрати за PLS-моделлю, тис. грн	49 165,35
Потенційна економія від використання PLS, тис. грн	73 725,80
Відносне скорочення умовних втрат, %	59,99

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Дані табл. 3.12 показують, що за сценарних припущень використання PLS-моделі у 2026 році може забезпечити потенційну економію на рівні 73 725,80 тис. грн. Сценарні умовні втрати за поточним підходом становлять 122 891,15 тис. грн, тоді як за PLS-моделлю – 49 165,35 тис. грн. Відносне скорочення умовних втрат становить 59,99% (рис. 3.12).

Отримані результати підтверджують практичну значущість запропонованого підходу. Підвищення точності прогнозування фактичного споживання електроенергії не усуває всіх причин небалансів, оскільки частина з них пов'язана з фінансовими, організаційними та зовнішніми факторами. Проте воно створює важливу аналітичну основу для зменшення розриву між плановою потребою та фактичним споживанням, що, у свою чергу, може сприяти скороченню умовних втрат від небалансів.

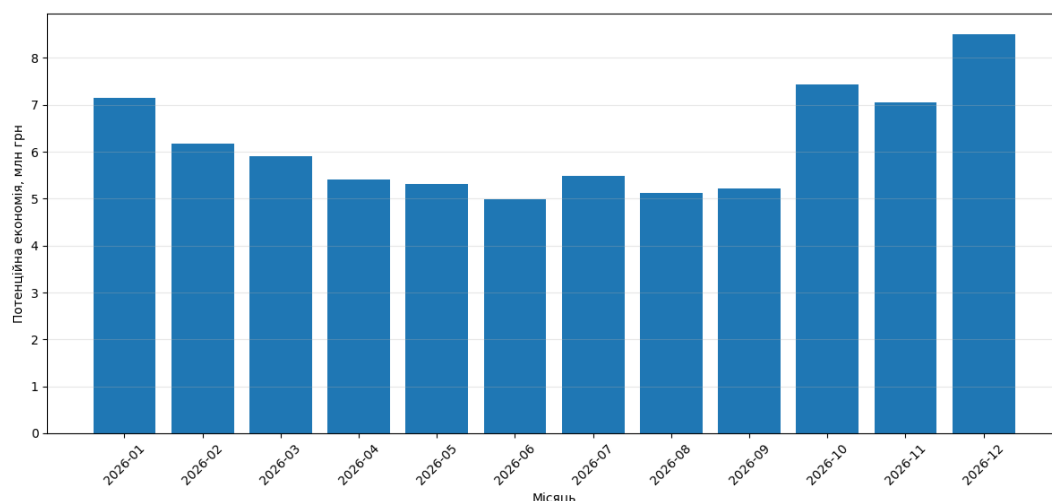


Рисунок 3.12 – Сценарна потенційна економія від використання PLS-моделі у 2026 році

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Практичні рекомендації щодо оптимізації витрат підприємства

На основі проведеного моделювання та економічного оцінювання можна сформулювати практичні рекомендації щодо оптимізації витрат АТ «Харківобленерго». Їх логіка полягає не в повному усуненні технологічних витрат електроенергії, оскільки вони мають об’єктивну технічну природу, а в підвищенні точності їх прогнозування, удосконаленні планування закупівлі та зменшенні витрат, пов’язаних із небалансами (табл. 3.13).

Таблиця 3.13 – Практичні рекомендації щодо оптимізації витрат АТ «Харківобленерго»

Напрямок рекомендацій	Зміст заходу	Очікуваний економічний результат
1	2	3
Впровадження PLS-моделі прогнозування	регулярне прогнозування <code>real_consumption</code> на основі календарних, погодних, надійнісних та лагових ознак	підвищення точності прогнозування потреби в електроенергії
Використання baseline-контролю	постійне порівняння прогнозу моделі з поточним прогнозом підприємства	контроль фактичної ефективності впровадженої моделі
Оцінювання умовних небалансів	окремий розрахунок дефіцитних і профіцитних відхилень	виявлення найбільш витратних типів прогнозової помилки

Продовження табл. 3.13

1	2	3
Оптимізація структури закупівлі між РДД і РДН	використання PLS-прогнозу фактичного споживання як вхідного параметра для сценарного розподілу планової закупівлі між РДД і РДН з урахуванням цінових параметрів та допустимих меж закупівельної структури	зниження витрат на закупівлю електроенергії за рахунок раціональнішого розподілу прогнозного обсягу між основними плановими сегментами ринку
Регулярне оновлення моделі	щомісячне або щоквартальне перенавчання моделі	адаптація до змін споживання, ринку та зовнішніх умов
Моніторинг показників ефективності	формування дашборду MAE, MAPE, небалансів і втрат	підвищення прозорості управління витратами

Джерело: складено автором.

Перша рекомендація полягає у впровадженні регулярного прогнозування фактичного споживання електроенергії для покриття TBE на основі PLS-моделі. Модель доцільно використовувати в режимі ковзного прогнозування, коли прогноз оновлюється після надходження нових фактичних даних. Такий підхід відповідає сучасній логіці використання моделей машинного навчання у задачах прогнозування електроспоживання, де важливими є регулярне оновлення даних, контроль якості прогнозу та адаптація моделі до нових умов [33; 34].

Друга рекомендація полягає у використанні поточного прогнозу підприємства як baseline для постійного контролю якості прогнозування. Порівняння PLS-моделі з baseline має здійснюватися за показниками MAE, RMSE, MAPE, R^2 та сумарною абсолютною помилкою. Використання кількох метрик є доцільним, оскільки кожна з них характеризує окремий аспект якості прогнозу: абсолютний розмір помилки, чутливість до великих відхилень, відносну похибку та пояснювальну здатність моделі [38].

Третя рекомендація полягає у поєднанні прогнозу споживання з економічною оцінкою небалансів. Підприємству доцільно аналізувати не лише фізичний обсяг прогнозованої помилки, але й її вартісні наслідки. Для цього слід окремо розраховувати дефіцитні та профіцитні умовні небаланси, а також відповідні втрати з урахуванням цінових різниць. Такий підхід відповідає економічній природі балансуємого ринку,

де фінансові наслідки відхилень залежать не лише від обсягу небалансу, а й від напряду відхилення та цінових умов його врегулювання [2; 10].

Четверта рекомендація полягає в інтеграції прогнозної моделі у процес планування закупівлі електроенергії та використанні її результатів як вхідного параметра оптимізаційної задачі. PLS-прогноз доцільно застосовувати для формування очікуваної потреби в електроенергії та подальшого сценарного розподілу планового обсягу закупівлі між РДД і РДН.

П'ята рекомендація полягає у регулярному оновленні моделі та контролі якості даних. Оскільки діяльність підприємства здійснюється в умовах воєнного стану, високої невизначеності та можливих структурних змін у споживанні, модель потребує регулярного перенавчання. Доцільно оновлювати модель щомісячно або навіть щотижнево, а також після суттєвих змін у режимах споживання, структурі мереж або ринкових умовах.

Шоста рекомендація полягає у створенні внутрішньої системи моніторингу прогнозів і небалансів. Така система має включати ключові показники: помилку прогнозу, абсолютний небаланс, дефіцитний і профіцитний небаланси, умовні втрати від небалансів, економічний ефект від застосування моделі та динаміку цих показників за днями, місяцями і роками.

Реалізація зазначених рекомендацій не потребує зміни фізичної природи технологічних витрат, однак дозволяє покращити аналітичну підтримку управління ними. Основний економічний результат полягає у зменшенні невизначеності при плануванні закупівлі електроенергії, скороченні умовних небалансів і зниженні витрат, пов'язаних із їх врегулюванням.

Важливо зазначити, що запропонована модель не може повністю усунути небаланси, оскільки частина з них виникає під впливом фінансових обмежень, пошкоджень інфраструктури, аварійних ситуацій і зовнішніх ризиків. Однак модель може зменшити ту частину небалансів, яка пов'язана з недостатньою точністю прогнозування фактичного споживання. Саме це робить її практично корисним інструментом економічної аналітики для енергорозподільчого підприємства.

Отже, результати підрозділу 3.2 підтверджують економічну доцільність поєднання прогнозного та оптимізаційного підходів до планування витрат АТ «Харківобленерго». PLS-модель дозволяє підвищити точність оцінювання фактичного споживання електроенергії та зменшити умовні втрати від небалансів, тоді як оптимізаційна модель структури закупівлі дає змогу визначити економічно доцільний розподіл прогнозованого обсягу між РДД і РДН. У сукупності це формує комплексний підхід до оптимізації витрат підприємства.

Висновки до третього розділу

1. У третьому розділі здійснено прогностично-аналітичне обґрунтування підходу до удосконалення планування витрат на основі прогнозного моделювання фактичного споживання електроенергії. Для дослідження використано погодинний датасет за 2023–2025 роки, а для побудови прогнозів застосовано моделі PCA + Linear Regression, Random Forest Regression та PLS Regression. Результати оцінювання показали, що всі побудовані моделі забезпечують вищу точність прогнозування порівняно з поточним прогнозом підприємства. Найкращі формальні метрики продемонструвала модель Random Forest, однак для подальшого економіко-аналітичного обґрунтування обрано PLS-модель, яка поєднує високу точність та інтерпретованість результатів. За її використання середня абсолютна відсоткова похибка зменшилася з 7,854 % до 3,733 %, а коефіцієнт детермінації становив 0,968. Встановлено, що найбільший вплив на формування фактичного споживання мають лагові значення споживання, ковзні середні, календарні характеристики, температура повітря та показник SAIDI. Отримані результати підтвердили доцільність використання прогнозного моделювання як інструменту удосконалення планування витрат підприємства.

2. Проведено оптимізацію структури закупівлі електроенергії та оцінено економічний ефект від використання результатів прогнозного моделювання. На основі прогнозного обсягу споживання, отриманого за PLS-моделлю, сформовано оптимізаційну модель розподілу закупівель між ринком двосторонніх договорів і

ринком «на добу наперед». За базовим сценарієм S2 «Історичний 44–56» отримано економічний ефект у розмірі 416,22 млн грн, що відповідає скороченню витрат на 9,35 %. Додатково встановлено, що використання PLS-моделі дозволяє зменшити умовні втрати від небалансів із 109,65 млн грн до 61,35 млн грн. Отриманий економічний ефект становить 48,30 млн грн, або 44,05 % від базового рівня умовних витрат. На основі результатів дослідження розроблено практичні рекомендації, які передбачають використання PLS-моделі для прогнозування фактичного споживання електроенергії, застосування прогнозного обсягу як вхідного параметра оптимізації структури закупівель, регулярне оновлення моделей та впровадження системи моніторингу прогнозних помилок і витратних наслідків небалансів. Отримані результати підтвердили доцільність поєднання прогнозного та оптимізаційного моделювання для підвищення ефективності планування витрат енергорозподільчого підприємства.

ВИСНОВКИ

У дипломній роботі здійснено економіко-аналітичне обґрунтування оптимізації витрат енергорозподільного підприємства на прикладі АТ «Харківобленерго».

1. Розкрито сутність та особливості витрат енергорозподільних підприємств в умовах функціонування ринку електричної енергії. Встановлено, що важливе місце у структурі витрат операторів систем розподілу займають витрати на закупівлю електроенергії для покриття технологічних втрат та витрати, пов'язані з врегулюванням небалансів. Показано, що їх величина залежить не лише від технічних характеристик мереж, а й від точності прогнозування потреби в електроенергії, структури закупівель, ринкових цін та механізмів функціонування балансуючого ринку.

2. Досліджено методичні підходи до економіко-аналітичного обґрунтування витрат енергорозподільного підприємства. Обґрунтовано доцільність поєднання економічного аналізу, причинно-наслідкової аналітики, прогнозного та оптимізаційного моделювання для підтримки управлінських рішень щодо планування й оптимізації витрат.

3. За результатами аналізу фінансово-економічного стану АТ «Харківобленерго» встановлено, що підприємство функціонує в умовах значного зовнішнього навантаження, спричиненого воєнним станом, пошкодженням енергетичної інфраструктури, регуляторними обмеженнями та ринковою невизначеністю. Незважаючи на відновлення позитивного фінансового результату, зберігаються ризики у фінансуванні поточної діяльності.

4. Проведений аналіз витрат на покриття технологічних втрат електроенергії, закупівлю електроенергії та небаланси підтвердив їх суттєвий вплив на результати діяльності підприємства. Встановлено, що економічні наслідки небалансів визначаються не лише їх фізичними обсягами, а й умовами їх фінансового врегулювання.

5. У межах причинно-наслідкової аналітики сформовано погодинний датасет за 2023–2025 роки, що містить 26 304 спостереження. Обґрунтовано доцільність прогнозування фактичного споживання електроенергії (real_consumption) як ключового показника для удосконалення планування витрат. Визначено, що найбільший вплив на його формування мають лагові значення споживання, календарні характеристики, температура повітря та показник SAIDI.

6. Здійснено прогностично-аналітичне обґрунтування підходу до удосконалення планування витрат на основі прогнозного моделювання. Побудовано та порівняно моделі PCA + Linear Regression, Random Forest Regression та PLS Regression. Для подальшого аналізу обрано PLS-модель, яка забезпечила зниження середньої абсолютної відсоткової похибки прогнозування з 7,854 % до 3,733 % та дозволила інтерпретувати вплив факторів на результат.

7. Проведено оптимізацію структури закупівлі електроенергії та оцінено економічний ефект від використання прогнозного моделювання. За базовим сценарієм S2 «Історичний 44–56» отримано економічний ефект у розмірі 416,22 млн грн, що відповідає скороченню витрат на 9,35 %. Додатково встановлено, що використання PLS-моделі дозволяє зменшити умовні втрати від небалансів на 48,30 млн грн, або на 44,05 %. На основі отриманих результатів розроблено практичні рекомендації щодо використання прогнозного моделювання у процесі планування витрат та закупівлі електроенергії.

Отже, поставлену мету дипломної роботи досягнуто. Розроблено та економіко-аналітично обґрунтовано підхід до оптимізації витрат енергорозподільчого підприємства, який поєднує прогнозне моделювання фактичного споживання електроенергії та оптимізацію структури закупівлі між основними сегментами ринку. Практична цінність отриманих результатів полягає у можливості їх використання для підвищення якості планування витрат, зниження втрат від небалансів та прийняття більш обґрунтованих управлінських рішень в умовах невизначеності функціонування ринку електричної енергії.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Про ринок електричної енергії: Закон України від 13.04.2017 № 2019-VIII // База даних «Законодавство України» / Верховна Рада України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/2019-19> (дата звернення: 26.05.2026).
2. Про затвердження Правил ринку: Постанова НКРЕКП від 14.03.2018 № 307 // База даних «Законодавство України» / Верховна Рада України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/v0307874-18> (дата звернення: 26.05.2026).
3. Про затвердження Правил ринку «на добу наперед» та внутрішньодобового ринку: Постанова НКРЕКП від 14.03.2018 № 308 // База даних «Законодавство України» / Верховна Рада України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/v0308874-18> (дата звернення: 26.05.2026).
4. Про затвердження Кодексу систем розподілу: Постанова НКРЕКП від 14.03.2018 № 310 // База даних «Законодавство України» / Верховна Рада України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/v0310874-18> (дата звернення: 26.05.2026).
5. Про затвердження Порядку встановлення (формування) тарифів на послуги з розподілу електричної енергії: Постанова НКРЕКП від 05.10.2018 № 1175 // База даних «Законодавство України» / Верховна Рада України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/v1175874-18> (дата звернення: 26.05.2026).
6. Про затвердження Положення про порядок подання, визначення та затвердження економічних коефіцієнтів нормативних технологічних витрат електроенергії: Постанова НКРЕ від 25.05.2006 № 654 // База даних «Законодавство України» / Верховна Рада України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/v0654227-06> (дата звернення: 26.05.2026).
7. Про Методичні рекомендації визначення технологічних витрат електричної енергії в трансформаторах і лініях електропередавання: Наказ Міністерства енергетики та вугільної промисловості України від 21.06.2013 № 399 // База даних «Законодавство України» / Верховна Рада України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/v0399732-13> (дата звернення: 26.05.2026).

8. Про затвердження форм звітності щодо показників якості електропостачання та інструкцій щодо їх заповнення: Постанова НКРЕКП від 12.06.2018 № 374 // База даних «Законодавство України» / Верховна Рада України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/v0374874-18> (дата звернення: 26.05.2026).

9. Балансуючий ринок // НЕК «Укренерго»: офіційний вебсайт. URL: https://ua.energy/uchasnikam_rinku/balansuyuchyj-rynok-ta-rynok-dopomizhnyh-poslug/ (дата звернення: 26.05.2026).

10. Балансуючий ринок та врегулювання небалансів // НЕК «Укренерго»: офіційний вебсайт. URL: https://ua.energy/uchasnikam_rinku/rezultaty-balansuyuchogo-ryнку-2/ (дата звернення: 26.05.2026).

11. Шашков С. В. Становлення існуючої моделі ринку електричної енергії в Україні. *Вісник ЛТЕУ. Економічні науки*. 2024. № 75. С. 134–139. DOI: <https://doi.org/10.32782/2522-1205-2024-75-18> (дата звернення: 26.05.2026).

12. Семенов А. О., Харак Р. М., Арендаренко В. М., Бичков Я. М. Розрахунок втрат електроенергії в розподільчих мережах при електропостачанні з використанням масляних та вакуумних вимикачів. *Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Енергетика: надійність та енергоефективність*. 2024. Вип. 1(8). С. 105–110. DOI: <https://doi.org/10.20998/2224-0349.2024.01.13> (дата звернення: 26.05.2026).

13. Блінов І., Шиманюк П., Сичова В., Мірошник В. Вплив аномальних значень на точність прогнозування втрат в розподільчих мережах. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. 2024. № 4(78). DOI: <https://doi.org/10.20535/1813-5420.4.2024.316249>. (дата звернення: 26.05.2026).

14. Черкашина В. В. Аналіз показників якості послуг постачання електричної енергії. *Проблеми інноваційно-інвестиційного розвитку*. 2024. № 68. С. 63–71. DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2024.68.063>. (дата звернення: 26.05.2026).

15. Іляш О. І., Шевчук О. А., Рощина Н. В., Лазаренко І. С., Коліщенко Р. О. Прогнозування зміни ресурсного потенціалу соціально-економічного відновлення України. *Проблеми економіки*. 2025. № 2(64). С. 50–59. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-0712-2025-2-50-59> (дата звернення: 26.05.2026).

16. Савицька Г. В. Економічний аналіз діяльності підприємства: навч. посіб. Київ: Знання, 2025. 662 с.
17. Ринок електроенергії України // НЕК «Нова енергетична компанія» : офіційний вебсайт. URL: <https://n-e-c.com.ua/uk/node/190> (дата звернення: 12.04.2026).
18. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. 3rd ed. Melbourne: OTexts, 2021. URL: <https://otexts.com/fpp3/> (дата звернення: 26.05.2026).
19. Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V. Statistical and Machine Learning Forecasting Methods: Concerns and Ways Forward. *PLOS ONE*. 2018. Vol. 13(3). DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889>. (дата звернення: 26.05.2026).
20. Montgomery D. C., Peck E. A., Vining G. G. Introduction to Linear Regression Analysis. 6th ed. Hoboken: Wiley, 2021. 672 p.
21. Abdi H., Williams L. J. Principal Component Analysis. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*. 2010. Vol. 2(4). P. 433–459. DOI: <https://doi.org/10.1002/wics.101>. (дата звернення: 26.05.2026).
22. Wold S., Sjöström M., Eriksson L. PLS-regression: A Basic Tool of Chemometrics. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. 2001. Vol. 58(2). P. 109–130. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0169-7439\(01\)00155-1](https://doi.org/10.1016/S0169-7439(01)00155-1). (дата звернення: 26.05.2026).
23. Mehmood T., Liland K. H., Snipen L., Sæbø S. A Review of Variable Selection Methods in Partial Least Squares Regression. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. 2012. Vol. 118. P. 62–69. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2012.07.010>. (дата звернення: 26.05.2026).
24. Helland I. S. Partial Least Squares Regression and Statistical Models. *Scandinavian Journal of Statistics*. 1990. Vol. 17. P. 97–114.
25. Trofymenko O., Lazarenko I., Kopishynska K., Pyshnograiev I. Strategic Directions for Energy Efficiency Based on Intellectual Decarbonization: A Cluster

Analysis. *Technology Audit and Production Reserves*. 2025. Vol. 2, No. 4(82). P. 48–55. DOI: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2025.325743>. (дата звернення: 26.05.2026).

26. Blinov I., Parus Y., Ivanov H., Miroshnyk V. Smart Management of Energy Losses in Distribution Networks Using Deep Neural Networks. *Energies*. 2025. Vol. 18(12). DOI: <https://doi.org/10.3390/en18123156>. (дата звернення: 26.05.2026)

27. Willmott C. J., Matsuura K. Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) over the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Average Model Performance. *Climate Research*. 2005. Vol. 30. P. 79–82. DOI: <https://doi.org/10.3354/cr030079> (дата звернення: 26.05.2026).

28. Chicco D., Warrens M. J., Jurman G. The Coefficient of Determination R^2 and Alternative Performance Metrics for Regression Analysis. *PeerJ Computer Science*. 2021. Vol. 7. Article e623. DOI: <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.623>. (дата звернення: 26.05.2026)

29. НКРЕКП: офіційний вебсайт. URL: <https://www.nerc.gov.ua> (дата звернення: 26.05.2026).

30. Про схвалення Інвестиційної програми АТ «ХАРКІВОБЛЕНЕРГО» на 2025 рік: Постанова НКРЕКП від 29.04.2025 № 628 // База даних «Законодавство України» / Верховна Рада України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/go/v0628874-25> (дата звернення: 26.05.2026).

31. АТ «Харківобленерго»: офіційний вебсайт. URL: <https://www.oblenergo.kharkov.ua> (дата звернення: 26.05.2026).

32. Taha H. A. Operations Research: An Introduction. 10th ed. Boston: Pearson, 2017. 813 p.

33. Гожий О. П., Калініна І. О., Гожий В. О., Димо В. В. Системний підхід до прогнозування попиту на електроенергію на основі машинного навчання. *Системні технології*. 2025. Т. 3, № 158. С. 36–47. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-3-158-2025-05>.

34. Вишневський О. К., Журавчак Л. М. Прогнозування споживання електроенергії за допомогою ансамблю моделей машинного навчання. *Український*

журнал інформаційних технологій. 2024. Т. 6, № 2. С. 20–29. DOI: <https://doi.org/10.23939/ujit2024.02.020>.

35. Лободзинський В., Бурик М., Паламарчук А. Прогнозування попиту на електроенергію в Smart Grids на основі моделей машинного навчання. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. 2026. № 1(83). DOI: <https://doi.org/10.20535/1813-5420.1.2026.351525>.

36. Scikit-learn developers. PLSRegression. Scikit-learn documentation. URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cross_decomposition.PLSRegression.html (дата звернення: 26.05.2026).

37. Scikit-learn developers. RandomForestRegressor. Scikit-learn documentation. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestRegressor.html> (дата звернення: 26.06.2026).

38. Hyndman R. J., Koehler A. B. Another Look at Measures of Forecast Accuracy. *International Journal of Forecasting*. 2006. Vol. 22(4). P. 679–688. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

Помісячно агреговані вихідні дані дослідження

Таблиця А.1 – Помісячно агреговані обсягові показники вихідних даних за 2023–2025 роки

Період	К-сть годин	Прогноз РДД, МВт-год	Прогноз РДН, МВт-год	Прогноз ВДР, МВт-год	Прогноз разом, МВт-год	Факт РДД, МВт-год	Факт РДН, МВт-год	Факт ВДР, МВт-год	Факт закупівля разом, МВт-год	Фактичне споживання, МВт-год
01.2023	744	15 660,000	79 362,995	0	95 022,995	15 660,000	29 137,315	92,945	44 890,260	113 473,506
02.2023	672	0,000	18 728,780	0	18 728,780	0,000	18 813,025	0,000	18 813,025	113 397,382
03.2023	743	0,000	23 912,385	0	23 912,385	0,000	39 426,515	0,000	39 426,515	89 986,581
04.2023	720	0,000	55 170,325	0	55 170,325	13 006,935	37 923,155	115,130	51 045,220	78 884,804
05.2023	744	12 509,730	47 379,185	0	59 888,915	29 894,070	27 870,885	2 241,410	60 006,365	61 692,937
06.2023	720	31 795,600	31 775,010	0	63 570,610	33 911,150	21 675,325	1 170,585	56 757,060	56 978,766
07.2023	744	29 778,650	29 723,115	0	59 501,765	29 778,650	23 897,015	709,340	54 385,005	55 653,555
08.2023	744	26 317,500	26 598,510	0	52 916,010	26 317,500	27 626,415	1 645,460	55 589,375	56 549,384
09.2023	720	31 784,000	32 135,190	0	63 919,190	31 784,000	28 900,385	191,400	60 875,785	60 890,727
10.2023	745	42 264,600	41 405,910	0	83 670,510	42 264,600	41 301,655	467,045	84 033,300	84 511,555
11.2023	720	44 590,400	47 054,240	0	91 644,640	44 590,400	55 498,750	748,490	100 837,640	103 076,729
12.2023	744	62 642,900	62 896,795	0	125 539,695	60 418,600	64 374,055	311,460	125 104,115	135 417,183
01.2024	744	58 181,250	55 165,830	0	113 347,080	58 181,250	56 493,015	42,775	114 717,040	120 725,409
02.2024	696	58 490,100	40 056,975	0	98 547,075	58 490,100	32 971,115	0,000	91 461,215	91 297,945
03.2024	743	39 283,400	53 592,000	0	92 875,400	49 153,550	38 062,500	321,465	87 537,515	87 867,654
04.2024	720	33 413,800	43 980,820	0	77 394,620	0,000	59 190,160	789,235	59 979,395	69 060,000
05.2024	744	0,000	63 619,910	0	63 619,910	0,000	39 719,415	5 130,390	44 849,805	70 161,191
06.2024	720	0,000	59 832,510	0	59 832,510	0,000	7 485,480	4 673,060	12 158,540	61 929,340
07.2024	744	0,000	60 320,870	0	60 320,870	0,000	10 956,490	3 967,490	14 923,980	69 032,150
08.2024	744	0,000	66 025,750	0	66 025,750	0,000	59 506,985	1 897,180	61 404,165	62 819,569
09.2024	720	41 552,650	22 374,660	0	63 927,310	41 552,650	17 302,125	361,340	59 216,115	59 056,630
10.2024	745	51 692,500	27 837,535	0	79 530,035	51 692,500	16 604,675	92,075	68 389,250	69 079,562
11.2024	720	58 912,050	31 721,650	0	90 633,700	49 458,050	27 421,385	3 250,175	80 129,610	82 632,247
12.2024	744	71 115,250	38 292,035	0	109 407,285	71 115,250	24 774,845	664,100	96 554,195	96 426,401
01.2025	744	72 862,500	39 223,660	0	112 086,160	72 862,500	22 411,780	135,720	95 410,000	95 430,535
02.2025	672	53 487,600	22 911,160	0	76 398,760	30 349,950	48 579,205	762,990	79 692,145	79 787,345
03.2025	743	43 942,250	38 553,035	0	82 495,285	0,000	72 815,665	2 613,915	75 429,580	75 621,489
04.2025	720	47 850,000	21 318,770	0	69 168,770	47 850,000	19 287,175	23,055	67 160,230	67 234,562
05.2025	744	50 605,000	21 177,975	0	71 782,975	50 605,000	14 899,040	217,935	65 721,975	65 501,782
06.2025	720	44 016,200	18 417,320	0	62 433,520	44 016,200	15 814,715	88,595	59 919,510	60 372,258
07.2025	744	47 896,400	20 042,770	0	67 939,170	47 896,400	17 304,155	471,685	65 672,240	65 720,288
08.2025	744	44 264,150	17 564,575	0	61 828,725	29 311,750	30 159,855	67,280	59 538,885	59 557,745
09.2025	720	42 464,700	17 768,300	0	60 233,000	42 464,700	17 431,755	43,790	59 940,245	59 791,723
10.2025	745	49 594,350	20 750,950	0	70 345,300	34 070,650	19 802,215	1 014,130	54 886,995	84 656,238
11.2025	720	58 239,250	24 370,150	0	82 609,400	25 596,850	19 878,340	14,935	45 490,125	77 445,260
12.2025	744	65 564,650	27 435,450	0	93 000,100	17 407,975	46 579,220	2 810,970	66 798,165	92 888,488

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Таблиця А.2 – Помісячно агреговані вартісні та цінові показники вихідних даних за 2023–2025 роки

Період	Прогноз РДД, тис. грн	Прогноз РДН, тис. грн	Прогноз ВДР, тис. грн	Прогноз разом, тис. грн	Факт РДД, тис. грн	Факт РДН, тис. грн	Факт ВДР, тис. грн	Факт закупівля разом, тис. грн	Сер. прогнозна ціна, грн/МВт·год	Сер. фактична ціна, грн/МВт·год
01.2023	53 165,700	137 016,666	0,000	131 237,222	53 165,700	103 580,031	333,500	157 079,231	1 359,930	3 340,380
02.2023	0,000	32 510,605	0,000	22 421,107	0,000	63 797,557	0,000	63 797,557	1 149,430	2 952,400
03.2023	0,000	41 439,732	0,000	28 619,546	0,000	126 447,547	0,000	126 447,547	1 153,120	3 098,870
04.2023	0,000	96 241,817	0,000	66 187,334	38 331,437	109 483,277	450,080	148 264,794	1 148,370	2 812,180
05.2023	31 599,578	82 864,886	0,000	78 785,663	83 234,903	81 722,121	7 583,783	172 540,807	1 272,180	2 825,590
06.2023	98 489,394	56 552,891	0,000	106 828,989	100 670,026	66 019,920	3 809,150	170 499,096	1 655,110	2 965,820
07.2023	134 393,813	77 988,650	0,000	146 218,041	104 172,860	83 721,428	3 181,766	191 076,054	2 417,720	3 472,440
08.2023	102 204,094	69 910,655	0,000	118 460,106	108 768,511	112 132,731	8 542,127	229 443,369	2 199,640	4 075,520
09.2023	131 540,417	84 465,492	0,000	148 533,507	119 758,770	111 520,422	1 166,496	232 445,688	2 282,510	3 739,630
10.2023	158 749,645	108 545,555	0,000	183 695,910	178 457,725	162 122,599	2 643,264	343 223,588	2 164,730	3 992,430
11.2023	179 780,239	123 086,442	0,000	208 873,573	182 221,932	237 919,923	3 094,639	423 236,495	2 240,130	4 049,410
12.2023	271 227,069	176 074,304	0,000	308 483,706	247 537,756	253 609,019	1 542,433	502 689,208	2 417,890	3 866,410
01.2024	243 230,348	154 508,527	0,000	274 302,672	201 819,768	205 945,559	166,398	407 931,726	2 380,450	3 439,700
02.2024	226 696,514	112 637,649	0,000	234 023,561	180 761,291	105 028,928	0,000	285 790,218	2 339,400	3 091,970
03.2024	129 520,120	150 144,236	0,000	193 001,675	153 233,410	101 817,642	1 803,081	256 854,133	2 035,430	2 982,290
04.2024	100 672,438	122 222,095	0,000	153 631,856	0,000	189 919,765	2 859,885	192 779,650	1 951,960	3 115,530
05.2024	0,000	180 989,872	0,000	124 313,735	0,000	155 084,091	23 698,633	178 782,725	1 863,600	3 903,590
06.2024	0,000	203 427,684	0,000	139 844,347	0,000	30 598,713	16 803,007	47 401,720	2 315,620	3 903,700
07.2024	0,000	204 915,798	0,000	140 889,084	0,000	41 356,090	16 305,769	57 661,859	2 315,290	3 934,420
08.2024	0,000	224 439,069	0,000	154 184,449	0,000	319 172,247	14 084,294	333 256,541	2 313,960	5 498,860
09.2024	238 874,550	76 129,078	0,000	216 983,655	231 392,618	94 629,703	2 860,535	328 882,856	3 393,240	5 518,560
10.2024	284 371,525	95 036,465	0,000	261 192,291	275 403,908	90 784,626	705,331	366 893,866	3 265,520	5 260,890
11.2024	328 675,040	107 849,581	0,000	301 051,463	278 170,784	155 708,156	18 746,277	452 625,218	3 312,130	5 551,760
12.2024	390 989,593	130 037,017	0,000	359 328,697	423 589,152	146 913,936	4 022,009	574 525,097	3 277,360	5 898,490
01.2025	435 658,028	133 130,309	0,000	392 267,818	413 325,444	129 118,670	855,090	543 299,204	3 491,490	5 644,970
02.2025	314 460,783	77 793,861	0,000	270 520,444	178 910,193	294 874,695	5 763,370	479 548,258	3 535,460	5 947,070
03.2025	263 868,378	131 038,907	0,000	272 616,528	0,000	379 162,091	15 759,210	394 921,300	3 238,490	5 154,210
04.2025	262 468,125	72 566,092	0,000	230 836,896	210 905,752	82 117,127	175,218	293 198,097	3 336,050	4 331,830
05.2025	234 236,376	72 162,954	0,000	211 115,886	230 862,191	65 433,301	1 037,228	297 332,721	2 938,970	4 513,460
06.2025	205 221,326	62 730,359	0,000	184 637,365	191 689,838	69 563,248	408,276	261 661,361	2 955,870	4 404,090
07.2025	226 006,049	68 768,418	0,000	203 162,129	239 462,247	88 453,326	2 306,687	330 222,260	2 990,190	5 047,250
08.2025	286 964,484	74 125,076	0,000	249 875,917	155 267,073	156 940,042	342,786	312 549,901	4 035,690	5 298,570
09.2025	240 526,855	75 383,037	0,000	218 801,285	171 280,380	76 285,174	405,749	247 971,303	3 621,450	4 109,490
10.2025	288 490,334	87 951,176	0,000	260 831,277	225 204,075	124 744,790	6 738,630	356 687,494	3 691,760	6 323,310
11.2025	351 881,548	102 775,732	0,000	316 112,939	175 130,754	103 068,221	95,903	278 294,878	3 808,260	6 048,140
12.2025	396 141,615	115 625,049	0,000	355 851,796	125 782,242	251 585,410	15 879,250	393 246,903	3 808,250	5 784,090

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

Таблиця А.3 – Помісячно агреговані показники відхилень, небалансів і контекстних факторів за 2023–2025 роки

Період	Відхилення прогноз– закупівля, МВт·год	Відхилення прогноз– споживання, МВт·год	Знаковий небаланс, МВт·год	Абсолютний небаланс, МВт·год	Профіцитний небаланс, МВт·год	Дефіцитний небаланс, МВт·год	Втрати від небалансів, тис. грн	Сер. price_diff_down, грн/МВт·год	Сер. price_diff_up, грн/МВт·год	Сер. обмеження ліквідності, %	SAIDI, хв	Сер. температура, °C	Частка годин у БГ, %	Частка годин опал. сезону, %
01.2023	50 729,383	19 234,842	-68 583,246	68 716,031	68 649,638	66,393	59 523,011	785,390	-446,160	41,130	2 012,510	-2,630	0,000	0,000
02.2023	6 897,115	94 668,602	-94 584,357	94 584,357	94 584,357	0,000	48 050,242	490,760	-1 282,120	25,000	846,190	-2,260	0,000	0,000
03.2023	25 480,477	66 074,196	-50 560,066	50 844,541	50 702,304	142,238	14 699,214	256,940	-2 532,910	33,040	127,370	4,470	0,000	0,000
04.2023	13 130,796	23 714,479	-27 839,584	27 839,584	27 839,584	0,000	13 058,827	394,130	-1 386,400	66,670	98,470	9,860	0,000	0,000
05.2023	2 784,391	2 289,662	-1 686,572	2 478,713	2 082,642	396,070	1 585,903	399,130	-1 411,540	100,000	143,780	14,680	0,000	0,000
06.2023	6 912,937	6 591,844	-221,706	1 814,943	1 018,325	796,618	1 943,213	495,570	-1 140,680	100,000	151,120	18,890	0,000	0,000
07.2023	5 632,004	4 110,077	-1 268,550	2 236,141	1 752,345	483,795	2 411,190	798,940	-1 096,730	100,000	198,990	21,420	0,000	0,000
08.2023	3 224,727	3 789,228	-960,009	2 365,317	1 662,663	702,654	2 454,028	1 185,760	-389,850	100,000	212,210	22,550	0,000	0,000
09.2023	3 696,397	3 393,068	-14,942	1 035,707	525,325	510,383	1 644,561	613,190	-1 863,280	100,000	125,600	17,110	0,000	0,000
10.2023	5 206,877	3 810,955	-478,255	4 105,030	2 291,642	1 813,387	6 158,278	789,070	-1 405,210	100,000	188,820	10,130	0,000	29,130
11.2023	12 667,780	12 995,487	-2 239,089	3 201,570	2 720,329	481,240	3 262,425	1 071,250	-751,930	100,000	145,340	4,020	0,000	100,000
12.2023	5 675,690	9 877,488	-10 313,068	10 695,265	10 504,167	191,098	7 422,921	935,270	-697,700	100,000	310,400	-0,290	0,000	100,000
01.2024	4 743,505	10 603,344	-6 008,369	9 199,372	7 603,870	1 595,501	8 698,295	765,950	-762,570	91,940	114,830	-3,960	0,000	100,000
02.2024	7 085,860	7 249,130	163,270	1 131,435	484,083	647,353	1 647,861	390,770	-1 798,980	100,000	125,880	0,340	0,000	100,000
03.2024	8 751,002	7 861,720	-330,139	3 830,172	2 080,156	1 750,017	3 307,151	522,780	-1 406,180	100,000	1 072,640	3,380	0,000	83,980
04.2024	17 890,011	8 391,440	-9 080,605	10 890,341	9 985,473	904,868	16 275,460	1 227,050	-1 350,830	100,000	3 741,250	13,690	0,000	0,000
05.2024	20 416,999	7 999,206	-25 311,386	26 028,567	25 669,976	358,591	54 958,071	1 885,500	-1 057,250	66,130	764,250	14,860	0,000	0,000
06.2024	47 915,565	3 436,857	-49 770,800	49 773,062	49 771,932	1,131	138 740,725	2 688,040	-1 138,390	22,500	820,700	21,680	0,000	0,000
07.2024	46 764,456	8 845,648	-54 108,170	54 580,785	54 344,478	236,308	122 725,536	2 255,250	-1 715,020	21,610	2 528,420	25,360	0,000	0,000
08.2024	5 054,626	4 156,505	-1 415,404	2 987,905	2 201,655	786,251	5 484,620	1 843,820	-1 549,570	100,000	686,910	23,330	0,000	0,000
09.2024	4 814,336	4 896,672	159,485	1 718,864	779,690	939,175	2 847,336	1 376,900	-1 998,130	100,000	470,520	20,670	0,000	0,000
10.2024	11 321,303	10 547,246	-690,312	2 198,956	1 444,634	754,322	4 054,158	1 374,210	-2 165,570	100,000	295,160	11,080	0,000	0,000
11.2024	11 258,059	8 219,711	-2 502,637	4 883,542	3 693,089	1 190,452	11 747,089	2 273,620	-1 517,520	100,000	723,550	2,980	0,000	100,000
12.2024	13 341,057	12 980,884	127,794	2 429,108	1 150,657	1 278,451	3 439,906	2 190,830	-896,000	100,000	1 062,060	0,150	0,000	100,000
01.2025	16 676,160	16 655,625	-20,535	1 692,143	856,339	835,804	4 017,296	1 336,160	-2 814,610	100,000	110,350	1,470	0,000	100,000
02.2025	4 837,621	4 861,897	-95,200	254,178	174,689	79,489	414,149	1 454,510	-1 622,790	100,000	241,650	-6,330	0,000	100,000
03.2025	7 299,712	6 966,088	-191,909	1 491,893	841,901	649,992	3 369,930	1 136,450	-3 019,100	100,000	219,640	6,250	0,000	100,000
04.2025	4 449,441	3 339,517	-74,332	2 140,862	1 107,597	1 033,265	4 489,541	1 763,970	-1 789,160	100,000	144,310	11,470	96,670	50,000
05.2025	6 190,832	6 281,193	220,193	1 508,506	644,156	864,350	3 397,270	1 673,080	-2 031,210	100,000	208,600	15,220	100,000	0,000
06.2025	2 764,994	2 154,451	-452,748	1 112,121	782,435	329,687	1 914,588	704,100	-3 115,860	100,000	149,350	19,660	100,000	0,000
07.2025	3 975,585	3 541,118	-48,048	1 551,150	799,599	751,551	3 291,700	1 598,460	-2 181,810	100,000	362,090	24,260	100,000	0,000
08.2025	3 675,291	3 419,756	-18,860	1 296,956	657,908	639,048	3 377,651	1 403,480	-3 414,490	100,000	180,780	20,310	48,390	0,000
09.2025	1 430,115	912,194	148,522	1 144,853	498,165	646,688	2 623,630	2 986,000	-1 380,610	100,000	233,990	16,800	96,670	0,000
10.2025	28 201,775	14 359,672	-29 769,243	31 990,336	30 879,790	1 110,547	116 826,613	3 269,720	-1 165,020	70,870	813,480	9,360	70,870	12,890
11.2025	37 827,121	6 192,911	-31 955,135	33 703,564	32 829,349	874,214	105 114,416	3 353,500	-481,460	54,170	1 756,110	6,590	0,000	100,000
12.2025	28 145,650	4 796,658	-26 090,323	27 344,736	26 717,529	627,206	131 204,238	3 381,710	-371,240	75,000	1 705,680	-0,540	0,000	100,000

Джерело: складено автором на основі даних підприємства.

ДОДАТОК Б

Фрагмент програмного коду побудови основної прогнозової моделі PLS Regression

```
# Фрагмент коду побудови основної прогнозової моделі PLS Regression.

import numpy as np
import pandas as pd

from sklearn.cross_decomposition import PLSRegression
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score

# Уніфікація технічних назв колонок
df = df.rename(columns={
    'sum_forecast_volume': 'sum_forecast_volume',
    'imbalance_volume_mhv': 'imbalance_volume_mwh',
    'inbalance_loss_down': 'imbalance_loss_down',
    'inbalance_loss_up': 'imbalance_loss_up'
})

# Формування часової структури, якщо вона не була створена раніше
if 'date_day' not in df.columns:
    df['date_day'] = pd.to_datetime(
        dict(year=df['year'], month=df['month'], day=df['day']),
        errors='coerce'
    )

if 'time_id' not in df.columns:
    df = df.sort_values(['year', 'month', 'day', 'hour']).reset_index(drop=True)
    df['time_id'] = np.arange(len(df))

target_col = 'real_consumption'
baseline_col = 'sum_forecast_volume'

# Ларові ознаки та ковзні середні
df['real_consumption_lag_1'] = df[target_col].shift(1)
df['real_consumption_lag_24'] = df[target_col].shift(24)
df['real_consumption_lag_168'] = df[target_col].shift(168)

# shift(1) використовується, щоб не включати поточне фактичне значення до ознак
df['real_consumption_rol_24'] = (
    df[target_col].shift(1).rolling(window=24, min_periods=24).mean()
)
df['real_consumption_rol_168'] = (
    df[target_col].shift(1).rolling(window=168, min_periods=168).mean()
)

feature_cols = [
    'hour',
    'day_of_week',
    'is_weekend',
    'month',
    'is_heating_season',
    'temperature_c',
    'saidi_minutes',
    'real_consumption_lag_1',
    'real_consumption_lag_24',
    'real_consumption_lag_168',
    'real_consumption_rol_24',
    'real_consumption_rol_168'
]

missing_features = [col for col in feature_cols if col not in df.columns]
```

```

if missing_features:
    raise ValueError(f'Відсутні факторні ознаки: {missing_features}')

# Видалення рядків із пропусками, які виникають через лаги та ковзні середні
model_df = df.dropna(subset=feature_cols + [target_col]).copy()

# Часовий поділ: 2023–2024 роки – навчальна вибірка, 2025 рік – тестова вибірка
train_df = model_df[model_df['year'].isin([2023, 2024])].copy()
test_df = model_df[model_df['year'] == 2025].copy()

X_train = train_df[feature_cols].copy()
y_train = train_df[target_col].copy()

X_test = test_df[feature_cols].copy()
y_test = test_df[target_col].copy()

# Функція оцінювання якості регресійної моделі
def regression_metrics(y_true, y_pred):
    mae = mean_absolute_error(y_true, y_pred)
    rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_true, y_pred))
    mape = np.mean(np.abs((y_true - y_pred) / y_true)) * 100
    r2 = r2_score(y_true, y_pred)
    return {
        'MAE': mae,
        'RMSE': rmse,
        'MAPE': mape,
        'R2': r2
    }

# Внутрішній поділ навчальної вибірки для підбору кількості компонент PLS
train_sub_df = train_df[train_df['year'] == 2023].copy()
val_df = train_df[train_df['year'] == 2024].copy()

X_train_sub = train_sub_df[feature_cols]
y_train_sub = train_sub_df[target_col]

X_val = val_df[feature_cols]
y_val = val_df[target_col]

max_components = min(12, len(feature_cols))
pls_results = []

for n_comp in range(1, max_components + 1):
    pls_pipe = Pipeline(steps=[
        ('scaler', StandardScaler()),
        ('pls', PLSRegression(n_components=n_comp))
    ])

    pls_pipe.fit(X_train_sub, y_train_sub)
    val_pred = pls_pipe.predict(X_val).ravel()
    metrics = regression_metrics(y_val, val_pred)

    pls_results.append({
        'n_components': n_comp,
        **metrics
    })

pls_components_table = pd.DataFrame(pls_results)

# Оптимальна кількість компонент обирається за мінімальним RMSE
best_n_pls = int(
    pls_components_table.loc[
        pls_components_table['RMSE'].idxmin(),
        'n_components'
    ]
)

```

```

# Фінальна PLS-модель
pls_model = Pipeline(steps=[
    ('scaler', StandardScaler()),
    ('pls', PLSRegression(n_components=best_n_pls))
])

pls_model.fit(X_train, y_train)
y_pred_pls = pls_model.predict(X_test).ravel()

pls_metrics = regression_metrics(y_test, y_pred_pls)

# Формування таблиці прогнозів на тестовому періоді
predictions_df = test_df[['date_day', 'hour', 'time_id', target_col, baseline_col]].copy()
predictions_df['pls_prediction'] = y_pred_pls
predictions_df['baseline_abs_error'] = (
    predictions_df[baseline_col] - predictions_df[target_col]
).abs()
predictions_df['pls_abs_error'] = (
    predictions_df['pls_prediction'] - predictions_df[target_col]
).abs()

# Підсумкові метрики PLS Regression
pls_summary = pd.DataFrame({
    'Показник': ['n_components', 'MAE', 'RMSE', 'MAPE', 'R2',
                'Сумарна абсолютна помилка, МВт·год'],
    'Значення': [
        best_n_pls,
        pls_metrics['MAE'],
        pls_metrics['RMSE'],
        pls_metrics['MAPE'],
        pls_metrics['R2'],
        predictions_df['pls_abs_error'].sum()
    ]
})

display(pls_components_table)
display(pls_summary)
display(predictions_df.head())

```

Джерело: розроблено автором у середовищі Python / Google Colab.

ДОДАТОК В

Фрагмент програмного коду реалізації оптимізаційної моделі структури закупівлі електроенергії

```
# Фрагмент коду реалізації оптимізаційної моделі структури закупівлі електроенергії.

import numpy as np
import pandas as pd
from scipy.optimize import linprog

# Уніфікація технічних назв колонок
df = df.rename(columns={
    'sum_forecast_volume': 'sum_forecast_volume',
    'imbalance_volume_mhv': 'imbalance_volume_mwh',
    'inbalance_loss_down': 'imbalance_loss_down',
    'inbalance_loss_up': 'imbalance_loss_up'
})

required_pred_cols = [
    'time_id',
    'date_day',
    'hour',
    'real_consumption',
    'sum_forecast_volume',
    'pls_prediction'
]

required_df_cols = [
    'time_id',
    'year',
    'forecast_rdd_volume',
    'forecast_rdd_price',
    'forecast_rdn_volume',
    'forecast_rdn_price',
    'actual_rdd_volume',
    'actual_rdn_volume'
]

missing_pred_cols = [col for col in required_pred_cols if col not in predictions_df.columns]
missing_df_cols = [col for col in required_df_cols if col not in df.columns]

if missing_pred_cols:
    raise ValueError(f'У predictions_df відсутні колонки: {missing_pred_cols}')
if missing_df_cols:
    raise ValueError(f'У df відсутні колонки: {missing_df_cols}')

# Формування бази для оптимізації
opt_base = predictions_df[
    [
        'time_id',
        'date_day',
        'hour',
        'real_consumption',
        'sum_forecast_volume',
        'pls_prediction'
    ]
].copy()

market_cols = [
    'time_id',
    'year',
    'forecast_rdd_volume',
    'forecast_rdd_price',
    'forecast_rdn_volume',
    'forecast_rdn_price',
    'actual_rdd_volume',
    'actual_rdn_volume'
]
```



```

]

opt_base = opt_base.merge(
    df[market_cols],
    on='time_id',
    how='left'
)

opt_base['date_day'] = pd.to_datetime(opt_base['date_day'])
opt_base['month'] = opt_base['date_day'].dt.month
opt_base['day'] = opt_base['date_day'].dt.day

# Очищення даних для оптимізаційної моделі
opt_base = opt_base.dropna(subset=['pls_prediction']).reset_index(drop=True)

opt_base['forecast_rdd_price'] = (
    opt_base['forecast_rdd_price'].ffill().bfill()
    .fillna(opt_base['forecast_rdd_price'].median())
)

opt_base['forecast_rdn_price'] = (
    opt_base['forecast_rdn_price'].ffill().bfill()
    .fillna(opt_base['forecast_rdn_price'].median())
)

opt_base['forecast_rdd_volume'] = opt_base['forecast_rdd_volume'].fillna(0)
opt_base['forecast_rdn_volume'] = opt_base['forecast_rdn_volume'].fillna(0)

# Визначення історичних меж структури закупівлі між РДД і РДН
df_structure = df.copy()

df_structure['two_market_volume'] = (
    df_structure['actual_rdd_volume'] +
    df_structure['actual_rdn_volume']
)

yearly_structure = (
    df_structure[df_structure['two_market_volume'] > 0]
    .groupby('year')[['actual_rdd_volume', 'actual_rdn_volume']]
    .sum()
    .reset_index()
)

yearly_structure['two_market_volume'] = (
    yearly_structure['actual_rdd_volume'] +
    yearly_structure['actual_rdn_volume']
)

yearly_structure['rdd_share'] = (
    yearly_structure['actual_rdd_volume'] /
    yearly_structure['two_market_volume']
)

yearly_structure['rdn_share'] = (
    yearly_structure['actual_rdn_volume'] /
    yearly_structure['two_market_volume']
)

s_rdd_min = yearly_structure['rdd_share'].min()
s_rdd_max = yearly_structure['rdd_share'].max()

# Базові витрати на тому самому PLS-прогнозованому обсязі
opt_base['baseline_plan_volume'] = (
    opt_base['forecast_rdd_volume'] +
    opt_base['forecast_rdn_volume']
)

baseline_total_volume = opt_base['baseline_plan_volume'].sum()

```

```

baseline_rdd_share = (
    opt_base['forecast_rdd_volume'].sum() / baseline_total_volume
)

baseline_rdn_share = (
    opt_base['forecast_rdn_volume'].sum() / baseline_total_volume
)

opt_base['baseline_rdd_volume_pls'] = (
    opt_base['pls_prediction'] * baseline_rdd_share
)

opt_base['baseline_rdn_volume_pls'] = (
    opt_base['pls_prediction'] * baseline_rdn_share
)

opt_base['baseline_cost_pls'] = (
    opt_base['baseline_rdd_volume_pls'] * opt_base['forecast_rdd_price'] +
    opt_base['baseline_rdn_volume_pls'] * opt_base['forecast_rdn_price']
)

# Функція погодинної оптимізації структури закупівлі
def optimize_purchase_structure(data, rdd_min_share, rdd_max_share):
    optimization_results = []

    for t in range(len(data)):
        demand = float(data.loc[t, 'pls_prediction'])

        if demand <= 0:
            optimization_results.append({
                'row': t,
                'status': 'skipped',
                'optimized_rdd_volume': np.nan,
                'optimized_rdn_volume': np.nan,
                'optimized_cost': np.nan
            })
            continue

        current_p_rdd = float(data.loc[t, 'forecast_rdd_price'])
        current_p_rdn = float(data.loc[t, 'forecast_rdn_price'])

        # Змінні:
        # x_RDD – обсяг закупівлі на РДД;
        # x_RDN – обсяг закупівлі на РДН.
        c = [current_p_rdd, current_p_rdn]

        # Повне покриття прогнозного попиту:
        #  $x_{RDD} + x_{RDN} = demand$ .
        A_eq = [[1, 1]]
        b_eq = [demand]

        # Структурні обмеження:
        #  $rdd\_min\_share * demand \leq x_{RDD} \leq rdd\_max\_share * demand$ .
        bounds = [
            (rdd_min_share * demand, rdd_max_share * demand),
            ((1 - rdd_max_share) * demand, (1 - rdd_min_share) * demand)
        ]

        res = linprog(
            c=c,
            A_eq=A_eq,
            b_eq=b_eq,
            bounds=bounds,
            method='highs'
        )

        if res.success:
            optimization_results.append({
                'row': t,

```

```

        'status': 'optimal',
        'optimized_rdd_volume': res.x[0],
        'optimized_rdn_volume': res.x[1],
        'optimized_cost': res.fun
    })
else:
    optimization_results.append({
        'row': t,
        'status': 'failed',
        'optimized_rdd_volume': np.nan,
        'optimized_rdn_volume': np.nan,
        'optimized_cost': np.nan
    })

result_df = data.copy()
result_df = result_df.join(
    pd.DataFrame(optimization_results).set_index('row'),
    how='left'
)

result_df['optimized_purchase_volume'] = (
    result_df['optimized_rdd_volume'] +
    result_df['optimized_rdn_volume']
)

return result_df

# Сценарії допустимої частки РДД
scenarios = {
    'S1 Консервативний 48-52': (0.48, 0.52),
    'S2 Історичний 44-56': (s_rdd_min, s_rdd_max),
    'S3 Розширений 42-58': (0.42, 0.58)
}

scenario_results = []

for scenario_name, (rdd_min, rdd_max) in scenarios.items():
    optimized_df = optimize_purchase_structure(
        opt_base,
        rdd_min_share=rdd_min,
        rdd_max_share=rdd_max
    )

    successful_opt = optimized_df[optimized_df['status'] == 'optimal'].copy()

    baseline_cost = successful_opt['baseline_cost_pls'].sum()
    optimized_cost = successful_opt['optimized_cost'].sum()
    economic_effect = baseline_cost - optimized_cost

    scenario_results.append({
        'Сценарій': scenario_name,
        'Базові витрати на PLS-попити, млн грн': baseline_cost / 1_000_000,
        'Оптимізовані витрати, млн грн': optimized_cost / 1_000_000,
        'Економічний ефект, млн грн': economic_effect / 1_000_000,
        'Економічний ефект, %': economic_effect / baseline_cost * 100,
        'Оптимізована частка РДД, %': (
            successful_opt['optimized_rdd_volume'].sum() /
            successful_opt['optimized_purchase_volume'].sum() * 100
        ),
        'Оптимізована частка РДН, %': (
            successful_opt['optimized_rdn_volume'].sum() /
            successful_opt['optimized_purchase_volume'].sum() * 100
        )
    })

scenario_summary = pd.DataFrame(scenario_results)

# Основний сценарій S2 «Історичний 44-56»
s2_optimized = optimize_purchase_structure(

```

```

    opt_base,
    rdd_min_share=s_rdd_min,
    rdd_max_share=s_rdd_max
)

s2_success = s2_optimized[s2_optimized['status'] == 'optimal'].copy()

# Контроль повного покриття прогнозованої потреби
coverage_check = pd.DataFrame({
    'Показник': [
        'Сума PLS-прогнозу, МВт·год',
        'Сума оптимізованої закупівлі, МВт·год',
        'Різниця, МВт·год'
    ],
    'Значення': [
        s2_success['pls_prediction'].sum(),
        s2_success['optimized_purchase_volume'].sum(),
        s2_success['optimized_purchase_volume'].sum() -
        s2_success['pls_prediction'].sum()
    ]
})

# Помісячний економічний ефект для сценарію S2
s2_success['month_period'] = (
    s2_success['date_day'].dt.to_period('M').astype(str)
)

monthly_s2_effect = (
    s2_success
    .groupby('month_period')
    .agg({
        'baseline_cost_pls': 'sum',
        'optimized_cost': 'sum',
        'optimized_rdd_volume': 'sum',
        'optimized_rdn_volume': 'sum',
        'optimized_purchase_volume': 'sum'
    })
    .reset_index()
)

monthly_s2_effect['economic_effect'] = (
    monthly_s2_effect['baseline_cost_pls'] -
    monthly_s2_effect['optimized_cost']
)

monthly_s2_effect['economic_effect_pct'] = (
    monthly_s2_effect['economic_effect'] /
    monthly_s2_effect['baseline_cost_pls'] * 100
)

monthly_s2_effect['rdd_share_pct'] = (
    monthly_s2_effect['optimized_rdd_volume'] /
    monthly_s2_effect['optimized_purchase_volume'] * 100
)

monthly_s2_effect['rdn_share_pct'] = (
    monthly_s2_effect['optimized_rdn_volume'] /
    monthly_s2_effect['optimized_purchase_volume'] * 100
)

display(scenario_summary)
display(coverage_check)
display(monthly_s2_effect)

```

Джерело: розроблено автором у середовищі Python / Google Colab.