

Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова
Національна академія наук України

Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова
Національна академія наук України

Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису

ПОЛУХІН АНТОН ВЯЧЕСЛАВОВИЧ


УДК 621.311:519.86:004.94

**ДИСЕРТАЦІЯ
МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ТА КОМП'ЮТЕРНІ ЗАСОБИ ВИЗНАЧЕННЯ
ПРОГНОЗНИХ ПОГОДИННИХ ОБСЯГІВ ПОПИТУ НА
ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЮ НА РИНКУ «НА ДОБУ НАПЕРЕД»**

122 – Комп'ютерні науки
12 – Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

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

 / Антон ПОЛУХІН

Науковий керівник:

Євдокімов Володимир Анатолійович, доктор технічних наук

Київ – 2025

АНОТАЦІЯ

Полухін А.В. Математичні моделі та комп'ютерні засоби визначення прогнозних погодинних обсягів попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед». – Кваліфікаційна наукова робота на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 – Комп'ютерні науки. – Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, Київ, 2025.

Дисертація є комплексним дослідженням з аналізу, розробки, застосування та оцінювання прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» у короткостроковій (на наступний день) та середньостроковій (від місяця до року) перспективі на основі розроблених моделей прогнозування з урахуванням атипових днів для короткострокового прогнозування, та історичних даних щодо виробництва та споживання електроенергії в умовах використання обмеженого набору даних для середньострокового прогнозування.

Інформаційну базу дослідження становили стандарти, наукові праці науковців України та світу, матеріали конференцій та виступів провідних спеціалістів. Дисертаційна робота складається зі вступу, трьох розділів, поділених на підрозділи, висновків, списку використаних джерел і додатків.

Об'єктом дослідження є автоматизація прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» в умовах обмеженого доступу до ринкової інформації.

Предметом дослідження є математичні моделі та комп'ютерні засоби визначення прогнозних погодинних обсягів попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед».

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

У першому розділі досліджено поточний стан досліджень в частині прогнозування попиту електроенергію на ринку «на добу наперед», визначено, що останнім часом питання прогнозування попиту набирає цікавості з боку наукової спільноти, як в Україні, так і за кордоном. І це пов'язано, у першу чергу, із визначенням критерію «соціального добробуту» для всіх учасників ринку електричної енергії, тому що саме залежність попиту на електроенергію є досягненням соціальної справедливості і добробуту в суспільстві.

Також описано загальну структуру оптового ринку електричної енергії України, описано ключові сегменти ринку, їх роль у ціноутворенні. Наведено історичну частку продажу за двосторонніми договорами, вплив ринку «на добу наперед» на визначення кінцевої ціни для споживачів, яким чином впливає ціна на ринку «на добу наперед» на ціни, за якими постачальники, трейдери і кінцеві споживачі готові купувати за двосторонніми договорами. Показано значну волатильність цін на ринку «на добу наперед», що впливає на рішення покупців при виборі сегмента ринку в якості ціни для закупівлі електричної енергії. Здійснено опис допоміжного сегменту ринку – внутрішньодобового ринку, описано яким чином можуть впливати гравці ринку на ціни шляхом переміщення обсягів закупівлі з ринку «на добу наперед» на внутрішньодобовий ринок. Надано короткий опис балансуючого ринку, а також підготовлено зведену порівняльну таблицю сегментів оптового ринку електричної енергії.

У другому розділі міститься теоретичний огляд підходів до моделювання ринків електроенергії, які становлять основу прогнозування попиту. Виконано аналіз існуючих моделей: наведено загальний огляд існуючих моделей та визначено п'ять їх основних груп (статистичні, стохастичні, ігрові, оптимізаційні, гібридні). Коротко окреслено еволюцію кожного підходу і його роль у дослідженні ринку. Описано економетричні моделі часових рядів (ARIMA, регресії тощо), що базуються на історичних даних. Показано їхню прозорість і швидкодію у

стабільних умовах, а також зазначено обмеження при різких змінах ринкової ситуації або кризових явищах. Висвітлено методи, які враховують випадковість і невизначеність (стохастичні процеси, Монте-Карло, стохастичне програмування). Проаналізовано стратегічні взаємодії учасників ринку за допомогою теорії ігор. Розглядаються некооперативні моделі конкуренції (рівновага Неша, моделі Курно/Бертрана), кооперативні моделі (коаліції та розподіл виграшу) та ієрархічні ігри (лідер–послідовник, типу Стекельберга). Розглянуто постановку задач роботи енергоринку як оптимізаційних проблем (мінімізація витрат або максимізація вигоди під заданими обмеженнями). Наведено типові приклади: оптимальний розподіл навантаження, планування увімкнення генераторів, оптимальний потік потужності. Наголошено, що біржовий кліринг на ринку «на добу наперед» Європи (алгоритм EUPHEMIA) реалізує оптимізаційну модель для максимізації соціального добробуту з урахуванням технічних обмежень. При цьому, варто зазначити, що алгоритм ціноутворення ринку «на добу наперед» в Україні наближений до алгоритму EUPHEMIA за певними виключеннями. Відзначено, що такі моделі гарантують оптимум, але є ресурсоемними. Описано моделі, які поєднують різnorідні підходи (гібридні) для використання сильних сторін кожного. Наголошено, що гібридні моделі здатні моделювати складні нелінійні залежності і підвищувати точність прогнозів в умовах динамічних змін. Наведено зіставлення розглянутих груп моделей за ключовими критеріями (точність прогнозу, стійкість до змін, потреба в даних, складність реалізації тощо). Узагальнено сильні та слабкі сторони кожного підходу у прогнозуванні.

Описано практичні результати співпраці з Державним акціонерним товариством «Оператор ринку» та показано напрацьовані автором моделі з експериментальним підходом, винайдені у процесі роботи над Меморандумом про співпрацю з метою надання допомоги товариству в частині розроблення математичних моделей прогнозування обсягів попиту на електроенергію на ринку

електричної енергії і обсягів споживання електричної енергії у коротко-, середньо- та довгостроковій перспективі від 30.11.2022. Основною вимогою для її практичного впровадження є простота у запровадженні, легкість та зрозумілість у використанні наявними на державних установах засобами, таких як MS Excel. Представлено експериментальні моделі прогнозування: новий багатоітераційний алгоритм короткострокового прогнозування погодинного попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію на ринку «на добу наперед» (з урахуванням змін між аналогічними днями) і методику середньострокового (місячного) прогнозування погодинного попиту на електроенергію з використанням статистичних трендів та аналітичних залежностей. Показано ефективність цих методів.

У третьому розділі описано вхідну інформацію, яка використовується при прогнозуванні відповідно до моделі короткострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» та середньострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед». Визначено основні підходи до практичного запровадження зазначених моделей за допомогою засобів MS Excel та Microsoft SQL Server, що дає змогу оперативного та швидкого використання цих моделей на базі будь-якого підприємства у електроенергетичній галузі. Виконано експериментальні розрахунки відповідно до зазначених моделей та виконано їх порівняння з фактичними даними, результати порівняння показують високу точність прогнозування.

Визначено, що модель короткострокового прогнозування містить обмежуючі фактори, які впливають на точність прогнозування, у вигляді нестандартних днів, які відбуваються раз на рік (Новий рік, Великдень тощо), встановлених НКРЕКП прайс-кепів, аварійних відключень. Це зумовлює необхідність виокремлення розрахунку на певні дні з урахуванням цих факторів.

Визначено, що модель середньострокового прогнозування містить на сьогоднішній день обмеження у вигляді інформації, яка перебуває у відкритому доступі. У зв'язку з воєнним станом інформацію щодо графіку ремонтів, історичних даних погодинного виробництва та споживання електричної енергії, прогнозні обсяги виробництва та споживання відносяться до конфіденційної. Доступ до зазначеної інформації з метою виконання експериментальних розрахунків було отримано на базі Державного акціонерного товариства «Оператор ринку» у процесі виконання Меморандуму.

Аналіз результатів розрахунків підтвердив ефективність та точність запропонованих моделей короткострокового та середньострокового прогнозування погодинного попиту на ринку «на добу наперед», а експерименти підтвердили доцільність її використання для вирішення питань визначення торгівельної позиції та планування торгівельної діяльності учасниками ринку електричної енергії, а також використання їх органами державної влади та НКРЕКП для спостереження за ринком електричної енергії на предмет маніпуляцій та недобросовісної поведінки учасників ринку електричної енергії.

У висновках наведено отримані наукові та практичні результати дослідження.

Отримані у роботі результати забезпечать учасникам ринку електроенергії більш стаке й обґрунтоване планування діяльності, а органам влади та Регулятору — ефективний інструмент моніторингу ринку «на добу наперед». Вони також сприятимуть розвитку моделей прогнозування погодинного попиту та довгострокових прогнозів і закладуть підґрунтя для прогнозування електроспоживання в енергосистемі України.

Ключові слова: ринок «на добу наперед»; короткострокове прогнозування; середньострокове прогнозування; прогнозування попиту; математичні моделі; комп'ютерні засоби; прогнозування погодинного попиту на електроенергію; алгоритм прогнозування; імітаційне моделювання; цінова стратегія.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Наукові праці, у яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

1. Полухін А.В., Євдокімов В.А. Оптимізація доходу учасників ринку на ринку «на добу наперед» шляхом моделювання процесів визначення ціни на ринку «на добу наперед» // Електронне моделювання, 2022. Т. 44. №4. с. 121-129.

Особистий внесок – брав участь у формулювання вимог до комп'ютерної моделі, структури даних, параметрів вхідної ринкової інформації, розробці концепції моделювання торгів.

DOI: <https://doi.org/10.15407/emodel.44.04.121> ISSN 0204-3572

2. Polukhin A., Bekmagambetova G., Evdokimov V., Kasmin D., Dmytriienko O. Algorithmic means of ensuring network security and websites: trends, models, future cases // Amazonia Investiga, 2023. Vol. 12. № 65. p.149-163. Web of Science.

Особистий внесок – брав участь у розробці таксонометричної схеми наукових публікацій, запропонував тренди розвитку алгоритмічних засобів мережевої безпеки та захисту веб-ресурсів, взяв участь у формуванні інформаційного масиву публікацій та наукових праць на основі програмного забезпечення Publish or Perish.

DOI: <https://doi.org/10.34069/AI/2023.65.05.15> ISSN 2322-6307

3. Полухін А., Лукашевич Я., Дмитіренко О. Аналіз сучасних розробок ефективних систем управління базами даних // Наука і техніка сьогодні: Серія «Техніка», 2023. № 14(28).

Особистий внесок – розроблено алгоритм короткострокового прогнозування на основі ітераційного підходу та відкидання атипових днів, здійснено порівняльні розрахунки та виконано аналіз відхилень прогнозних показників від фактичних, здійснено формульний опис алгоритму короткострокового прогнозування.

DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-14\(28\)-562-577](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-14(28)-562-577) ISSN 2786-6025

4. Polukhin A., Lukashevych, Y., Evdokimov, V., Maksymova, I., Tsvilii, D. Innovation In The Energy Sector: The Transition To Renewable Sources As A Strategic Step Towards Sustainable Development. Innovation In The Energy Sector: The Transition To Renewable Sources As A Strategic Step Towards Sustainable Development // AFRICAN JOURNAL OF APPLIED RESEARCH, 2024. Vol. 10. № 1. P. 43–56. Web of Science.

Особистий внесок – взяв участь в аналізі потужностей виробників з відновлювальних джерел енергії в Європейському Союзі, проаналізував індекс переходу електричної енергії за 2023 в десяти країнах Європейського союзу, розробив інновації відновлювальних джерел та їх запровадження.

DOI: <https://doi.org/10.26437/ajar.v10i1.665> ISSN 2408-7920

5. Evdokimov, V., Polukhin A., Tsvilii, D., Lukashevych, Y., Havva O. Decentralized Energy Markets and P2P Contracts: New Opportunities for Automating Energy Exchange // GRASSROOTS JOURNAL OF NATURAL RESOURCES, 2025. Vol. 8. № 2. P. 856–884. SCOPUS.

Особистий внесок – взяв участь у розробці порівняльного аналізу запровадження peer-to-peer енергетичних систем у світових країнах, розробив UML-діаграму роботи системи децентралізованого ринку, здійснив опис ключових гравців та їх функцій при роботі в умовах peer-to-peer контрактів на децентралізованому ринку.

DOI: <https://doi.org/10.33002/nr2581.6853.080240> ISSN 2581-6853

Наукові праці, у яких опубліковано додаткові наукові результати дисертації:

1. Полухін А.В., Михайлова Л.М., Семенишина І.В., Лукашевич Я.П. Аналіз джерел фінансування проєкту розвитку енергетики в Україні (від теорії до практики) // Академічні візії, 2023. № 16.

Особистий внесок – брав участь в аналізі динаміки виробництва та експорту енергії з альтернативних джерел, формулюванні найбільших загроз енергетичній безпеці України.

DOI: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.7614875> ISSN 2786-586X

2. Полухін А.В., Михайлова Л.М., Семенишина І.В., Чернявський А.В. Антикризове регулювання економіки у 2023 році: до питання реалізації стратегії енергетичної безпеки України // Академічні візії, 2023. № 17.

Особистий внесок – брав участь у аналізі генеруючих потужностей Об'єднаної енергетичної системи України з 2014 року, дослідив вплив нестачу енергоносіїв на дефіцит електричної енергії в енергосистемі, приймав участь у розробці трирівневої системи антикризового управління енергетичним сектором української економіки.

DOI: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.7781607> ISSN 2786-586X

3. Полухін А.В., Ткачова Н.М., Лукашевич Я.П., Чернявський А.В. Актуальні питання процесів енергетичної безпеки України // Академічні візії, 2023. № 18.

Особистий внесок – брав участь у структуризації основних складових національної енергетичної безпеки, запропонував удосконалення до алгоритму економічного управління впровадженнями інноваційних рішень в сферу національної енергетичної стратегії.

DOI: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.7794873> ISSN 2786-586X

4. Полухін А.В., Редько К.Ю., Селіхова Я.В. Шляхи подолання кризових ситуацій у сфері паливно-енергетичного комплексу в умовах воєнного стану (Український досвід) // Економіка. Фінанси. Право, 2023. № 6. с. 39-42.

Особистий внесок – запропонував основні аспекти енергетичної стратегії України до 2050 року, надав дані щодо спеціальних обов'язків держави в частині ціни на електроенергії для побутових споживачів.

DOI: <https://doi.org/10.37634/efp.2023.6.8> ISSN 2409-1944

Праці апробаційного характеру:

1. Євдокімов В.А., Полухін А.В. Важливість прогнозування обсягів попиту на ринку «на добу наперед» в процесі моделювання визначення цінової позиції на продаж на ринку електричної енергії // XL Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України: зб. тез, 11 травня 2022 р., Київ : ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України, 2022. С. 69–71.

2. Полухін А.В. Побудова математичної моделі визначення погодинного споживання споживачів з розбивкою по адміністративним областям України // XLI Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України: зб. тез, 17 травня 2023 р., Київ : ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України, 2023. С. 154–157.

3. Polukhin A., Evdokimov V.A. Conceptual principles of forecasting demand on the day-ahead market using changes in hourly bidded demand between previous similar days // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2023. 1254, 012035. Scopus.

4. Полухін А.В. Важливість прогнозування погодинної ціни на сегменті ринку електричної енергії «на добу наперед» // Current challenges of science and education. Proceedings of the 7th International scientific and practical conference. MDPC Publishing. Berlin, Germany. 2024. P. 132-134.

5. Полухін А.В. Важливість визначення погодинного споживання в Україні з розбивкою по регіонах та груп споживача // Modern research in science and education. Proceedings of the 7th International scientific and practical conference. BoScience Publisher. Chicago, USA. 2024. P. 171-173.

6. Полухін А.В., Лукашевич Я.П. Альтернативна генерація як шлях до розвитку розподіленого виробництва та енергетичної безпеки в Україні // XLII Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем

модельовання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України: зб. тез, 15 травня 2024 р., Київ : ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України, 2024. С. 121–126.

7. Полухін А.В., Євдокімов В.А., Лукашевич Я.П. Смарт-контракти на основі блокчейну як шлях до розвитку децентралізованого ринку електричної енергії в Україні // Науково-практична конференція «Використання блокчейн-технологій в енергетиці - 2025»: зб. тез, 26 березня 2025 р., Київ : ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України, 2025. С. 23–25.

Патенти та авторські свідоцтва:

1. Євдокімов В.А., Полухін А.В., Цвілій Д.Р. Комп'ютерна програма «АЛГОРИТМ РОЗРАХУНКУ ПРОГНОЗУ ПОГОДИННОГО ПОПИТУ НА РИНКУ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ «НА ДОБУ НАПЕРЕД». Номер свідоцтва про реєстрацію авторського права на твір 119898. Опубліковано 31.07.2023, бюл. №76. <https://sis.nipo.gov.ua/uk/search/detail/1751917/>.

2. Полухін А.В., Євдокімов В.А., Цвілій Д.Р. Комп'ютерна програма «АЛГОРИТМ РОЗРАХУНКУ ПРОГНОЗУ ПОГОДИННОГО ПОПИТУ НА РИНКУ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ «НА ДОБУ НАПЕРЕД». Номер свідоцтва про реєстрацію авторського права на твір 137581. Опубліковано 29.08.2025, бюл. №92. <https://sis.nipo.gov.ua/uk/search/detail/1873295/>.

ANNOTATION

Polukhin A.V. Mathematical models and computer tools for determining forecasted hourly electricity demand volumes on the day-ahead market.

The thesis on receipt of doctor of philosophy (PhD) scientific degree in specialty 122 «Computer science». - G.E.Pukhov Institute for Modelling in Energy Engineering of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, 2025.

The dissertation is a comprehensive study dedicated to the analysis, development, application, and evaluation of forecasting hourly electricity demand on the day-ahead market (DAM) in the short term (for the next day) and the medium term (from one month to one year). The research is based on the developed forecasting models that account for atypical days in short-term forecasting and on historical data on electricity generation and consumption under conditions of a limited data set for medium-term forecasting.

The information base of the study comprises standards, scholarly works by Ukrainian and international researchers, conference materials, and presentations by leading experts. The dissertation consists of an introduction, three chapters subdivided into sections, conclusions, a list of references, and appendices.

The object of the study is the automation of forecasting hourly demand volumes on the day-ahead electricity market under conditions of limited access to market information.

The subject of the study is mathematical models and computer tools for determining forecast hourly demand volumes on the day-ahead electricity market.

The Introduction substantiates the relevance of the topic, formulates the aim, sets the tasks, defines the subject, object, and research methods, and presents the key elements of scientific novelty and the practical significance of the results obtained.

Chapter 1 examines the current state of research on forecasting demand on the day-ahead market, noting the growing academic interest in this topic in recent years, both in

Ukraine and abroad. This interest is primarily linked to the definition of the “social welfare” criterion for all market participants, since the sensitivity of electricity demand is closely related to achieving social equity and welfare. The chapter also describes the overall structure of Ukraine’s wholesale electricity market, outlines its key segments and their role in price formation. It presents the historical share of sales under bilateral contracts, the impact of the DAM on end-user prices, and the way the DAM price influences the prices at which suppliers, traders, and final consumers are willing to transact under bilateral agreements. The substantial price volatility on the DAM is shown to affect buyers’ decisions when choosing the market segment for electricity procurement. The chapter describes the intraday market as an auxiliary segment and explains how market participants can influence prices by shifting procurement volumes from the DAM to the intraday market. A concise description of the balancing market is provided, along with a consolidated comparative table of the wholesale market segments.

Chapter 2 provides a theoretical review of approaches to modeling electricity markets that underpin demand forecasting. It analyzes existing models and identifies five main groups (statistical, stochastic, game-theoretic, optimization, and hybrid). The evolution of each approach and its role in market analysis are outlined. Econometric time-series models (ARIMA, regressions, etc.) based on historical data are described; their transparency and computational efficiency under stable conditions are highlighted, as well as limitations under abrupt market changes or crises. Methods that account for randomness and uncertainty (stochastic processes, Monte Carlo, stochastic programming) are presented. Strategic interactions among market participants are analyzed using game theory, including non-cooperative competition (Nash equilibrium, Cournot/Bertrand), cooperative models (coalitions and payoff allocation), and hierarchical leader–follower (Stackelberg-type) games. Market-operation problems are formulated as optimization tasks (cost minimization or benefit maximization under

constraints), with typical examples such as economic dispatch, unit commitment, and optimal power flow. It is emphasized that day-ahead market clearing in Europe (the EUPHEMIA algorithm) implements an optimization model that maximizes social welfare under technical constraints, while the Ukrainian DAM pricing algorithm is broadly aligned with EUPHEMIA subject to certain exceptions. Such models ensure optimality but are resource-intensive. Hybrid models combining heterogeneous approaches are described, with emphasis on their ability to capture complex nonlinearities and improve forecasting accuracy in dynamic environments. A comparative assessment across key criteria (forecast accuracy, robustness, data requirements, implementation complexity, etc.) summarizes the strengths and weaknesses of each approach.

The dissertation also describes practical outcomes of cooperation with the state-owned enterprise Market Operator and presents the author's models developed within the Memorandum of Cooperation (dated 30.11.2022) aimed at assisting the enterprise in developing mathematical models to forecast electricity demand volumes on the wholesale market and electricity consumption in the short-, medium-, and long-term horizons. A key requirement for practical deployment is simplicity of implementation and ease of use with tools available to public institutions, such as MS Excel. The work presents experimental forecasting models: a new multi-iterative algorithm for short-term forecasting of hourly demand, supply, and acceptance on the DAM (accounting for changes between similar days), and a methodology for medium-term (monthly) forecasting of hourly electricity demand using statistical trends and analytical relationships. The effectiveness of these methods is demonstrated.

Chapter 3 describes the input information used for forecasting under both the short-term and the medium-term models of hourly demand on the DAM. It defines the main approaches to practical implementation using MS Excel and Microsoft SQL Server, enabling prompt and efficient application at any enterprise in the electricity sector.

Experimental calculations are performed according to the proposed models and compared with actual data, showing high forecasting accuracy.

It is determined that the short-term model is constrained by factors affecting accuracy—such as non-standard days occurring once a year (New Year, Easter, etc.), regulator-set price caps, and emergency outages—necessitating separate treatment for certain days with these factors in mind.

For the medium-term model, current limitations arise from the availability of open data. Due to martial law, information on maintenance schedules, historical hourly generation and consumption, and forecast volumes of generation and consumption is confidential. Access for experimental computations was granted at the state-owned Market Operator within the framework of the Memorandum.

The analysis confirms the efficiency and accuracy of the proposed short-term and medium-term forecasting models for hourly demand on the DAM. The experiments validate their suitability for determining trading positions and planning trading activity by electricity market participants, as well as for use by public authorities and the energy regulator (NERC) to monitor the electricity market for manipulations and unfair behavior.

The Conclusions summarize the scientific and practical results obtained. The results of the work will enable electricity market participants to plan their activities more sustainably and soundly and will provide public authorities and the Regulator with an effective tool for monitoring the day-ahead market. They will also foster the development of models for hourly-demand and long-term forecasting and lay the groundwork for predicting electricity consumption in Ukraine's power system.

Keywords: day-ahead market; short-term forecasting; medium-term forecasting; demand forecasting; mathematical models; computer tools; forecasting hourly electricity demand; forecasting algorithm; simulation modeling; pricing strategy.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ.....	18
ВСТУП.....	19
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ДІЮЧОЇ МОДЕЛІ РИНКУ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ	27
1.1. Сучасний стан дослідження прогнозування попиту на електроенергію на РДН	27
1.2. Загальна структура оптового ринку електроенергії України	31
1.2. Особливості організації ринку	36
1.3. Волатильність цін на РДН	38
1.4. Висновки до розділу 1	41
РОЗДІЛ 2. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МАТЕМАТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ РИНКІВ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ	44
2.1. Аналіз існуючих моделей прогнозування	44
2.2. Статистичні моделі	45
2.3. Стохастичні моделі.	49
2.4. Ігрові моделі (багатокритеріальні, стратегічні)	53
2.5. Оптимізаційні моделі.....	59
2.6. Гібридні моделі	65
2.7. Порівняльний аналіз моделей при прогнозуванні.....	69
2.8. Експериментальний підхід у межах виконання меморандуму між ІПМЕ та ОР.....	74
2.8.1. Модель короткострокового прогнозування погодинного попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію на ринку «на добу наперед».	75
2.8.2. Модель середньострокового прогнозування погодинного попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію на ринку «на добу наперед».	81
2.9. Висновки до розділу 2	85

РОЗДІЛ 3. ПРИКЛАДИ ПОГОДИННОГО МОДЕЛЮВАННЯ РИНКУ «НА ДОБУ НАПЕРЕД» В УКРАЇНІ	88
3.1. Вхідна інформація при моделюванні	88
3.2. Виконання короткострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед»	91
3.3. Аналіз результатів прогнозування, порівняння з фактичними показниками короткострокового прогнозування, обмеження моделі	105
3.4. Виконання середньострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед»	108
3.5. Аналіз результатів прогнозування, порівняння з фактичними показниками середньострокового прогнозування та обмеження моделі	111
3.6. Висновки до розділу 3	114
ВИСНОВКИ	118
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	121
ДОДАТОК А.....	136
ДОДАТОК Б.....	143
ДОДАТОК В.....	145
ДОДАТОК Г	150
ДОДАТОК Ґ	152

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ

ІПМЕ – Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України

РДН – ринок «на добу наперед»

ВДР – внутрішньодобовий ринок

РДД – ринок двосторонніх договорів

БР – балансуючий ринок

УЕБ – Українська енергетична біржа

ОР – оператор ринку

ОСП – оператор системи передачі

ОСР – оператор системи розподілу

ГП – ДП «Гарантований покупець»

ТЕС – теплова електростанція

ГЕС – гідроелектростанція

ВДЕ – відновлювальні джерела енергії

ППВДЕ – постачальник послуг з балансування ВДЕ

УЗ – установки зберігання

НКРЕКП/Регулятор – Національна комісія, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг

Меморандум – Меморандум про співпрацю з метою надання допомоги ОР в частині розроблення математичних моделей прогнозування обсягів попиту на електроенергію на ринку електричної енергії і обсягів споживання електричної енергії у коротко-, середньо- та довгостроковій перспективі від 30.11.2022

ENTSO-E – Європейська мережа системних операторів передачі електроенергії

P2P – peer-to-peer

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. Ринок «на добу наперед» є одним із ключових сегментів нової моделі оптового ринку електроенергії України, запущеної у липні 2019 року[2,15-17,37]. Для успішного планування продажу електроенергії та максимізації доходів у цьому сегменті критично важливо розуміти ринкову ситуацію, структуру попиту і пропозиції та враховувати обсяги попиту при формуванні цінової стратегії. Обсяги попиту суттєво впливають на рівень маржинальної ціни продажу на РДН: за відсутності точних прогнозів попиту неправильно обрана цінова стратегія може призвести до непроданих обсягів або втрати прибутку через продаж за заниженими цінами[11,13-14]. В Україні наразі відсутні універсальні алгоритми короткострокового (добового) прогнозування обсягів електроенергії, що продаються на РДН, а у відкритих джерелах немає деталізованих даних про погодинне споживання електроенергії за категоріями споживачів та регіонами. Це ускладнює точне прогнозування та обґрунтовує актуальність розробки нових математичних моделей і методів прогнозування попиту на РДН, здатних врахувати особливості попиту (тижнева та сезонна варіація, вплив двосторонніх контрактів тощо) і надати учасникам ринку конкурентні переваги.

Проблема прогнозування попиту на РДН полягає в тому, що потрібно з високою точністю передбачити обсяги електроспоживання на кожну годину наступної доби в умовах значної варіабельності та невизначеності[42,46]. Споживання електроенергії залежить від багатьох факторів: дня тижня, пори року, температури зовнішнього середовища, економічної активності, поведінки споживачів тощо. Додатково, після запуску нового оптового ринку електроенергії України (з липня 2019 року) змінилася структура торгівлі: велика частка електроенергії продається за двосторонніми контрактами, а залишок продається на

РДН. Це як ускладнює, з однієї точки зору, прогнозування попиту на РДН, у зв'язку з наявністю прямих двосторонніх договорів (укладених поза відкритими майданчиками), так і створює ситуацію, коли на РДН присутня значна волатильність – ціни коливаються між днями, як у зв'язку зі запровадженням значної кількості виробників з відновлювальних джерел енергії, так і у зв'язку зі зміною попиту, особливо в умовах роботи установок зберігання на ринку електричної енергії[41].

Таким чином, сформульована проблема – це розробка науково обґрунтованих моделей, які дозволять врахувати всі ключові фактори та отримати достовірний прогноз погодинного попиту на електроенергію. Необхідно врахувати сезонні коливання (наприклад, зростання споживання взимку через опалення, зниження у міжсезоння), тижневий цикл (відмінності будні/вихідні), добові криві навантаження, а також особливі дні (свята, аномальні погодні умови). Проблема ускладнюється відсутністю повних даних по деталізованому споживанню: наприклад, не всі кінцеві споживачі обладнані погодинними лічильниками з автоматичним переданням даних. Тому моделі прогнозування мають працювати в умовах неповної інформації, використовуючи статистичні закономірності та експертні припущення. Постановка проблеми включає також розв'язання задачі розподілу загального обсягу попиту між різними групами споживачів і регіонами – це важливо для більш точного прогнозу та подальшого планування режимів роботи енергосистеми.

Таким чином, розроблення математичних моделей та комп'ютерних засобів визначення прогнозних погодинних обсягів попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» є актуальним науковим завданням. Вирішення поставленого завдання спрямоване на можливість планування своєї економічної діяльності як покупцями електричної енергії, так і продавцями електричної енергії. Окрім цього, запровадження таких моделей надасть можливість органам державної влади,

НКРЕКП та іншим здійснювати дослідження ринку «на добу наперед» на предмет ознак маніпуляцій.

Мета та задачі дослідження. Метою дослідження є розробка інструментарію для автоматизації планування діяльності учасниками ринку електричної енергії шляхом створення відповідних математичних моделей та комп'ютерних засобів. Вказана мета зумовлена відсутністю надійних методик прогнозування погодинного попиту на електроенергію в сучасних умовах роботи оптового ринку електроенергії України. Для досягнення поставленої мети були визначені такі задачі дослідження:

1. Проаналізувати існуючі підходи до прогнозування попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед». Дослідити, чи наявні формалізовані математичні моделі прогнозування погодинного попиту на електроенергії на ринку «на добу наперед». Встановити, чи має попит значний вплив на ціну на ринку «на добу наперед». Визначити критерії процесу прогнозування та його впровадження в умовах обмежених даних.

2. Запропонувати математичну модель короткострокового прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію з урахуванням ітераційного підходу, що, на відміну від існуючих, використовує схожі дні та відкидає атипові дні, у результаті чого зменшується викривлення результатів прогнозування. Здійснити порівняння прогнозованих показників за фактичними.

3. Запропонувати математичну модель середньострокового прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію з урахуванням фізичних та ринкових показників, відмінною особливістю якої є використання погодинних фактичних обсягів споживання електричної енергії, прогнозних місячних обсягів споживання електричної енергії на підставі прогнозного балансу електричної енергії та історичних погодинних обсягів попиту електричної енергії на ринку «на добу наперед», що дає можливість здійснювати прогнозування в умовах

використання обмеженого набору даних. Здійснити порівняння прогнозованих показників за фактичними.

4. Здійснити програмну реалізацію моделей короткострокового та середньострокового прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію, що, навіть в умовах використання обмеженого набору даних, дозволило б здійснити верифікацію та валідацію запропонованих моделей.

Об'єктом дослідження є автоматизація прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» в умовах обмеженого доступу до ринкової інформації.

Предметом дослідження є математичні моделі та комп'ютерні засоби визначення прогнозних погодинних обсягів попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед».

Методи дослідження. Для досягнення поставлених наукових у дисертаційній роботі завдань використано методи математичного моделювання, системного та функціонального аналізу даних та комп'ютерного експерименту. Статистичний аналіз історичних даних РДН застосовано для виявлення закономірностей зміни попиту на електроенергію (добові, тижневі, сезонні коливання) та впливу зовнішніх факторів на обсяги торгів. Метод багаторазових ітерацій та імітаційного моделювання використано для прогнозування погодинного попиту на електроенергію: на основі статистичних даних про покупки електроенергії на ринку «на добу наперед» за схожі дні сформовано ітеративний алгоритм, що покроково наближає прогноз до реальних значень.

Наукова новизна. У дисертаційній роботі отримано наступні наукові результати:

1. Запропоновано математичну модель короткострокового прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію з урахуванням ітераційного підходу,

що, на відміну від існуючих, використовує схожі дні та відкидає атипові дні, у результаті чого зменшується викривлення результатів прогнозування.

2. Запропоновано математичну модель середньострокового прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію з урахуванням фізичних та ринкових показників, відмінною особливістю якої є використання погодинних фактичних обсягів споживання електричної енергії, прогнозних місячних обсягів споживання електричної енергії на підставі прогнозного балансу електричної енергії та історичних погодинних обсягів попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед», що дає можливість здійснювати прогнозування в умовах використання обмеженого набору даних.

3. Здійснено програмну реалізацію моделей короткострокового та середньострокового прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію, що, навіть в умовах використання обмеженого набору даних, дозволило здійснити верифікацію та валідацію запропонованих моделей.

Теоретичне значення роботи полягає у розробці статистичних моделей, які мають високу точність прогнозування за наявності виражених сезонних та добових чинників. Окрім цього, закладаються основи для прогнозування на ринку електричної енергії, не тільки на ринку «на добу наперед», як на короткострокову, так і середньострокову перспективу. Ураховуючи досить короткий час існування лібералізованого ринку електричної енергії України, наразі відсутні аналогічні моделі, які б активно використовувались та мали високу точність прогнозування. Використання таких моделей дозволяє здійснювати подальші моделювання, наприклад, розробити та запропонувати у майбутньому алгоритм або модель визначення обсягів споживання за категоріями споживачів у розрізі регіонів.

Практичне значення отриманих результатів полягає у наступному:

1. На підставі розробленої моделі короткострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» було створено

алгоритм та програму реалізації розробленої моделі, на яку було отримано свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір.

2. На підставі розробленої моделі середньострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» було створено алгоритм та програму реалізації розробленої моделі, на яку було отримано свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір.

3. Використання моделі короткострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергії на ринку «на добу наперед» та моделі середньострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» органами державної влади, НКРЕКП та іншими дає змогу оцінювати роботу ринку «на добу наперед» з точки зору доброчесності, прозорості та потенційних маніпуляцій, а у разі їх виявлення (наприклад, систематичне відхилення фактичних показників від прогнозних) - оперативно реагувати.

4. Виконано прогнозні розрахунки відповідно до розроблених математичних моделей. Здійснено оцінку результатів розрахунків, виконано порівняння фактичних та прогнозних показників. Підтверджено доцільність використання та запровадження таких математичних моделей.

5. На підставі розроблених даних, формул, алгоритмів було реалізовано Оператором ринку автоматичний розрахунок прогнозних показників з можливістю отримання результатів автоматично з урахуванням версійності даних. Отримані результати прогнозування та проведені порівняння з фактичними даними з урахуванням оцінок розрахунків, було отримано показники достатньо високого рівня точності прогнозування, що підтверджується відповідною реалізацією в Операторі ринку (у практичну реалізацію, додаток Г).

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Тематика дисертаційної роботи відповідає пріоритетним напрямам розвитку науки і техніки України. Робота виконувалась відповідно до плану наукових досліджень Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, зокрема в межах «Меморандуму про співпрацю з метою надання допомоги ОР в частині розроблення математичних моделей прогнозування обсягів попиту на електроенергію на ринку електричної енергії і обсягів споживання електричної енергії у коротко-, середньо- та довгостроковій перспективі від 30.11.2022» та «Розвиток розподіленої енергетики в умовах ринку електричної енергії України з використанням технологій та систем цифровізації. Розділ 1. Організаційні та математичні моделі взаємодії учасників децентралізованого ринку електроенергії» (№ ДР 0125U000237, 2025-2026 рр.).

Особистий внесок здобувача. Наукові результати дослідження, які виносяться на захист, одержані автором самостійно.

Публікації. Наукові результати та висновки дисертаційного дослідження підтверджуються публікаціями у наукових виданнях та їх апробацією на науково-практичних конференціях. Опубліковано 18 наукових праць. У тому числі 6 наукових статей опубліковано у фахових виданнях України, 1 стаття індексована в міжнародно-інформаційній базі Scopus, 2 статті індексовані в міжнародно-інформаційній базі Web of Science, 7 тез доповідей на всеукраїнських та міжнародних науково-технічних конференціях, 2 зареєстрованих авторських права.

Апробація результатів дослідження. Результати дисертаційного дослідження доповідались на науково-практичних конференціях:

1. Євдокімов В.А., Полухін А.В. Важливість прогнозування обсягів попиту на ринку «на добу наперед» в процесі моделювання визначення цінової позиції на продаж на ринку електричної енергії.

2. Полухін А.В. Побудова математичної моделі визначення погодинного споживання споживачів з розбивкою по адміністративним областям України.

3. Polukhin A., Evdokimov V.A. Conceptual principles of forecasting demand on the day-ahead market using changes in hourly bidded demand between previous similar days.

4. Полухін А.В. Важливість прогнозування погодинної ціни на сегменті ринку електричної енергії «на добу наперед».

5. Полухін А.В. Важливість визначення погодинного споживання в Україні з розбивкою по регіонах та груп споживача.

6. Полухін А.В., Лукашевич Я.П. Альтернативна генерація як шлях до розвитку розподіленого виробництва та енергетичної безпеки в Україні.

7. Полухін А.В., Євдокімов В.А., Лукашевич Я.П. Смарт-контракти на основі блокчейну як шлях до розвитку децентралізованого ринку електричної енергії в Україні.

Обсяг та структура роботи. Дисертаційне дослідження складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг дисертації становить 157 сторінок (основний зміст роботи викладено на 119 сторінках). Дисертація містить 5 таблиць, 11 рисунків, 5 додатків. Список використаних джерел включає 103 найменування.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ДІЮЧОЇ МОДЕЛІ РИНКУ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ

1.1. Сучасний стан дослідження прогнозування попиту на електроенергію на РДН

У контексті ринку електроенергії України питання прогнозування попиту на електроенергію також активно досліджується останніми роками[11]. Було запропоновано математичну модель процесів ціноутворення на РДН, орієнтовану на оптимізацію доходу учасників ринку[1]. В роботі моделюється механізм визначення ціни на електроенергію як товар через баланс попиту і пропозиції на електроенергію, і показано, як учасники можуть коригувати свою стратегію торгівлі для максимізації прибутку. Відзначено, що точне прогнозування обсягів попиту на електроенергію є надзвичайно важливим при виборі цінової позиції продавця товару на РДН. Окрім цього, визначено, що варіації попиту на електроенергію (наприклад, зменшення обсягів закупівлі у вихідні) значно впливають на маржинальну ціну РДН, і помилки в прогнозі можуть призвести до втрати доходу через хибно обрану ціну пропозиції[30].

Окрім цього, були розроблені концептуальні засади прогнозування попиту на електроенергію на РДН на основі аналізу змін погодинного заявленого попиту на електроенергію між попередніми подібними днями[7]. Ідея полягає у використанні так званих «аналогових днів»: наприклад, для прогнозу на майбутній робочий день враховуються відмінності між аналогічними попередніми робочими днями. Такий підхід дозволяє врахувати повторювані зміни – наприклад, поступове зростання або спад споживання в певні години – і скоригувати базовий прогноз. На практиці це може означати коригування прогнозної кривої навантаження з урахуванням того, як змінювався попит на електроенергію у ті самі години за аналогічних умов (день тижня, сезон). Попередні результати показали покращення точності

прогнозу при використанні інформації про динаміку попиту на електроенергію між суміжними днями.

Серед інших локальних досліджень варто згадати модель прогнозування попиту на електроенергію на внутрішньому ринку на основі аналізу соціально-економічних показників розвитку[8, 95]. Це приклад використання макроекономічних факторів (ВВП, індексу промисловості, температури тощо) для довгострокового прогнозування енергоспоживання[29,34-35]. Хоча такі моделі більш актуальні для середньо- та довгострокових прогнозів, вони підкреслюють мультифакторність задачі.

Особливо активно розвиваються зараз методи прогнозування на основі штучного інтелекту та великих даних. У 2020–2023 роках з'явилися праці, де застосовано ансамблі моделей, глибокі нейронні мережі, рекурентні нейромережі LSTM для прогнозу погодинного споживання з урахуванням історичних профілів. Для України ці підходи теж актуальні, проте потребують якісних даних. На основі даних мирного часу було показано, що застосування регресійних алгоритмів машинного навчання дозволяє прогнозувати обсяги ринку (навіть за годину наперед) з високою точністю, і ці моделі можуть бути розширені до горизонту «на добу наперед».

Також варто згадати дослідження щодо регіонального та галузевого розподілу споживання[36,40]. Було запропоновано математичну модель для визначення погодинного споживання, розподіленого по адміністративних областях України[12]. Відсутність публічних детальних даних про структуру споживання (за категоріями споживачів і регіонами) ускладнює прогнозування – модель передбачає поділ сумарного навантаження на складові (промисловість, населення тощо) та географічну прив'язку (регіон, область). Це дозволяє врахувати регіональні особливості (наприклад, в одних областях переважає промислове навантаження, в інших – аграрне або побутове) і покращити точність прогнозу для

кожної області окремо. Такий підхід є корисним, зокрема, для оператора системи передачі (НЕК «Укренерго») при оцінці навантажень на мережі в різних частинах країни та для планування перетоків між регіонами.

Окрім цього, детально розглядається задача та підходи до розв'язання проблеми управління попитом на ринку електричної енергії для потреб оперативного планування електроспоживання з метою підвищення енергоефективності виробництва, передачі та використання електроенергії. Під «управлінням попитом» розуміється цілеспрямована зміна обсягів споживання кінцевими споживачами відносно їхнього звичного — прогнозованого на заданий період — навантаження у відповідь на зниження ціни в часі або на стимулюючі виплати, спрямовані на скорочення споживання в періоди високих оптових цін чи за позаштатних ситуацій (раптові погодні зміни, аварійні стани), коли надійність системи опиняється під загрозою. Автори приходять до висновку, що є методики, які дають змогу визначати формальні ознаки, автоматизувати та спростити процес формування системи моделей прогнозування, узгодженої з поточним станом ринку, і забезпечити прийнятний рівень точності прогнозів. У підсумку це створює передбачувані умови для ухвалення рішень щодо участі в аукціонах на сегментах оптового ринку електроенергії[99].

Не можна також і забувати дослідження питання моделювання у контексті терористичних атак країни-агресора[3-6] та, відповідно, необхідності розвитку резильєнтності електромереж. Так, проведено аналіз руйнівного впливу періодичних масованих ракетних і дронівих ударів на енергосистему України. Для оцінювання резильєнтності об'єднаної енергосистеми до таких атак у дослідженнях пропонується використовувати кластерну математичну модель режимів навантаження, яка представляє систему у вигляді набору типових енергооб'єктів і доповнюється рівняннями динаміки підмножин цих об'єктів, доступних до роботи у поточному періоді[101].

Варто відзначити дослідження у сфері застосування локальних тренажерів у енергетичних підприємствах. Детально вивчається питання побудови локальних тренажерів, основою яких є сценарно-імітаційне моделювання. Так, використання таких тренажерів дає можливість управляти енергетичним обладнанням[103]. Це дослідження є важливим також у контексті необхідності розробки інструментарію для персоналу підприємств, які здійснюють діяльність на ринку електричної енергії, та навчання їх використання – наприклад, для прогнозування погодинного попиту на електроенергію.

Отже, аналіз літератури показує, що для задачі прогнозування попиту на електроенергію на РДН використовують широкий інструментарій: від статистичних часових рядів до сучасних інтелектуальних систем. В Україні сформувалася наукова база з цієї тематики, що включає як загальносвітові методи, так і адаптовані до місцевих умов моделі. Подальший розвиток моделей прогнозування має ґрунтуватися на поєднанні найкращих світових практик з урахуванням специфіки українського енергоринку.

За кордоном питання прогнозування попиту на електроенергію на РДН запроваджено у операторі ринку Nord Pool. Nord Pool є одним із центральних операторів ринку «на добу наперед» в Європі. При здійсненні власного прогнозування визначається довгостроковий лінійний тренд, сезонний тренд і стохастичний тренд. Це так званий підхід «декомпозиція-комбінація»: часовий ряд годинних заявок поділяють трьома методами (регресійний сплайн, згладжений сплайн, гібридний), отримані компоненти прогнозуються звичайними моделями (лінійною та нелінійною авторегресією, ARIMA, векторною VAR тощо), а потім поєднують у кінцевий прогноз[90]. Однак, варто відзначити, що такий підхід найкраще підходить для усталених ринків РДН, де параметри «лінійний тренд», «сезонний тренд» і «стохастичний тренд» є достатньо визначеними та передбачуваними, на відміну від ринку України.

Актуальність прогнозування проявляється у контексті роботи самих учасників ринку. Попит на електроенергію на РДН суттєво впливає на рівень цін купівлі-продажу електроенергії. За високого попиту на електроенергію ціни зростають, що вигідно виробникам, але може бути збитковим для споживачів; за низького попиту на електроенергію ціни падають, що навпаки зменшує доходи генераторів. Особливо характерним є коливання попиту на електроенергію залежно від доби тижня: у будні дні споживання, як правило, більше, ніж у вихідні, а отже й ціни можуть бути вищими. Як зазначають дослідники, невірно спрогнозувавши попит на електроенергію і обравши помилкову цінову стратегію, учасник ринку ризикує зазнати прямих фінансових втрат – наприклад, електроенергія може залишитися непроданою або проданою за заниженою ціною, що означає втрачений дохід. Саме тому прогнозування попиту на електроенергію на РДН є критично важливим для максимізації вигоди учасників і мінімізації їхніх ризиків.

1.2. Загальна структура оптового ринку електроенергії України

З 1 липня 2019 року в Україні запроваджено нову модель оптового ринку електроенергії відповідно до Закону «Про ринок електричної енергії» 2017 р. (№ 2019-VIII)[1,15,38-39]. Ця модель передбачає кілька сегментів ринку, кожен з яких виконує окрему роль у забезпеченні балансування попиту і пропозиції на електроенергію. Ключовими короткостроковими сегментами є РДН, ВДР та БР, на яких торгівля відбувається від одного дня до майже реального часу до моменту постачання електроенергії. Доповнює їх РДД, що слугує платформою для довгострокових форвардних контрактів на майбутнє постачання електроенергії.

РДД – це сегмент довгострокових контрактів, на якому виробники та постачальники (а також великі споживачі) укладають прямі договори купівлі-продажу електроенергії на узгоджених умовах. Метою цього ринку є забезпечення стабільності та прогнозованості для учасників за рахунок хеджування цінових

ризиків на короткострокових ринках. У багатьох країнах саме форвардні двосторонні контракти домінують у торгівлі електроенергією, оскільки дозволяють продавцям і покупцям зменшити ризики, пов'язані з волатильністю короткострокових цін. В Україні ринок двосторонніх договорів є найбільшим за обсягами сегментом оптового ринку – через нього здійснюється близько 70% загального обсягу продажу електроенергії (на підставі даних 2024 року)[88, 89]. Більшість таких контрактів укладається на електронних аукціонах платформи УЕБ. Зокрема, державні генерації (НАЕК «Енергоатом», ПрАТ «Укргідроенерго», ПАТ «Центренерго»), а також централізований покупець електричної енергії за «зеленим» тарифом – ДП «Гарантований покупець» – зобов'язані реалізовувати електроенергію за двосторонніми договорами виключно через аукціони на УЕБ, що забезпечує прозорість і недискримінаційний доступ до ресурсу. До таких аукціонів можна віднести:

а) продаж базового навантаження «Енергоатомом» на місяць уперед з постачанням рівним графіком – такі аукціони дозволяють великим постачальникам закупити прогнозовані обсяги електроенергії на наступний місяць;

б) аукціони ГП з продажу електроенергії з ВДЕ за двосторонніми договорами для покриття витрат на «зелений» тариф.

Окрім цього, постачальники та трейдери мають можливість укладати так звані прямі договори – договори, укладені без проведення торгів на електронних майданчиках.

Таким чином, РДД виконує роль основного каналу збуту електроенергії за наперед фіксованими цінами, створюючи базу для фінансового планування учасників ринку.

РДН – це централізований сегмент короткострокового ринку, де здійснюється торгівля електроенергією на наступну добу. Організатором РДН є АТ «Оператор ринку», утворене в червні 2019 року на виконання Закону «Про ринок електричної

енергії». Торги на РДН відбуваються у формі закритого аукціону: учасники подають цінові заявки на купівлю та продаж електроенергії по кожній годині доби постачання до 12:00 дня, що передує цій добі. О 12:00 аукціон завершується, після чого ОР здійснює погодинне ранжування заявок та визначає рівноважну маржинальну ціну і обсяги купівлі-продажу на кожну годину наступної доби. Отримані на РДН ціни є індикативними для всього ринку та використовуються як базові: наприклад, прив'язані до розрахунків за небаланси, формування тарифів компенсації ВДЕ, індикатив щодо ціни закупівлі комунальними та іншими споживачами тощо. РДН забезпечує балансування планів генерації та споживання за добу до реального часу, слугуючи основним інструментом для короткострокового вирівнювання попиту і пропозиції на електроенергію. При цьому, алгоритм визначення ціни на РДН застосовує принцип максимізації коефіцієнта соціального доходу, а саме максимізації обсягів купівлі-продажу електричної енергії та мінімізації ціни торгівлі. Учасниками РДН є всі ключові гравці ринку: генерація (у тому числі виробники ВДЕ через посередництво ГП), трейдери, постачальники електроенергії, великі споживачі, а також ОСП та ОСР (яке викупує/продає обсяги для компенсування технологічних втрат та для забезпечення балансування). За 2024 рік РДН посів друге місце за обсягами після РДД, на РДН було продано близько 25 млн МВт*год електричної енергії, що становило близько 30% від проданих обсягів на РДД та РДН в Україні.

Якщо прогноз споживання на завтра високий, постачальники збільшують заявки на купівлю, а генерація – пропозицію продажу; в результаті зростає рівноважна ціна РДН, сигналізуючи учасникам про дефіцит ресурсу. Отримані результати аукціону РДН слугують орієнтиром для наступних сегментів ринку.

ВДР – це сегмент короткострокового ринку, на якому торгівля електроенергією триває протягом доби постачання, аж до часу, близького до реального. Метою внутрішньодобового ринку є надання учасникам можливості

коригувати свої позиції після завершення торгів на РДН та перед самою годиною постачання.

Організацію ВДР так само здійснює ОР. Торги на ВДР проводяться у формі безперервних сесій (неперервного двостороннього аукціону): учасники можуть протягом доби постачання виставляти заявки на купівлю або продаж з поставкою у тій же добі, за умови дотримання правил щодо закриття воріт – остаточного часу прийому заявок (в Україні правилами передбачено закриття торгів за 1 годину до початку відповідного періоду постачання). Таким чином, ВДР охоплює часовий проміжок від після аукціонного періоду РДН за 1 годину до початку періоду постачання, дозволяючи реагувати на оперативні зміни: аварійні зупинки блоків, неточності прогнозу виробітку ВДЕ[65], коливання попиту на електроенергію тощо. Приклад функціонування ВДР: вітрова електростанція, що продала на РДН певний обсяг на завтра, в день постачання бачить за прогнозом менший вітер – щоб уникнути небалансу, вона викупує відсутні обсяги на ВДР за кілька годин до поставки; навпаки, якщо фактичний вітер перевищує прогноз, виробник може на ВДР продати додаткову електроенергію. Обсяги внутрішньодобового ринку значно менші, ніж РДН, проте мають тенденцію до зростання із збільшенням частки відновлюваної генерації. У цілому, ВДР доповнює РДН, забезпечуючи гнучкість і більш точне балансування графіків, і тим самим зменшує обсяги небалансів, що потрапляють на балансуючий ринок.

БР – це сегмент, на якому відбувається покриття остаточних небалансів між виробництвом і споживанням електроенергії у режимі реального часу. Оператором БР є ОСП, який за допомогою диспетчерських команд залучає регулюючі потужності генерації для підтримання фізичного балансу в енергосистемі. Учасниками балансуючого ринку на стороні пропозиції є генеруючі компанії (традиційні електростанції, великі ВДЕ з прогнозованим графіком тощо), які подали заявки на участь у балансуванні та підтримують резерв потужності для

збільшення або зменшення генерації. Зі сторони попиту на електроенергію в БР виступає ОСП, що викуповує або продає балансуючу електроенергію залежно від системної потреби (дефіциту або профіциту). Механізм роботи БР: у випадку, якщо фактичне споживання перевищує виробництво, ОСП активує заявки виробників на збільшення виробництва (балансуючий продаж з боку генерації, балансує купівля з боку ОСП) – тим самим покривається нестача енергії; якщо ж в системі утворився надлишок (споживання нижче виробництва), диспетчер командує окремим електростанціям зменшити виробництво або відключає частину генерації (балансуюча покупка з боку генерації, балансуючий продаж ОСП надлишку енергії). Ціни балансуючого ринку формуються також за маржинальним принципом на основі активованих заявок учасників, але підлягають регулюванню через прайс-кепи. До весни 2021 року в Україні діяло штучне обмеження вниз: мінімальна ціна продажу електроенергії на БР не могла бути нижчою 55% від ціни РДН[10]. У березні 2021 НКРЕКП скасувала це обмеження, що зробило ціноутворення на балансуючому ринку більш ринковим – у години профіциту ціна для генеруючих компаній може опускатися до 0%, що стимулює їх не допускати появи зайвих обсягів на БР. Загалом, політика Регулятора спрямована на те, щоб обсяг торгів на балансуючому ринку був мінімальним, оскільки значні небаланси свідчать про неефективність планування на попередніх сегментах і можуть дестабілізувати ринок. Якщо в перші місяці нової моделі ринку (2019–2020) частка балансуючого ринку у загальному обсязі могла сягати 10–15%, то після вжитих заходів вона різко знизилася. За заявою НЕК «Укренерго», у 2021 році обсяги електроенергії, що проходили через БР, становили лише 2–5% від загального споживання – це відповідає нормальному рівню європейських країн, тоді як раніше частка доходила до 15–20%. Отже, переважна більшість операцій зараз відбувається на конкурентних сегментах (РДД, РДН, ВДР), а балансуючий ринок використовується лише для доврегулювання залишкових небалансів.

1.2. Особливості організації ринку

Основні риси чотирьох сегментів оптового ринку електроенергії України для наочності наведено у додатку Б.

Український ринок «на добу наперед» функціонує за принципами, подібними до інших європейських електроенергетичних ринків, але має низку особливостей, що впливають на моделювання та прогнозування в його межах[28,31]. По-перше, як вже зазначалося, значна частина електроенергії продається за довгостроковими двосторонніми контрактами (ринок двосторонніх договорів, РДД). Державні генерації (НАЕК «Енергоатом», ПрАТ «Укргідроенерго») підпадають під спеціальні зобов'язання (ПСО) щодо продажу частини електроенергії для потреб населення за фіксованими цінами, що зменшує їх присутність на РДН. Через це обсяг попиту на електроенергію на РДН формується як різниця між загальним споживанням і обсягами, уже покритими за РДД, тобто є більш волатильним. Моделі прогнозування мають враховувати календар аукціонів на РДД: наприклад, якщо напередодні значна частка електроенергії була закуплена постачальниками на РДД (через аукціон на УЕБ чи іншій платформі), то очікуваний попит на електроенергію на РДН наступного дня буде нижчим за середній.

По-друге, учасниками РДН виступають як виробники, так і покупці з боку постачальників та великих споживачів. Більшість побутового та малого споживання забезпечується через постачальників універсальних послуг за фіксованими тарифами, але їхній портфель формується з закупівель на РДН/ВДР. Великі промислові споживачі можуть виходити на ринок самостійно як покупці. Таким чином, на РДН присутній певний елемент еластичності попиту на електроенергію: частина заявок на купівлю може містити граничну ціну, вище якої споживач не готовий платити і волів би знизити споживання. Хоча значна частина попиту на електроенергію фактично нееластична (постачальники мусять

забезпечити споживачів за будь-якої ціни), цей аспект дозволяє моделювати попит на електроенергію не як фіксовану величину, а як функцію від ціни (крива попиту на електроенергію). При розрахунку рівноваги на РДН це враховується: якщо ціна перевищить певний рівень, частина заявок на купівлю буде відсікається. Для прогнозних моделей це означає, що слід з обережністю оцінювати попит на електроенергію – за екстремально високих цін може відбуватися зниження попиту на електроенергію, наприклад, якісь промислові підприємства можуть скоротити споживання[19-21].

По-третє, організаційно ринок працює за чітким регламентом і правилами, затвердженими НКРЕКП. Існують правила РДН, які описують процедури подання заявок, алгоритм ранжування та визначення ціни, порядок оплати та врегулювання небалансів. Ці правила фактично задають основу для математичного моделювання торгів: алгоритм РДН можна представити як задачу оптимізації соціального добробуту або як задачу пошуку точки рівноваги між попитом і пропозицією на електроенергію. Цей алгоритм є публічним і використовується оператором ринку для щоденних розрахунків. Для дослідників наявність чіткого алгоритму означає, що моделі можуть бути верифіковані на історичних даних торгів (ціни та обсяги РДН публікуються щоденно)[22].

Нарешті, особливістю останніх років є зростання частки ВДЕ та відповідний вплив на ринок[9,33,63-64]. ВДЕ (сонячні та вітрові електростанції) продають електроенергію по «зеленому» тарифу через ГП, який значну частину виробітку ВДЕ вимушено реалізує на РДН. Це призводить до додаткових коливань – наприклад, у денні години з великим виробітком сонця пропозиція різко зростає, зміщуючи точку рівноваги. Хоча попит на електроенергію не змінюється, моделі ціноутворення мають враховувати цей фактор. З точки зору прогнозування попиту на електроенергію це менш критично (бо попит на електроенергію – зовнішній по відношенню до генерації фактор), проте для комплексних моделей ринку

(спільного прогнозу попиту на електроенергію і ціни) важливо врахувати і цю специфіку українського ринку.

1.3. Волатильність цін на РДН

У зв'язку з тим, що РДН в Україні є значно волатильним, ціна на ньому сильно коливається між днями. Як приклад, наведемо для кожного місяця найбільшим приріст ціни, який відбувався всередині місяця, зазначимо поточну (Д) та попередню (Д-1) ціну базового навантаження, а також поточний (Д) та попередній (Д-1) попит на електроенергію (таблиця 1.3.1) у 2024 році. Як видно з таблиці 1.3.1, у більшість місяців (січень – квітень, червень, жовтень і листопад) відбувалось зростання попиту на електроенергію (від 15% до 66%), що спричиняло відповідний ріст ціни бази (або базового навантаження) (від 26% до 108%)[18]. При цьому, важливим є те, що загалом протягом місяця пікові зміни ціни були не менше 23%, і до 87% навіть у ті дні, коли попит на електроенергію змінювався не сильно (наприклад, у грудні зміни попиту на електроенергію склала 1%, а ціна змінилась на 46%). Це лиш підкреслює те, що важливість прогнозування попиту на електроенергію є необхідним, навіть в умовах незначної зміни попиту на електроенергію.

Таблиця 1.3.1

Найбільший приріст ціни та залежність від попиту на електроенергію у межах місяця

Місяць	Попит Д-1, МВт*год	Попит Д, МВт*год	Зміна, %	Ціна бази Д-1, грн/МВт*год	Ціна бази Д, грн/МВт*год	Зміна, %
Січень	2 019	3 120	55	2 087	4 061	95

Лютий	2 642	3 030	15	3 440	4 330	26
Березень	2 866	3 705	29	2 084	4 346	108
Квітень	2 167	2 568	19	1 127	2 111	87
Травень	2 952	3 067	4	3 518	4 327	23
Червень	2 414	3 063	27	3 546	5 709	61
Липень	2 772	2 937	6	4 514	6 421	42
Серпень	2 456	2 619	7	4 161	6 469	55
Вересень	2 514	2 644	5	3 655	5 452	49

Продовження таблиці 1.3.1.

Жовтень	2 626	3 074	17	3 397	5 343	57
Листопад	3 465	4 030	16	4 212	5 963	42
Грудень	3 752	3 793	1	4 427	6 454	46

Іншим прикладом є навпаки, для кожного місяця найбільше падіння ціни, яке відбувався всередині місяця, також зазначимо поточну (Д) та попередню (Д-1) ціну базового навантаження, а також поточний (Д) та попередній (Д-1) попит на електроенергію (таблиця 1) у 2024 році. Як видно з таблиці 1.3.2, у майже всіх місяцях (окрім березня, травня-серпня) відбувалось падіння попиту на електроенергію (від -9% до -27%), що спричиняло відповідне падіння ціни бази (або базового навантаження) (від -25% до -49%). При цьому, важливим є те, що загалом протягом місяця пікові зміни ціни були у межах 30-40% навіть у ті дні, коли попит на електроенергію змінювався не сильно (наприклад, у липні зміна попиту на електроенергію склала 0%, а ціна змінилась на -28%).

Окремою особливістю є день у березні, коли навпаки – відбулось значне зростання попиту на електроенергію, а ціна, при цьому, зменшилась на 49%. Це є

нетиповим днем, і при побудові моделі прогнозування короткострокового погодинного попиту на електроенергію це необхідно буде передбачити.

Таблиця 1.3.2.

Найбільше падіння ціни та залежність від попиту на електроенергію у межах місяця

Місяць	Попит Д-1, МВт*год	Попит Д, МВт*год	Зміна, %	Ціна бази Д-1, грн/МВт*год	Ціна бази Д, грн/МВт*год	Зміна, %
Січень	1 828	1 668	-9	1 945	1 361	-30
Лютий	2 426	2 040	-16	3 275	2 376	-27
Березень	2 655	3 224	21	2 550	1 288	-49
Квітень	2 658	2 124	-20	2 139	1 392	-35
Травень	3 115	3 150	1	5 194	3 122	-40
Червень	3 077	2 890	-6	5 198	3 356	-35
Липень	2 436	2 429	0	5 623	4 028	-28
Серпень	2 546	2 456	-3	6 195	4 161	-33
Вересень	2 645	2 382	-10	5 777	3 976	-31
Жовтень	3 603	2 626	-27	6 661	3 397	-49
Листопад	4 049	3 613	-11	5 390	4 019	-25

Грудень	4 039	3 584	-11	5 839	4 362	-25
---------	-------	-------	-----	-------	-------	-----

1.4. Висновки до розділу 1

У розділі 1 проаналізовано дослідження у літературі на тему прогнозування попиту на електроенергію. Останніми роками зміщується фокус з прогнозування ціни до прогнозування попиту на електроенергію, оскільки за своєю суттю ціни на РДН є похідною після попиту на електроенергію. Питання прогнозування попиту на електроенергію на РДН піднімається як в українських джерелах, так і в закордонних, зокрема є практичне впровадження певних моделей у програмному забезпеченні європейського оператора ринку Nord Pool.

У результаті аналізу існуючих підходів до прогнозування на ринку «на добу наперед» визначено, що основні наукові дослідження зосереджені на визначенні та прогнозуванні цін на ринку «на добу наперед». Встановлено, що на ціну на ринку «на добу наперед» значний вплив має попит на електроенергію, а тому необхідно здійснювати прогнозування попиту на електроенергію та розвивати відповідні засоби. При цьому, процес прогнозування повинен бути прозорим, простим та зрозумілим для учасників ринку; мати можливість швидкого та оперативного впровадження навіть в умовах використання обмеженого набору даних. Визначено, що, у зв'язку з коротким часом існування лібералізованого ринку України, на сьогоднішній відсутні формалізовані математичні моделі прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед».

Проаналізовано ключові сегменти оптового ринку електроенергії України: РДД, РДН, ВДР та БР. Встановлено, що двосторонні договори забезпечують домінуючу частку торгів (близько 70% обсягу), тоді як на РДН припадає близько 30% [88,89], а на ВДР і БР — лише кілька відсотків. При цьому, саме РДН слугує одним із основних індикаторів формування оптових цін.

Ключові особливості РДН, важливі для моделювання попиту на електроенергію:

- залишковий характер попиту на електроенергію. Виробники повинні виставляти на РДН увесь обсяг вільної потужності, не задіяної у двосторонніх договорах. Це означає, що ринковий попит на електроенергію часто формується як «залишковий»: за занижених граничних цін виробники можуть уникати торгівлі на РДН, активніше використовуючи двосторонні контракти, а споживачі шукають цінової стабільності у довгострокових угодах;

- цінові обмеження. На РДН діють затверджені НКРЕКП граничні ціни. Наприклад, у 2025 р. максимальна ціна у години вечірнього піку становила 15 000 грн/МВт*год, мінімальна — 10 грн/МВт*год[17]. Такі обмеження згладжують волатильність, але водночас впливають на ліквідність і заохочують учасників обирати інші сегменти ринку.

- структура заявок. На РДН торгують погодинними блоками: заявки на купівлю і продаж подаються окремо для кожної години доби. Це призводить до дискретизації ринкових даних по годинах та неоднорідного розподілу обсягів і цін між піковим та непіковим навантаженням;

- корекції через ВДР. Внутрішньодобовий ринок використовується для уточнення добових прогнозів: невикористані на РДН обсяги допрацьовуються у ВДР згідно з останніми даними генерації і споживання. Таким чином остаточний профіль добового навантаження формується на основі обох сегментів.

Також, виділено низку специфічних факторів – залишковість попиту на електроенергію, жорсткі граничні ціни, зональні відмінності та годинна структура ринку – які визначають динаміку попиту на електроенергію на РДН. Ці висновки формують основу для наступного розділу, присвяченого огляду математичних методів прогнозування електричного навантаження і побудові моделей, які враховуватимуть специфіку українського РДН.

Окрім цього, у додатку В наведено графічне представлення добового погодинного попиту на електроенергію та цін базового навантаження, у помісячному розрізі за 2024 рік. Зазначене дає можливість стверджувати, що однозначно між попитом на електроенергію та ціною є пряме співвідношення. Ураховуючи, що кожне підприємство здійснює свою діяльність на економічних засадах, то як для покупця, так і для продавця критично необхідним є здійснювати прогнозування попиту на електроенергію на РДН. Як наслідок, таке прогнозування дозволить у подальшому визначати ціни на РДН і здійснювати більш обґрунтоване планування своєї діяльності.

Для продавців це важливо з точки зору максимізації свого доходу, адже ціни на РДН впливають на те, за якою ціною покупці готові будуть купити за двосторонніми договорами. Для покупців це необхідно для формування власних очікувань від того, який ринок буде завтра, на місяць наперед тощо. Це дасть змогу коректно планувати свої витрати та чітко визначати вартість кінцевої продукції.

РОЗДІЛ 2. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МАТЕМАТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ РИНКІВ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ

2.1. Аналіз існуючих моделей прогнозування

Ринок електричної енергії є складною динамічною системою, в якій взаємодіють виробники, споживачі, оператори та інші учасники. Ефективне функціонування цього ринку значною мірою залежить від здатності точно аналізувати його стан та прогнозувати ключові показники – споживання електроенергії (попит на електроенергію), виробництво, ціни, небаланси тощо[23,27]. Надійні прогнози сприяють прийняттю обґрунтованих рішень щодо планування генерації, закупівель та продажів електроенергії, інвестицій в інфраструктуру, балансування системи в режимі реального часу та забезпечення надійності енергопостачання. У контексті зростання частки відновлюваної енергії та лібералізації ринків ці задачі набувають ще більшої ваги через підвищену волатильність та невизначеність[24-26].

Для вирішення вказаних завдань застосовується широкий спектр математичних моделей. Умовно їх можна поділити на кілька груп за використовуваними підходами: статистичні моделі, стохастичні моделі, ігрові моделі (на основі теорії ігор), оптимізаційні моделі, а також гібридні моделі, що поєднують елементи кількох підходів[43,45]. Кожна з цих груп має свій методологічний апарат і сферу найбільш ефективного застосування. Наприклад, історично прогнозування короткострокових показників базувалося на класичних статистичних моделях (ARIMA, регресія тощо), тоді як оптимізаційні «фундаментальні» моделі типово застосовуються для довгострокового аналізу сценаріїв розвитку ринку. Зі зростанням складності ринку (волатильні ціни, часті небаланси, поява нових гравців) зросла роль стохастичних методів для врахування невизначеностей та моделей теорії ігор для дослідження стратегічної поведінки

учасників. Останнім часом набули популярності гібридні підходи, які поєднують статистичну інтерпретованість із гнучкістю методів машинного навчання, дозволяючи моделювати нелінійні залежності[44,47].

Окрім цього, останніми роками популярності набуває дослідження поглибленого огляду математичних підходів до прогнозування побутового електроспоживання з акцентом на вплив зовнішньої температури. При цьому, ключовими елементами таких досліджень є врахування природних чинників, насамперед температурних коливань та надзвичайних подій на кшталт пандемії COVID-19, для кращого розуміння й прогнозування попиту домогосподарств — зокрема під час. Дослідження надає практичні орієнтири для побудови стійких і точних моделей прогнозування побутового електроспоживання, що є критично важливим для ефективного управління енергосистемою та стратегічного планування в умовах кліматичних і суспільних змін[102].

Детально розглянуто зазначені групи моделей, їх основні ідеї та математичні формулювання, приклади конкретних моделей і сфер застосування (зокрема, прогнозування попиту на електроенергію, цін, балансування енергосистеми тощо), а також наведено приклади наукових публікацій (у тому числі українських досліджень та зарубіжного досвіду ЄС, США тощо) для ілюстрації використання кожного підходу. На завершення виконано порівняльний аналіз сильних та слабких сторін різних підходів.

2.2. Статистичні моделі

Статистичні моделі базуються на аналізі історичних даних і пошуку в них статистичних закономірностей. Вони здебільшого належать до класу економетричних моделей часових рядів, що описують залежність цільового показника (наприклад, ціни або обсягу споживання електроенергії) від його минулих значень та, за потреби, від інших зовнішніх факторів. Класичні

статистичні методи є, як правило, лінійними або близькими до лінійних, завдяки чому забезпечують високу прозорість та інтерпретованість результатів. Наприклад, популярні ARIMA-моделі (AutoRegressive Integrated Moving Average) описують значення часового ряду $P(t)$ через лінійну комбінацію попередніх значень і випадкових шумів. Загальна формула моделі ARIMA може бути записана як:

$$\Phi(L), (1 - L)^d P(t) = \Theta(L), \varepsilon(t) \quad (2.2.1)$$

де L – оператор зсуву,

d – порядок інтегрування (різниціювання ряду),

$\varepsilon(t)$ – випадковий шум.

Ця модель ефективно захоплює сезонні тренди та автокореляції у відносно стабільних режимах ринку. Інші поширені приклади – моделі експоненційного згладжування (Holt–Winters), сезонні ARIMA (SARIMA), регресійні моделі з екзогенними змінними (ARIMAX, ARX), а також моделі волатильності на кшталт GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) для врахування змінної дисперсії цін.

Для прогнозування короткострокових цін на електроенергію традиційно застосовувались саме авторегресійні та регресійні моделі. Зокрема, AR, ARX (авторегресія з екзогенними чинниками, наприклад, температура чи обсяги споживання), ARMA/ARIMA, та їх розширення. Такі моделі працюють в умовах відносно усталених патернів – наприклад, на РДН, де структура цін більш регулярна, а тому і наразі використовуються для оцінки результатів прогнозування. Для врахування волатильності цін і сплесків були розроблені доповнення – наприклад, модель AR-GARCH, яка поєднує авторегресію для середнього значення з моделлю GARCH для дисперсії, дозволяючи відобразити феномен «кластеризації волатильності» (великі відхилення цін мають тенденцію групуватися в часі). Також застосовувалися семіпараметричні та непараметричні підходи – наприклад, моделі з пороговим ефектом для виявлення режимів «сплесків» та «нормальних»

цін. У сфері прогнозування навантаження (попиту на електроенергію) класичними виборами є множинна лінійна регресія (з урахуванням факторів погоди, часу доби, дня тижня тощо) та методи згладжування.

Статистичні моделі найбільш широко використовуються для короткострокового прогнозування в електроенергетиці: прогнозування добового графіка навантаження, короткострокового попиту та пропозиції на електроенергію, прогнозування цін на ринку на добу наперед або внутрішньодобовому ринку. Вони ефективні у відносно стабільних умовах, коли майбутні значення значною мірою визначаються минулими трендами. Наприклад, для довготривалих рядів споживання електроенергії ARIMA-модель, розширена сезонними компонентами, здатна врахувати річні та добові цикли споживання. У країнах ЄС та США статистичні методи заклали основу багатьох систем прогнозування навантаження, що використовуються операторами мереж. Окрім цього, статистичні підходи застосовуються і для аналізу цінових аномалій: приміром, статистичні тести та регресійні моделі використовують для виявлення маніпуляцій цінами або незвично високих цінових сплесків на ринках балансування.

У літературі наявний класичний огляд стану методів прогнозування цін, де описано і порівняно результати застосування ARIMA, регресії, GARCH та інших статистичних підходів для короткострокового прогнозування спотових цін на електроенергію на різних ринках[91]. Більш свіжі огляди відзначають, що хоча сучасний фокус змістився в бік методів машинного навчання, лінійні статистичні моделі як-от ARIMA та аналогічні все ще широко застосовуються та слугують базовими орієнтирами для нових моделей. В українському контексті прикладом є дослідження, присвячене прогнозуванню параметрів балансуєчого ринку ОЕС України[93]. Для прогнозу цін на балансуєчу послугу використовувалися моделі ARIMA та VARMA; результати показали, що ARIMA дещо точніше відтворює динаміку фактичних цін, однак абсолютна похибка залишається високою

(особливо для цін на розвантаження). Це підкреслює обмеження статистичних моделей при прогнозуванні дуже волатильних показників. Натомість для прогнозу обсягів балансуючих послуг було апробовано ймовірнісну нейронну мережу (Баєсову мережу), що є представником сучасніших методів – її результати виявились перспективними, хоча потребують подальшого вдосконалення.

Основні переваги статистичних моделей – це їхня простота, швидкодія та прозорість. Такі моделі, як правило, потребують відносно невеликого обсягу даних і стійкі до неповноти даних, легко інтерпретуються (параметри мають зрозуміле фізичне або економічне значення), а розрахунок прогнозів може здійснюватися майже миттєво, що важливо для оперативних завдань. У стабільних умовах (наприклад, коли структура попиту на електроенергію не зазнає різких змін) статистичні моделі дають цілком прийнятну точність. Водночас їхній недолік – припущення про сталість виявлених закономірностей. Статистичні моделі мають похибку за умови режимних зрушень та нетипових ситуацій. Як відзначають дослідники, класичні методи часто не враховують комплексного впливу багатьох факторів і можуть виявитися недостатньо точними в умовах криз чи нестабільності. Український досвід військового часу підтверджує це: традиційні економетричні моделі не могли адекватно врахувати вплив війни, руйнування інфраструктури, нестабільність попиту на електроенергію та інші позаринкові шоки. Крім того, статистичні підходи здебільшого лінійні, через що не здатні моделювати складні нелінійні залежності (наприклад, взаємозв'язок цін і відновлюваної генерації) без попереднього структурного аналізу або розширення моделі. Це зумовило появу нових класів моделей – стохастичних, ігрових, машинного навчання – покликаних подолати ці обмеження.

2.3. Стохастичні моделі.

Стохастичні моделі впроваджують явне урахування випадковостей та ймовірнісної природи процесів на ринку електроенергії. На відміну від «детерміністичних» статистичних моделей, що дають єдиний прогностичний сценарій, стохастичні підходи описують розподіл можливих результатів і динаміку системи як випадковий процес. В їх основі лежить теорія ймовірностей та стохастичний аналіз. Застосування стохастичних моделей у енергетиці багатогранне: це і класичні моделі часового ряду, доповнені випадковими компонентами (наприклад, процеси дифузії та стрибків для моделювання цін), і Монте-Карло симуляції сценаріїв ринку, і стохастичне програмування для оптимізаційних задач з урахуванням невизначеності. У контексті прогнозування цін особливо популярні так звані різко змінні моделі з процесами стрибків, що дозволяють врахувати раптові цінові сплески. Наприклад, ціна електроенергії $P(t)$ іноді моделюється як сума детермінованого тренду, авторегресійної стохастичної компоненти та процесу Пуассонівських стрибків:

$$P(t) = f(t) + X(t) + J(t) \quad (2.3.1)$$

де $f(t)$ – прогнозована детермінована складова (сезонність тощо),

$X(t)$ – стохастичний процес, що може бути застосований для відображення тенденції ціни повертатися до середнього значення,

$J(t)$ – пуассонівський процес стрибків, що генерує раптові піки ціни.

Подібні моделі широко використовуються у фінансовій сфері і були адаптовані для електроенергії з урахуванням її специфічних властивостей – сезонності, різких стрибків тощо. Сама поява стрибків пов’язана з непередбачуваними подіями: аварійними відключеннями, різкими змінами попиту чи пропозиції на електроенергію (наприклад, раптове падіння вітрової генерації), тому детерміністично їх не спрогнозувати, але ймовірно – можна оцінити частоту і розподіл величини таких сплесків.

Одним з класичних прикладів стохастичного підходу є модель цін із поверненням до середнього та стрибками. Такі моделі були запропоновані в 2000-х роках для ринків електроенергії: ціна описується диференціальним рівнянням типу:

$$dP(t) = a, (\mu - P(t)), dt + \sigma, dW(t) + dJ(t) \quad (2.3.2)$$

де перший член відповідає силі повернення μ ,

другий – стохастична волатильність (містить вінерівський процес $W(t)$ з параметром σ),

$dJ(t)$ – випадкові стрибки (наприклад, Пуассонівський процес з певною інтенсивністю). Подібні моделі ефективно відтворюють основні емпіричні властивості цін: сезонність, середньо-реверсивність та різкі сплески. Відомі роботи демонструють, що включення випадкових стрибків суттєво підвищує достовірність моделювання цін порівняно з чисто авторегресійними підходами[91, 92].

Ще одним напрямом є марковські ланцюги та режимні моделі для цін. Наприклад, ціни можна моделювати як процес, що перебуває у декількох режимах (наприклад, «нормальний» режим та «режим сплеску»), переходи між якими описує ланцюг Маркова. У кожному режимі динаміка може бути лінійною (AR(1) або ін.), але самі стрибкоподібні перемикання між режимами генерують нерегулярні піки. Такі моделі перемикання режимів теж широко застосовувались для визначення нелінійностей на ринку[97].

Для оцінки довгострокових невизначеностей (наприклад, сценаріїв цін на роки вперед, що важливо для інвестицій) застосовуються Monte-Carlo моделі: генеруються множинні траєкторії цін або попиту на електроенергію відповідно до заданих ймовірнісних розподілів та кореляцій. Наприклад, можна емпірично оцінити розподіл ціни через випадкове вибирання параметрів попиту на електроенергію, генерації, погоди тощо і вирішення рівнянь балансу для кожного

випадку (цей підхід часто використовується в поєднанні з оптимізаційними моделями, коли на кожен випадковий сценарій розв’язується задача оптимального розподілу ресурсів – див. далі про стохастичне оптимізування).

Стохастичні моделі застосовуються там, де важливо врахувати невизначеність і ризики. Зокрема:

- прогнозування та моделювання цін: банки, трейдери і великі споживачі застосовують стохастичні моделі для оцінки розподілу можливих цін та фінансових ризиків (наприклад, для хеджування або ціноутворення деривативів на електроенергію). Традиційні статистичні прогнози дають лише точкову оцінку (наприклад, очікувану ціну), тоді як стохастичні – повний спектр можливих значень і їх ймовірності. Це дозволяє оцінити, скажімо, ймовірність екстремально високої ціни (цінового сплеску) та підготуватися до нього;

- балансування та операційне планування: оператори систем використовують ймовірнісні методи для оцінки діапазону можливого небалансу в системі (через невизначеність попиту на електроенергію, прогнозу ВДЕ тощо). Наприклад, прогноз балансу може бути заданий як діапазон з імовірністю, що фактичне значення в нього потрапить. Це допомагає планувати резерви;

- розробка стратегій учасниками ринку: генератори чи постачальники можуть генерувати сценарії цін і попиту на електроенергію стохастично, щоб оптимізувати свою стратегію (ближче до теорії ігор, якщо враховувати і реакцію конкурентів);

- довгострокове моделювання розвитку ринку: для аналізу інвестиційних сценаріїв (наприклад, розрахунку очікуваного доходу від нової електростанції) використовують моделювання тисяч можливих траєкторій цін за допомогою стохастичних моделей, щоб отримати розподіл доходності проекту з урахуванням волатильності ринку.

Багато робіт присвячено саме стохастичному моделюванню цін на електроенергію. Наприклад, про стохастичну модель ціноутворення на основі

ставок учасників. Також було запропоновано популярну модель з пуассонівськими стрибками для цін[92]. Здійснювалось порівняння точності прогнозування для різних підходів, у тому числі стохастичних дифузійних моделей та ARIMA, показавши переваги перших для довгих горизонтів[94]. Огляд і класифікацію моделей цін (статистичних-стохастичних-фундаментальних) наведено у згаданому огляді[91]. В українському контексті можна відзначити дослідження з прогнозування попиту на електроенергію на національному ринку електроенергії методами сценарного моделювання[95], що хоча і не є суто «класичною» стохастикою, але оперує множиною сценаріїв розвитку споживання (приклад поєднання статистичного та сценарного підходів).

Переваги стохастичних моделей – очевидно в повнішій інформації про можливі результати. Вони дозволяють оцінювати ризики (ймовірності екстремальних подій), тоді як детерміністичні прогнози цього не дають. Стохастичні підходи добре відображають реальні властивості ринку: волатильність, непередбачуваність, випадкові шоки. Крім того, такі моделі легко інтегрувати у задачі оптимізації – наприклад, генерація сценаріїв для стохастичного оптимального планування (коли рішення мають бути стійкими до різних сценаріїв). Недоліки – це, по-перше, складність калібрування. Визначити параметри стохастичного процесу (дисперсію, інтенсивність стрибків тощо) нелегко: потрібні великі історичні вибірки і складні обчислення (методи оцінки максимального правдоподібності, Байєсівські методи тощо). По-друге, результати таких моделей менш інтуїтивні для невідготовлених користувачів: замість одного числа (прогноз) ми отримуємо діапазон або ймовірнісний розподіл, що ускладнює прийняття рішень. По-третє, імітаційні стохастичні моделі (типу Монте-Карло) можуть бути вимогливими до обчислювальних ресурсів, якщо потрібно змоделювати тисячі сценаріїв і для кожного, наприклад, вирішити задачу оптимізації. Нарешті, хоча стохастичні моделі добре описують випадкові

коливання, вони не дають відповіді на питання стратегічної поведінки учасників – для цього призначені ігрові моделі.

2.4. Ігрові моделі (багатокритеріальні, стратегічні)

Ігрові моделі базуються на апараті теорії ігор, яка вивчає прийняття рішень кількома раціональними учасниками (гравцями), чиї інтереси можуть збігатися або конфліктувати. Ринок електричної енергії є типовим середовищем з багатьма гравцями – генеруючі компанії, постачальники, споживачі, оператори тощо – де рішення одного учасника (наприклад, встановлення ціни заявки) впливають на виграші інших. Теорія ігор надає математичний інструментарій для аналізу таких стратегічних взаємодій. У застосуванні до енергоринку можна моделювати різні ситуації як «ігри» – наприклад, конкуренцію виробників за споживачів, співпрацю учасників у спільному проекті, взаємодію оператора і споживачів у програмах управління попитом тощо[91].

Існують некооперативні ігри (кожен гравець діє виключно у власних інтересах, шукаючи рівновагу Неша – набір стратегій, де жоден учасник не виграє від односторонньої зміни своєї стратегії) та кооперативні ігри (гравці можуть утворювати коаліції та узгоджувати дії, прагнучи справедливого розподілу сумарного виграшу коаліції). Окремий вид – ієрархічні ігри на кшталт гри Стакельберга, де один гравець (лідер) робить хід першим, а інші (послідовники) реагують на нього.

Формально, ігрова модель визначається множиною гравців $i = 1 \dots n$, множинами можливих стратегій S_i для кожного гравця та функціями виграшу (або витрат) $U_i(S_1, \dots, S_n)$, що залежать від профілю стратегій всіх гравців. Рішення задачі – знайти рівновагу чи оптимальні стратегії.

У кооперативній грі вирішується задача розподілу виграшу коаліції, часто на основі принципів оптимальності (напр. ядро, Шеплі тощо). Для ієрархічної гри

Стакельберга розв'язок шукається шляхом вкладеної оптимізації: лідер максимізує свій виграш, передбачаючи реакцію послідовників, які, своєю чергою, оптимізують свої функції виграшу з урахуванням стратегії лідера. Ці концепції використовуються для аналізу різних механізмів ринку.

Численні роботи застосовують теорію ігор для окремих сегментів та задач енергоринку. Наведемо декілька типових прикладів із літератури:

- некооперативні ігри (конкуренція виробників). Генеруючі компанії подають цінові заявки на ринку електроенергії, намагаючись максимізувати свій прибуток. Це можна змодельовати як гру на Курно або на Бертрана: в першому випадку гравці (виробники) обирають обсяги виробництва, в другому – ціни. Рівновага Неша вказує, до яких цін та обсягів прийде ринок за раціональної поведінки всіх виробників. Наприклад, запропоновано модель конкуренції «постачальник–споживач» на РДН, де локальна комунальна компанія і прос'юмери визначають ціну через ігровий алгоритм, а симуляції показують успішне досягнення рівноваги і адекватність цін. Інші дослідження моделювали стратегії декількох виробників у торгах електроенергією як еволюційний ігровий процес (гравці поступово адаптують стратегії, наприклад, шляхом генетичних алгоритмів, поки не встановиться рівновага);

- кооперативні ігри (коаліції та угоди). Кооперативна гра може описувати, наприклад, ситуацію об'єднання декількох споживачів чи дрібних виробників у пул для спільного виходу на ринок. В такому разі учасники домовляються розподілити отриману сумарну вигоду за певним правилом (наприклад, пропорційно внеску або за допомогою розрахунку значень Шеплі). У літературі розглядалися коаліційні моделі для розподілу прибутку в віртуальних електростанціях та мікромережах: спільно оптимізуючи генерацію та споживання, учасники досягають більшого сукупного ефекту, але постає питання справедливого поділу виграшу – його і вирішує кооперативна теорія ігор.

Наприклад, аналізувався процес переговорів між генеруючою компанією і постачальником на оптовому ринку; застосовано кооперативна концепція, показано як результат угоди залежить від схильності до ризику та цінових преференцій сторін;

- ігри Стакельберга (лідер-послідовник). Типова постановка – оператор системи (або регулятор) як лідер встановлює деякі тарифи чи стимули, а споживачі як послідовники реагують, коригуючи свій попит на електроенергію. Так моделюються програми управління попитом: енергокомпанія оптимально визначає ціну або тариф (щоб згладити піки споживання чи заощадити витрати), знаючи, що споживачі змінять свій попит на електроенергію згідно з новими цінами. Розв’язок – оптимальна динамічна ціна (стратегія лідера) і відповідні реакції споживачів. У дослідженнях реалізовано саме таку дворівневу модель: виробник як лідер задає ціну в реальному часі для управління попитом, а декілька споживачів-центрів як послідовники оптимізують свою споживану кількість; рівновага досягається методом Стакельберга. Інші приклади – моделювання взаємодії оператора з батарейними накопичувачами споживачів (оператор задає стимули, споживачі вирішують скільки енергії продавати назад у мережу) тощо;

- аукціонні моделі. Аукціон також розглядається як гра між учасниками, які роблять ставки. Теорія аукціонів – розділ теорії ігор – допомагає вивчати стратегії учасників при різних правилах аукціону. Оптовий ринок електроенергії часто працює за принципом аукціону заявок, тому теорія аукціонів використовується для оцінки ефективності механізму ціноутворення, ризику змов та інших явищ;

- ігри на локальних ринках та peer-to-peer. З появою розподіленої генерації й концепції P2P-торгівлі електроенергією (між домогосподарствами) теорія ігор стала інструментом для проектування алгоритмів торгів на локальних ринках[71-72,75-76]. Наприклад, блокчейн-мережі для P2P енерготоргів можуть вбудовувати

ігрові механізми, що стимулюють вигідну поведінку учасників (децентралізоване прийняття рішень)[69,73].

Ігрові моделі застосовуються в основному для аналізу ринкової поведінки та дизайну ринку. Основні напрями:

- аналіз ринкової влади і конкуренції. З допомогою моделей типу Курно досліджують, чи можуть кілька великих виробників маніпулювати цінами, наскільки ринок відхиляється від конкурентного ідеалу. Це важливо для антимонопольного регулювання;

- механізми торгів та аукціонів. Теорія ігор використовується, щоб оцінити, як різні правила (наприклад, плата за небаланси, структура тарифів, дизайн балансуєчого ринку) впливають на стратегічні рішення учасників. Мета – знайти механізми, що приводять до соціально оптимального результату (це завдання дизайну механізмів, суміжне з теорією ігор);

- управління попитом і децентралізовані системи. Як згадувалось, взаємодія між споживачами та енергокомпанією при реалізації гнучких тарифів, розумних мереж, енергоспільнот – все це природно моделювати грою (кооперативною або ні). В контексті відновлюваної енергетики і смарт-грід технологій зростає інтерес до ігор на рівні мікрогрід та розумний дім[49,69,73], де безліч агентів (пристроїв або домогосподарств) координуються без централізованого управління[50];

- планування спільних проєктів. Кооперативні ігри застосовуються для вирішення задач розподілу витрат та вигод, наприклад, між кількома країнами при будівництві міждержавних ліній електропередач або між споживачами, що спільно встановлюють систему зберігання енергії.

Український досвід поки що менш представлений у цій області, оскільки повноцінна конкурентна модель ринку (з торгами та біржами) запрацювала лише з 2019 року. Проте вже є дослідження, що розглядають, наприклад, управління попитом на українському ринку як задачу взаємодії споживача з постачальником.

У роботах вже показано, що застосування стимулів до зниження навантаження в години піку можна оптимізувати як гру Стакельберга, де постачальник – лідер, споживачі – послідовники (що узгоджується із закордонними підходами)[96,97]. Ці результати корисні для впровадження програм управління попитом в Україні.

Огляд різноманітних застосувань теорії ігор у енергетиці представлено в і в інших роботах. Наприклад, підкреслюється універсальність цього інструменту – від задач ціноутворення, участі в торгах, управління попитом до оптимізації ресурсів[84,91,92]. Також обговорено придатність ігор для моделювання децентралізованих енергосистем, де немає єдиного центру прийняття рішень, і рішення приймаються множиною агентів (наприклад, у мікромережах). Інший огляд зосереджується на іграх в контексті відновлюваної енергетики та смарт-грід, показуючи, як ігрові моделі допомагають координувати генеруючі установки та споживачів для досягнення стабільності мережі[78, 97].

Також у літературі пропонується структурна декомпозицію моделі рівноваги ринку смарт-грід на два рівні: «верхній рівень ринку» та локальні системи «розумного міста». Моделювання верхнього рівня виконується централізовано й базується на розв’язанні нелінійних задач комплементарності великої розмірності з відтворенням конкуренції за типом ігри Курно. Натомість локальні системи «розумного міста» описуються через змішані цілочислові моделі, у яких імітується конкуренція Бертрана. Подано математичну модель «розумного міста», що відображає специфіку узгодження попиту на електроенергію й пропозиції за наявності обмеженої ємності накопичувачів електроенергії, а також явно враховує взаємодію з «верхнім рівнем ринку». Обчислювальні експерименти підтверджують адекватність і достовірність результатів моделювання локальних систем «розумного міста»[100].

Серед сильних сторін ігрових моделей – адекватність опису реальних ринкових відносин. Вони явно моделюють мотиви та інтереси різних учасників,

що дозволяє передбачити наслідки стратегічної поведінки. Наприклад, за їх допомогою можна відповісти на питання:

- чи будуть генеруючі компанії завищувати ціни, якщо ринок зміниться?;
- як зміняться обсяги споживання, якщо впровадити двозонний тариф?;
- та інші подібні запитання.

Крім того, ігровий підхід дозволяє децентралізувати вирішення задач: замість централізованого оптимізації (яка потребує повної інформації) можна розробити механізм, де кожен агент самостійно оптимізує свій виграш – і система приходить до рівноваги, часто еквівалентної оптимальному стану. Це особливо цінно для майбутніх децентралізованих систем з великою кількістю активних споживачів і розподіленої генерації. Як відзначають, гра може замінити централізований контроль, оптимізуючи спільні вигоди без потреби в центральному операторі[98].

Недоліки наступні: по-перше, моделі теорії ігор часто вимогливі до даних та обчислень. Знайти рівновагу Неша аналітично можливо лише в іграх найпростішої структури; реалістичні задачі потребують чисельного перебору або алгоритмів, що не гарантують знаходження глобальної рівноваги. По-друге, існування та єдиність рівноваги не завжди гарантовані – в багатьох іграх є множина рівноваг, і незрозуміло, яка з них реалізується на практиці. По-третє, припущення про раціональність гравців та повну обізнаність (кожен знає виграші всіх) можуть не виконуватися насправді. Наприклад, дрібні споживачі можуть діяти ірраціонально або не мати інформації про плани інших. По-четверте, гравці можуть вступати у змову, порушуючи передумови некоперативних моделей (що теж окрема тема для аналізу – теорія олігополії). У цілому, ігрові моделі – потужний аналітичний інструмент, але їх результати варто трактувати обережно, враховуючи спрощення і припущення. Проте вони незамінні при проектуванні ринку: як показують дослідження, теорія ігор здатна виявити механізми, що вигідні і учасникам, і

суспільству, і допомагає формувати політики (тарифи, правила аукціонів) для досягнення балансування інтересів.

2.5. Оптимізаційні моделі

Оптимізаційні моделі ґрунтуються на математичному програмуванні та пошуку екстремуму цільової функції при заданих обмеженнях. В контексті ринку електроенергії оптимізаційні задачі природно виникають як з боку окремих гравців (максимізація прибутку компанії, мінімізація витрат споживача), так і з боку централізованого оператора чи планувальника (мінімізація загальних витрат виробництва при забезпеченні попиту на електроенергію, оптимізація використання мережі, планування розвитку потужностей тощо). Таким чином, під оптимізаційними моделями маються на увазі формалізовані задачі, де визначені змінні рішення, цільова функція (наприклад, витрати чи вигода) і система рівнянь/нерівностей, що описують технічні або економічні обмеження. Розв'язання такої моделі – це знаходження набору значень змінних, що є допустимими і оптимальними в сенсі цілі.

В електроенергетиці класичними оптимізаційними задачами є: оптимальний розподіл навантаження – розподіл генерування між електростанціями, щоб задовольнити попит на електроенергію з мінімальними витратами палива; оптимальне завдання увімкнення/вимкнення агрегатів – вибір, які станції мають працювати в кожен час доби, щоб мінімізувати сумарні витрати, враховуючи обмеження потужності, часу пуску/зупинки тощо; оптимальний потік потужності – розв'язання режиму мережі з мінімізацією втрат або витрат, дотримуючись обмежень напруг, передачі через лінії тощо; планування розвитку генеруючих потужностей та мереж – задача цілочисельного програмування, де потрібно вибрати, які нові станції чи лінії електропередач будувати, щоб забезпечити зростаючий попит на електроенергію при мінімальних інвестиційних та

експлуатаційних витратах. У багатьох випадках такі задачі мають враховувати невизначеність (наприклад, різні сценарії попиту на електроенергію, доступності ВДЕ) – тоді це переходить до стохастичного програмування (двохетапні моделі з сценаріями) або робастного оптимізування.

Наприклад, формулювання оптимізаційної моделі зазвичай виглядає так:

$$\min_x f(x) \quad (2.5.1)$$

І підлягає обмеженням $g_i(x) \leq 0, h_j(x) = 0$

де x – вектор змінних рішення,

$f(x)$ – цільова функція,

g_i, h_j – набір обмежень.

Розв’язання такої задачі дасть оптимальний план генерації, який, по суті, імітує логіку запуску генератора, централізоване диспетчерське управління або ринковий кліринг. Наприклад, алгоритм EURHEMIA, що використовується для об’єднання європейських РДН – це реалізація великої оптимізаційної моделі: вона максимізує соціальний добробут (рівнозначно мінімізує сумарні витрати генерації) з урахуванням заявок учасників та обмежень пропускну здатності міжзонних перетинів. Формально EURHEMIA – це велика задача змішаного цілочисельного лінійного програмування, яка щоденно розв’язується і видає ціни рівноваги та обсяги торгів для всіх зон Європи.

Класичні оптимізаційні моделі можна розділити на два рівні: операційні (короткострокові) та планові (довгострокові):

- операційні оптимізаційні моделі. Це моделі, що допомагають приймати рішення в масштабі від годин до діб. Вони історично розв’язуються системним оператором для планування роботи об’єднаної енергетичної системи на наступну добу. В конкурентних ринках еквівалент – алгоритм ринкового клірингу, що на основі цінових заявок учасників визначає які генератори включити і з яким навантаженням, аби мінімізувати ціну для заданого попиту на електроенергію.

Фактично, оптимізаційна модель клірингу ринку – це та сама задача економічного диспетчування, але сформульована через дискретні заявки і рівняння балансу. Наприклад, ENTSO-E для об'єднаного ринку використовує EUPHEMIA, яка враховує тисячі заявок та десятки зон. Такий алгоритм довів свою ефективність: він знаходить оптимум (максимум соціального добробуту), тобто результати еквівалентні конкурентній рівновазі за теоретичною моделю, але при цьому забезпечують дотримання технічних обмежень (наприклад, не перевантажувати міждержавні лінії);

- розрахунок допоміжних сервісів і балансування. Окремо оптимізуються резерви потужності – системними операторами розв'язуються моделі, що мінімізують витрати на утримання резерву, покриваючи необхідний рівень резервів. Балансуючий ринок також може бути поданий як оптимізаційна задача в режимі реального часу: мінімізуються відхилення або витрати на активацію регулювання, щоб урівноважити систему (в деяких ринках це теж вирішується через алгоритм оптимального відбору балансуєчих заявок);

- довгострокові оптимізаційні моделі. Це моделі планування розвитку. Наприклад, задача вибору оптимального набору нових електростанцій по роках на горизонті 10-20 років, щоб задовольнити прогнозований попит на електроенергію з мінімальними наведеними витратами, враховуючи вартість будівництва, паливо тощо. Аналогічно – оптимальне розширення мережі. Такі задачі зазвичай формулюються як цілочисельні оптимізації (бо рішення – збудувати або ні), і часто як двоетапні (перший етап – будівництво, другий – експлуатація). Сучасні дослідження включають у такі моделі інтеграцію управління попитом та накопичувачів, що ускладнює рішення. Для пришвидшення обчислень використовують декомпозицію (наприклад, метод Бендорса);

- оптимізація роботи учасників ринку. Окремий прошарок – моделі, які розв'язує кожен гравець індивідуально. Постачальник може розв'язати

оптимізаційну модель портфеля закупівель (мінімізує ризик і витрати, враховуючи невизначеність цін). Великий споживач – оптимізацію графіка використання обладнання, щоб мінімізувати рахунки (особливо якщо є множинні тарифні зони або можливість участі в управлінні попитом). Виробник – оптимізацію подачі заявки: фактично, вирішення задачі максимізації прибутку при очікуваній ціні на ринку, що знову ж є оптимізацією. Але такі моделі зазвичай вирішуються самими компаніями (приватні).

Оптимізаційні моделі є широко використовуються для операційних і планових завдань в енергетиці. Короткий перелік застосувань:

- диспетчерське управління та ринковий кліринг. Як зазначено, щодобово і щогодинно по всьому світу системні оператори і торгові платформи вирішують оптимізаційні задачі для визначення оптимального складу генерування і перетікань між зонами;

- балансування системи. Алгоритми оптимального активування резервів (найдешевших, з урахуванням обмежень часу реагування) також базуються на розв'язанні задачі мінімізації відхилень або вартості регулювання;

- інвестування та політика. Оптимізаційні моделі планування часто застосовуються на рівні держав та організацій для аналізу сценаріїв політики. Наприклад, органи виконавчої влади може замовити оптимізаційну модель, яка на основі вартості технологій, прогнозів цін на паливо, граничних викидів CO₂ визначить оптимальний енергетичний баланс країни до 2035 року (частку ВДЕ, вугільних і газових станцій);

- локальні оптимізації. Розумні мережі: оптимальне керування мікромережею (коли є певна автономність) – це теж оптимізація (мінімізувати витрати на електрику в мікромережі, використовуючи локальну генерацію, батареї, при цьому не виходячи за технічні обмеження).

В Україні оптимізаційні підходи традиційно використовувались в задачах оперативного планування об'єднаної енергетичної системи. З переходом до нового ринку відповідні оптимізаційні функції виконує програмний комплекс ринку, яким управляє ОСП. Також вітчизняні науковці застосовують оптимізаційні моделі для планування розвитку (наприклад, оптимальний розвиток ВДЕ в регіонах з урахуванням мережевих обмежень).

Огляд оптимізаційних моделей для різних рівнів планування наведено в статті [85]. Автори виділяють три ключові проблеми, де оптимізація відіграє роль – оптимальний потокорозподіл, використання установок, планування розвитку генерації/мереж – і аналізують підходи до включення управління попитом в кожен з них. Відзначено, що поява управління попиту додає нові змінні та обмеження, але методи розв'язання залишаються наближеними до класичних (лінійні та цілочисельні моделі). Інший підхід – про еволюцію оптимізаційних моделей в умовах переходу до чистої енергії, де показано, що традиційні моделі мають бути розширені для врахування гнучкості (батарей, попиту на електроенергію) і стохастичності ВДЕ. Інші автори підкреслюють, що для довгострокових аналізів ринку слід використовувати фундаментальні оптимізаційні моделі (наприклад, моделі на основі використання установок), оскільки тільки вони можуть врахувати структурні зміни енергосистеми (виведення потужностей, введення ВДЕ)[86]. А також порівнюються підходи багатокрокового симулювання ринку (роздільного для цін і потоків) проти єдиної оптимізаційної моделі ринку – остання, як показано, має переваги в точності відтворення цін.

Оптимізаційні моделі мають очевидний плюс: вони забезпечують оптимальність рішення відносно заданого критерію. Якщо модель правильно складена і включає всі релевантні обмеження, її результат буде найкращим можливим (наприклад, мінімальні витрати або максимум соціального добробуту). У централізованому ринку це безпосередньо означає економічну ефективність.

Другий плюс – суворість та відтворюваність: на відміну від емпіричних підходів, оптимізаційна модель чітко описує відносини причинно-наслідку (попит = сума генерації, потужність енергостанції \leq максимум тощо) і її рішення можна перевірити, чи задовольняє всі обмеження. Також доступні потужні готові інструменти (розв’язувачі задач типу CPLEX) для розв’язання навіть дуже великих задач, що робить практичне застосування можливим, або доступні поточні розроблені інструменти з прогнозування цін та збором статистичних даних[60].

Недоліки: оптимізаційні моделі часто страждають від спрощення реальності. Щоб зробити задачу обчислюваною, доводиться зробити лінійними нелінійні процеси, агрегувати параметри, ігнорувати деякі ефекти. Наприклад, AC-OPF (оптимальний режим змінного струму) – це нелінійна задача, яку важко розв’язувати напряду для великої системи, тому використовують спрощений DC-OPF (лінійний), який не враховує реактивну потужність і напруги. Це може призводити до похибок. Крім того, чисто оптимізаційна модель – детерміністична: вона дає одне рішення для одного набору вихідних даних. Якщо вхідні параметри (попит на електроенергію, ціни палива) помилкові, оптимум виявиться неактуальним. Тому оптимізаційні моделі дуже залежать від якості прогнозів, наданих їм як вхід (наприклад, щоб оптимально розподілити генерацію, необхідно знати попит на електроенергію, який сам по собі прогнозують моделями іншого типу). Ще один мінус – комп’ютерна складність: задачі використання установок чи планування можуть мати мільйони змінних і обмежень, їх розв’язання – нетривіальне, потребує часу і пам’яті. Хоча з розвитком обчислювальної техніки ця проблема частково знімається, але додавання стохастичності (сценаріїв) збільшує розмір задачі, і часто треба йти на компроміс між точністю моделі і можливістю її розв’язати за прийнятний час. Нарешті, оптимізаційні моделі зазвичай припускають централізованість – на практиці ж ринок децентралізований і рішення приймаються індивідуально. У конкурентному ринку відомо, що за певних умов

ринкова рівновага співпадає з розв'язком централізованої оптимізації (теорема про невидиму руку тощо). Але якщо ці умови не виконуються (ринкова влада, відсутність конкуренції), то оптимізаційна модель може дати ілюзорно оптимістичний результат, недосяжний у реальному ринку.

2.6. Гібридні моделі

Гібридні моделі поєднують два чи більше методологічно різнорідних підходів з метою використати їх сильні сторони і компенсувати слабкі. В енергетичному прогнозуванні це насамперед комбінації статистичних методів із сучасними методами машинного навчання, а також різних методів між собою (наприклад, об'єднання компонент короткострокового і довгострокового прогнозу, або поєднання оптимізаційної моделі з модулем прогнозування тощо). Широкого вжитку набули статистично-навчальні гібриди, коли статистична модель (наприклад, ARIMA) відповідає за одну складову поведінки ряду, а навчальна модель (наприклад, нейронна мережа) – за іншу. Для прикладу, часто практикують такий підхід: модель ARIMA + нейронна мережа, де ARIMA прогнозує лінійну компоненту часового ряду, а нейронна мережа – нелінійні відхилення. Це дозволяє підвищити точність порівняно з кожною окремо: ARIMA має високу точність прогнозування сезонності і трендів, а нейромережа точно спрогнозує складні змінні[48,51]. Ще один різновид – хвильовий аналіз у поєднанні з базовою моделлю: часовий ряд спочатку декомпонується хвильовим перетворенням на кілька масштабів (складова низької частоти і високочастотна), потім кожна компонента прогнозується окремо (наприклад, низькочастотна ARIMA, високочастотна – нейромережею), а тоді результати підсумовуються. Приклади таких систем: модель WT-ARIMA-ELM для цін тощо.

Гібридними моделями можна також вважати випадки, коли поєднуються елементи оптимізації та симуляції – наприклад, модель на основі агентів з

оптимізацією локальних рішень, або ігрова модель вирішується шляхом імітаційного навчання[52-53]. Однак в енергоринкових дослідженнях частіше мають на увазі саме гібриди для прогнозування.

Формально гібридна модель можна представити як композицію функцій: якщо $y(t)$ – цільовий ряд, можна записати

$$y(t) = f_{\{\mathrm{stat}\}}(X_t) + f_{\{\mathrm{ML}\}}(X_t) \quad (2.6.1)$$

де $f_{\{\mathrm{stat}\}}(X_t)$ – деяка статистична модель (набір формул),

$f_{\{\mathrm{ML}\}}$ – модель машинного навчання,

(X_t) – набір вхідних факторів (попередні значення y та, можливо, інші ознаки).

Кожна з підмоделей може працювати як послідовно, так і паралельно. У випадку послідовної схеми спершу один метод генерує прогноз $\hat{y}_1(t)$, потім другий моделює помилку першого $\varepsilon(t) = y(t) - \hat{y}_1(t)$, даючи її прогноз $\hat{\varepsilon}(t)$ і підсумок $\hat{y}(t) = \hat{y}_1(t) + \hat{\varepsilon}(t)$. При паралельній схемі два різних методи прогнозують незалежно, а потім комбінуються їх результати (через усереднення). Останнє фактично є ансамблевим методом, який теж інколи відносять до гібридів. Головна ідея – різні методи «спеціалізуються» на різних структурах даних: лінійна частина, сезонність, тенденції – для статистичних; нелінійні взаємозв'язки, взаємодії багатьох факторів.

Приклади моделей. В літературі представлено дуже багато різновидів гібридних моделей для прогнозування цін та навантаження. Наприклад:

- LEAR + DNN: Модель LEAR – це лінійна регресія з регуляризацією – використано у поєднанні з глибокою нейромережею для прогнозування цін на ринку на добу наперед. Мета – з'єднати інтерпретованість LEAR (вибирає релевантні ознаки і лінійно їх зважує) з потужністю DNN віднаходити нелінійності. Така гібридна архітектура показала відмінні результати на РДН[94];

- ARIMA + Wavelet + SVR: Для волатильних ринків (балансуючий ринок) пропонували спершу застосувати хвильовий фільтр для згладжування ряду, потім основний тренд передбачати ARIMA, а короткострокові коливання – підтримковим вектором регресії. Наприклад, [95] описує саме такий гібрид (WT + ARMA + Kernel ELM) і демонструє зниження помилки прогнозу ціни.;

- гібриди з оптимізацією: Наприклад, модель може спочатку оптимізувати деякі рішення, а потім використати їх як ознаки для прогнозу машинним навчанням. Це рідше зустрічається в літературі про ринки[55,56,59]. Однак, є підходи, де генетичний алгоритм чи роєві оптимізації використовуються для налаштування параметрів моделі прогнозування (мета-оптимізація). Тоді теж можна вважати, що оптимізаційний компонент гібридизовано з моделлю прогнозу.

Гібридні моделі застосовуються здебільшого для покращення точності прогнозів. Це і короткострокові прогнози цін на різних сегментах ринку, і коротко-середньострокові прогнози навантаження, і виробітку ВДЕ[54,57]. В умовах, де прості моделі не дають бажаної точності, гібридні часто виявляються ефективними. Зокрема:

- на РДН гібридні моделі (особливо поєднання статистичних та машинного навчання) показали чудові результати, оскільки даних достатньо. У літературі зазначено, що найкращі на цей час результати для прогнозу цін у Європі отримані саме ансамблями та гібридними моделями[95];

- прогноз ВДЕ (сонце, вітер). Це також є областю застосування ансамблевих/гібридних моделей (поєднання фізичних моделей погоди зі статистичними коректорами або декомпозиції машинного навчання)[58,61].

Огляд [94] прямо вказує, що гібридні архітектури набули великої популярності і часто дають найкращі результати, оскільки балансують інтерпретованість, обчислюваність і точність. Зокрема, автори відзначають, що

гібриди, доповнені методами декомпозиції і вибору ознак, забезпечують високу точність, але ціною складності та втрати прозорості.

Переваги гібридних моделей – це, звісно, підвищена точність та гнучкість. Об'єднавши дві моделі, можна врахувати більше різнопланової інформації: наприклад, статична модель дає базове рішення, а модель на основі машинного навчання корегує нестандартні ефекти. Багато досліджень підтверджують, що гібриди перевершують одиночні моделі за точністю прогнозу. Крім того, гібридні системи можуть бути більш стабільними: якщо один компонент помиляється, інший частково компенсує. Вони також дозволяють розділити задачі – наприклад, один модуль займається вибором ознак, інший – власне прогнозуванням; це спрощує налаштування кожного окремо. З точки зору інженерії, гібридні архітектури – шлях до побудови інтелектуальних систем прогнозування, де класичні моделі інтегровані зі штучним інтелектом. Однак, головні недоліки – це складність і витрати обчислень. По-перше, гібридна модель зазвичай має більше параметрів, складнішу структуру – її важче розробити і налаштувати. Потрібно експериментувати з обома компонентами, слідкувати, щоб вони правильно взаємодіяли. По-друге, така модель менш прозора: якщо чиста ARIMA дає зрозумілі коефіцієнти, а чиста нейромережа – виявляє нелінійні закономірності, то разом їх важко інтерпретувати, чому зроблено той чи інший прогноз. Наприклад, додавання кількох шарів призводить до зниження прозорості і створює бар'єри для впровадження на практиці (оператори ринку можуть не довіряти невідомій змінній). По-третє, вимагається багато якісних даних для машинного навчання – якщо дані мають багато зайвих даних, або їх замало, то комплексна модель може невірно навчитися і дати гіршу точність прогнозування у порівнянні зі стандартною моделлю[67-68]. Наприклад, для балансуєчого ринку, де історичних даних мало, надто складні гібриди не виправдані. Також відсутність стандартів для оцінки гібридних моделей ускладнює їх порівняння. Таким чином, гібриди – це

передовий інструмент з високим потенціалом, але потребують обережного налаштування і оцінки. У підсумку, жоден клас моделей не є абсолютним переможцем у всіх ситуаціях – гібриди часто дають найкращу точність, однак зростання складності може бути невиправданим у деяких контекстах[87]. Важливо знайти баланс між точністю, складністю та інтерпретованістю при виборі моделі.

2.7. Порівняльний аналіз моделей при прогнозуванні

Розглянувши п'ять груп моделей, можна порівняти їх за кількома ключовими критеріями: точність прогнозування, стійкість до змін умов, потреба у даних, врахування поведінки учасників, обчислювальна складність, інтерпретованість, а також типові сфери оптимального застосування. Нижче наведено основні порівняльні моменти:

- універсальність проти спеціалізація. Статистичні моделі є вузькоспеціалізованими на відтворенні історичних тенденцій. Вони гарні, коли майбутнє нагадує минуле, але погані при структурних зрушеннях. Стохастичні моделі універсальніші в сенсі охоплення невизначеності, але все ще не дають інструментів для стратегічних питань – тобто описують «середовище», а не поведінку. Ігрові моделі, навпаки, спеціалізовані на аналізі стратегічної взаємодії, проте не враховують стохастичку напряду (частково можна вводити випадковість, але це вже складна стохастична гра). Оптимізаційні моделі універсальні з погляду цілей – можуть мінімізувати витрати чи максимізувати вигоду – і можуть бути адаптовані від оперативного до стратегічного рівня, але вони потребують повної інформації і централізованого розв'язання. Гібридні підходи є спробою зробити моделі більш універсальними: наприклад, комбінація статистики і машинного навчання дозволяє працювати і в умовах регулярних патернів, і в умовах нелінійностей. Як свідчить практика, добре налаштовані гібриди часто

перевершують інші моделі за точністю, але самі по собі не вирішують стратегічних чи оптимізаційних задач – їх треба інтегрувати у більший контекст.

- точність і адекватність. Якщо говорити про точність прогнозу (наприклад, помилку MARE) для попиту на електроенергію/ціни, то прості статистичні моделі служать базою, машинне навчання та гібриди нині дають найменші помилки на більшості ринків. Стохастичні моделі важко порівнювати, бо вони дають не точку, а розподіл. Але з погляду ймовірнісного прогнозування, сучасні методи (наприклад, поєднання прогнозів і оцінок невизначеності, квантильна регресія, відбір сценаріїв) роблять стохастичні підходи дуже корисними: вони дозволяють охопити широкий розподіл, у той час як детерміністичні прогнози їх ігнорують. Ігрові моделі взагалі не про прогноз точних значень, а про аналіз рівноваг – їхня точність вимірюється здатністю передбачити поведінку ринку (наприклад, що ціни виростуть на певний відсоток при певному правилі). В цьому сенсі, коли необхідно зрозуміти вплив зміни правил ринку, ігрові моделі можуть вважатися єдиним інструментом, що надає якісні висновки, оскільки статистичні не показують цього у зв'язку зі зміною тренду, а стохастичні – через невідомість ймовірності нових ситуацій). Оптимізаційні моделі можуть дати ідеальний показник для ринку – наприклад, які б були ціни при абсолютно конкурентному ринку (мінімум витрат) – і потім фактичні ціни можна з ним порівнювати, щоб оцінити неефективність;

- врахування поведінки та прийняття рішень. Тут явні відмінності: тільки ігрові моделі явно описують множинність агентів з власними інтересами. Оптимізаційні – частково: можуть моделювати або централізований погляд або окремого агента, але тоді решта задається як фонові умови. Статистичні та стохастичні моделі взагалі не враховують понять «гравець» чи «стратегія» – вони використовують лише агреговані історичні результати (які, залежать від поведінки). Таким чином, для аналізу стратегій, ринкових маніпуляцій, механізмів торгів необхідно використовувати теорію ігор. У свою чергу, ігрові методи не

дають кількісного прогнозу значень (наприклад, точної ціни завтра) – вони можуть сказати «ціна буде такою-то рівновагою, якщо усі гравці подадуть заявки за своїми граничними витратами», але це спрощена та ідеалізована картина. Тому на практиці ігрові моделі часто використовують разом з оптимізаційними для отримання конкретних чисел;

- необхідні дані та експертиза. Статистичні моделі потребують історичних рядів, але загалом стійкі до помірних обсягів даних або їх нечіткості. Моделі на основі машинного навчання і гібридні моделі вимагають великих обсягів якісних даних, а також експертизи в їх тренуванні (підбір параметрів, валідація тощо). Для малих ринків чи нових сегментів (як балансуєчий ринок України, що існує лише з 2019 року) може не бути достатньо даних, щоб навчити складну нейромережу – а тому більш актуальними залишаються прості моделі або експертні підходи. Стохастичні моделі потребують статистичного аналізу рядів (оцінки автокореляцій, розподілів тощо). Ігрові моделі вимагають детального розуміння правил ринку і економічної поведінки гравців; для калібрування деяких (наприклад, висновки про ринкову владу) потрібні дані про витрати генераторів, яких часто немає у відкритому доступі, тож доводиться робити припущення. Оптимізаційні моделі потребують ретельного збирання технічних даних (потужності, паливні криві, обмеження мережі, попит на електроенергію), формування сценаріїв. У підсумку, на сьогоднішній день спостерігається тренд до комбінації експертних знань і даних: найкращі результати дають моделі, де закладено розуміння фізики та економіки (наприклад, через обмеження чи початкові моделі) і одночасно використано машинне навчання для тонкого налаштування. Це власне і є ідеологія гібридів;

- обчислювальна складність і швидкість. Найшвидші – статистичні моделі: ARIMA або лінійна регресія здійснює розрахунки за секунди. Методи машинного навчання можуть вимагати більше часу на навчання (особливо нейромережі), але

прогнозування за готовою моделлю також швидке. Оптимізаційні моделі – залежно від розміру – можуть вирішуватися від хвилин до годин. Ігрові моделі, якщо некооперативні з аналітичним рішенням – швидкі (формули рівноваги), але якщо складні (багато гравців, змішані стратегії) – пошук рівноваги складний, доводиться застосовувати ітераційні методи. У контексті реального часу, де потрібні дуже швидкі рішення (балансування, аварійне керування), надійніше спиратися на заздалегідь прораховані оптимізаційні або статистичні алгоритми. Гібриди зазвичай більш ресурсномісткі (дві моделі замість одної), але сучасні комп'ютери і паралельні обчислення (відеоносії для нейронних мереж) це спрощують. Отже, всі підходи нині реалізовані на практиці, хоча складні моделі можуть потребувати оптимізації коду;

- інтерпретованість та прийняття рішень. Тут градація така: найпрозоріші – прості статистичні та оптимізаційні моделі. Статистичні коефіцієнти легко трактувати (наприклад, коеф. при температурі показує, на скільки зміниться на електроенергію при підвищенні температури на 1°C). Оптимізаційні рішення також зрозумілі – вони мінімізують явну функцію витрат; можна провести чутливість по обмеженнях і т.д. Стохастичні моделі середні – дещо важче інтуїтивно уявити параметри дифузії чи інтенсивність сплесків, але вони теж базуються на відомих статистичних принципах, і результати (розподіли) можна інтерпретувати у термінах ризиків. Ігрові моделі бувають непростими (особливо з багатьма гравцями), але концепції рівноваги чи оптимальних стратегій у економіці доволі інтерпретовані – наприклад, рівновага Неша у грі Cournot відповідає точці перетину кривих реакції виробників, що має економічний зміст. Також ігрові моделі часто дають якісні інсайти (наприклад, що за відсутності конкуренції ціна = граничним витратам, а монополіст виставить ціну вище – це зрозуміло). Найменш прозорі – складні ML та особливо гібриди. Нейромережа – це десятки тисяч параметрів без явного економічного змісту; гібрид з кількох модулів – ще

заплутаніше. Це створює виклик: навіть якщо гібридна модель передбачила ціну правильно, пояснити чому вона виросла – нелегко (можна застосовувати SHAP values чи інші методи пояснення ML, але це окремий напрям). У енергетиці ж ціну чи попит на електроенергію часто потрібно пояснювати регуляторам, учасникам. Тому для критично важливих рішень оператори все ще довіряють простішим моделям, або ж використовують складні як дорадчі інструменти, а рішення приймає експерт⁴

- сильні сторони у відповідних завданнях. Підводячи підсумок: статистичні методи можна вважати найкращим вибором для короткострокових прогнозів у відносно стабільних умовах (наприклад, добовий прогноз навантаження при типових погодних умовах, або попит на електроенергію на РДН за відсутності надзвичайних ситуацій). Стохастичні моделі – незамінні для оцінки ризиків та варіативності (наприклад, діапазон можливих цін, сценарії для стрес-тестів). Ігрові моделі – ключові для аналізу ринкового дизайну і стратегій (виявлення маніпуляцій, оцінка впливу нових правил, проектування механізмів, як-от аукціони потужностей чи P2P платформи[74,80]). Оптимізаційні моделі – основа для операційного планування і розрахунків ринку (диспетчеризація, кліринг) та стратегічного планування розвитку (видають оптимальні плани, до яких можна прагнути). Гібридні моделі – найкращий інструмент для підвищення точності прогнозів та врахування нелінійних факторів, особливо у сучасних умовах високоволатильних ринків з ВДЕ[32,77,79]. Їх слід застосовувати, коли прості методи не дають задовільних результатів, але потрібно мати достатньо даних і потужності для їх реалізації;

- слабкі сторони і обмеження. Статистичні моделі показують значну похибку при роботі з нелінійностями та переломами трендів. Стохастичні мають складність у реалізації і відсутність поведінкового елементу. Ігрові моделі потребують спрощених припущень щодо раціональності та часто складні в обчисленні.

Оптимізаційні моделі мають високу детермінованість та, відповідно, можливий розрив між центральним плануванням і фактичним децентралізованим ринком. Гібридні моделі є надто перевантаженими, мають ризик невірної навчання, а також менш прозорі у порівнянні з іншими моделями.

В цілому, сучасні дослідники сходяться на думці, що не існує єдиного найкращого підходу для всіх випадків. Кожен методологічний клас моделей має свою нішу. Оптимальним є комплексне використання різних моделей: для короткострокових операцій – поєднання статистичних та прогнозів на основі машинного навчання (наприклад, обсягів та цін) з оптимізаційними розрахунками (розподіл генерації), при цьому стратегії гравців аналізувати ігровими моделями, а невизначеність врахувати сценаріями стохастичних моделей. Такий підхід дозволить отримати найбільш повну картину і підвищити надійність прийняття рішень на ринку електричної енергії[62,66,70].

2.8. Експериментальний підхід у межах виконання меморандуму між ІШМЕ та ОР

У результаті роботи над поставленими задачами у межах Меморандуму зокрема у частині прогнозування попиту на електроенергію, було напрацьовано та визначено за рахунок експериментальних досліджень моделі здійснення прогнозування:

- для короткострокового прогнозу на основі багатоітераційного алгоритму на підставі останніх схожих днів, з урахуванням сезонності;
- для середньострокового прогнозу на основі історичних даних виробництва, споживання, прогнозних місячних значень виробництва та споживання, а також історичних значень щодо частки купівлі-продажу на РДН від обсягу виробництва та споживання.

2.8.1. Модель короткострокового прогнозування погодинного попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію на ринку «на добу наперед».

1. Формульний опис:

1.1 Розраховується зміна обсягів попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію на РДН за попередні 4 тижні (w) для днів (d): Д-6 і Д-7, Д-13 і Д-14, Д-20 і Д-21, Д-27 і Д-28 за відповідну годину (h) за формулою:

$$\Delta O_{w,\text{попит}}^h = O_{d+1,\text{попит}}^h - O_{d,\text{попит}}^h \quad (2.8.1.1)$$

$$\Delta O_{w,\text{пропоз}}^h = O_{d+1,\text{пропоз}}^h - O_{d,\text{пропоз}}^h \quad (2.8.1.2)$$

$$\Delta O_{w,\text{акцепт}}^h = O_{d+1,\text{акцепт}}^h - O_{d,\text{акцепт}}^h, \quad (2.8.1.3)$$

де $O_{w,\text{попит}}^h$ - обсяги попиту електроенергії

$O_{w,\text{пропоз}}^h$ - обсяги пропозиції електроенергії

$O_{w,\text{акцепт}}^h$ - обсяги акцепту електроенергії

1.2. Визначається сума окремо позитивних і негативних змін обсягів попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію на РДН за формулою:

$$O_{w,\text{поз,попит}}^h = \sum \Delta O_{w,\text{попит}}^h \text{ для } \Delta O_{w,\text{попит}}^h > 0 \quad (2.8.1.4)$$

$$O_{w,\text{нег,попит}}^h = \sum \Delta O_{w,\text{попит}}^h \text{ для } \Delta O_{w,\text{попит}}^h < 0 \quad (2.8.1.5)$$

$$O_{w,\text{поз,пропоз}}^h = \sum \Delta O_{w,\text{пропоз}}^h \text{ для } \Delta O_{w,\text{пропоз}}^h > 0 \quad (2.8.1.6)$$

$$O_{w,\text{нег,пропоз}}^h = \sum \Delta O_{w,\text{пропоз}}^h \text{ для } \Delta O_{w,\text{пропоз}}^h < 0 \quad (2.8.1.7)$$

$$O_{w,\text{поз,акцепт}}^h = \sum \Delta O_{w,\text{акцепт}}^h \text{ для } \Delta O_{w,\text{акцепт}}^h > 0 \quad (2.8.1.8)$$

$$O_{w,\text{нег,акцепт}}^h = \sum \Delta O_{w,\text{акцепт}}^h \text{ для } \Delta O_{w,\text{акцепт}}^h < 0, \quad (2.8.1.9)$$

1.3. Розраховується кількість окремо позитивних днів, за який зміна обсягів попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію більше 0 і негативних днів для яких зміна обсягів попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію менше 0.

1.4. Розраховується середньоарифметична суми абсолютних значень попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію за формулою:

$$O_{\text{срз,абс,попит}}^h = \frac{\sum |\Delta O_{w,\text{попит}}^h|}{K_{\text{поз,попит}}^h + K_{\text{нег,попит}}^h} \quad (2.8.1.10)$$

$$O_{\text{срз,абс,пропоз}}^h = \frac{\sum |\Delta O_{w,\text{пропоз}}^h|}{K_{\text{поз,пропоз}}^h + K_{\text{нег,пропоз}}^h} \quad (2.8.1.11)$$

$$O_{\text{срз,абс,акцепт}}^h = \frac{\sum |\Delta O_{w,\text{акцепт}}^h|}{K_{\text{поз,акцепт}}^h + K_{\text{нег,акцепт}}^h}, \quad (2.8.1.12)$$

де $K_{\text{поз,попит}}^h$ - кількість позитивних днів зміни попиту, пропозиції та акцепту

$K_{\text{нег,попит}}^h$ - кількість негативних днів зміни попиту, пропозиції та акцепту

$K_{\text{поз,пропоз}}^h$ - кількість позитивних днів зміни пропозиції, пропозиції та акцепту

$K_{\text{нег,пропоз}}^h$ - кількість негативних днів зміни пропозиції, пропозиції та акцепту

$K_{\text{поз,акцепт}}^h$ - кількість позитивних днів зміни акцепту, пропозиції та акцепту

$K_{\text{нег,акцепт}}^h$ - кількість негативних днів зміни акцепту, пропозиції та акцепту

1.5. Здійснюється розрахунок першої ітерації оберненого по модулю відносного відхилення від середньоарифметичної суми абсолютних значень для всіх змін обсягів попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію (далі – «вага відхилення») за формулою:

$$B_{w, \text{вага, попит}, I}^h = 1 - \left| \frac{|\Delta O_{w, \text{попит}}^h| - O_{\text{срз, абс, попит}}^h}{O_{\text{срз, абс, попит}}^h} \right| \quad (2.8.1.13)$$

$$B_{w, \text{вага, пропоз}, I}^h = 1 - \left| \frac{|\Delta O_{w, \text{пропоз}}^h| - O_{\text{срз, абс, пропоз}}^h}{O_{\text{срз, абс, пропоз}}^h} \right| \quad (2.8.1.14)$$

$$B_{w, \text{вага, акцепт}, I}^h = 1 - \left| \frac{|\Delta O_{w, \text{акцепт}}^h| - O_{\text{срз, абс, акцепт}}^h}{O_{\text{срз, абс, акцепт}}^h} \right|, \quad (2.8.1.15)$$

де $|\Delta O_{w, \text{попит}}^h|$ - модуль відносного відхилення попиту на електроенергію

$|\Delta O_{w, \text{пропоз}}^h|$ - модуль відносного відхилення пропозиції на електроенергію

$|\Delta O_{w, \text{акцепт}}^h|$ - модуль відносного відхилення акцепту на електроенергію

Якщо значення «ваги відхилення» менше нуля, то це означає що зміна обсягу значно відхилюється у порівнянні з іншими показниками, тому її необхідно відкинути, обнулити та зробити перерахунок (II ітерація). Далі перерахувати кількість позитивних і негативних днів та оновлену «вагу відхилення». Такі перерахунки (ітерації) робляться, поки не зникнуть значні відхилення. Максимальна кількість ітерацій може бути 4 (дорівнює кількості аналізованих тижнів).

1.6. Після останньої ітерації здійснюється розрахунок середнього значення суми «ваги відхилення», окремо для позитивних та негативних змін обсягу, якщо кількість таких значень відмінна від 0, за формулами для попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію:

$$B_{\text{сер, вага, попит, ітер-ост, поз}}^h = \frac{\sum B_{w, \text{вага, попит, ітер-ост}}^h}{K_{\text{поз, попит, ітер-ост}}^h} \quad (2.8.1.16)$$

для $\Delta O_{w, \text{попит}}^h > 0$, $K_{\text{поз, попит, ітер-ост}}^h < > 0$

$$B_{\text{сер,вага,попит,ітер-ост,нег}}^h = \frac{\sum B_{w,\text{вага,попит,ітер-ост}}^h}{K_{\text{нег,попит,ітер-ост}}^h} \quad (2.8.1.17)$$

для $\Delta O_{w,\text{попит}}^h < 0$, $K_{\text{нег,попит,ітер-ост}}^h < > 0$

$$B_{\text{сер,вага,пропоз,ітер-ост,поз}}^h = \frac{\sum B_{w,\text{вага,пропоз,ітер-ост}}^h}{K_{\text{поз,пропоз,ітер-ост}}^h} \quad (2.8.1.18)$$

для $\Delta O_{w,\text{пропоз}}^h > 0$, $K_{\text{поз,пропоз,ітер-ост}}^h < > 0$

$$B_{\text{сер,вага,пропоз,ітер-ост,нег}}^h = \frac{\sum B_{w,\text{вага,пропоз,ітер-ост}}^h}{K_{\text{нег,пропоз,ітер-ост}}^h} \quad (2.8.1.19)$$

для $\Delta O_{w,\text{пропоз}}^h < 0$, $K_{\text{нег,пропоз,ітер-ост}}^h < > 0$

$$B_{\text{сер,вага,акцепт,ітер-ост,поз}}^h = \frac{\sum B_{w,\text{вага,акцепт,ітер-ост}}^h}{K_{\text{поз,акцепт,ітер-ост}}^h} \quad (2.8.1.20)$$

для $\Delta O_{w,\text{акцепт}}^h > 0$, $K_{\text{поз,акцепт,ітер-ост}}^h < > 0$

$$B_{\text{сер,вага,акцепт,ітер-ост,нег}}^h = \frac{\sum B_{w,\text{вага,акцепт,ітер-ост}}^h}{K_{\text{нег,акцепт,ітер-ост}}^h} \quad (2.8.1.21)$$

для $\Delta O_{w,\text{акцепт}}^h < 0$, $K_{\text{нег,акцепт,ітер-ост}}^h < > 0$,

де $B_{w,\text{вага,попит,ітер-ост}}^h$ - «вага відхилення» після останньої ітерації попиту на електроенергію

$B_{w,\text{вага,пропоз,ітер-ост}}^h$ - «вага відхилення» після останньої ітерації пропозиції на електроенергію

$B_{w,\text{вага,акцепт,ітер-ост}}^h$ - «вага відхилення» після останньої ітерації акцепту на електроенергію

$K_{\text{поз,попит,ітер-ост}}^h$ - кількість позитивних днів після останньої ітерації попиту на електроенергію

$K_{\text{нег,попит,ітер-ост}}^h$ - кількість негативних днів після останньої ітерації попиту на електроенергію

$K_{\text{поз,пропоз,ітер-ост}}^h$ - кількість позитивних днів після останньої ітерації пропозиції на електроенергію

$K_{\text{нег,пропоз,ітер-ост}}^h$ - кількість негативних днів після останньої ітерації пропозиції на електроенергію

$K_{\text{поз,акцепт,ітер-ост}}^h$ - кількість позитивних днів після останньої ітерації акцепту на електроенергію

$K_{\text{нег,акцепт,ітер-ост}}^h$ - кількість негативних днів після останньої ітерації акцепту на електроенергію

1.7. Розраховується значення для коригування «ваги відхилення» для позитивних відхилень для попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію за наступною формулою:

$$\begin{aligned} &\text{Якщо } K_{\text{поз,попит,ітер-ост}}^h = 0 \quad \text{або} \quad K_{\text{нег,попит,ітер-ост}}^h = 0 \quad \text{або} \\ &K_{\text{поз,попит,ітер-ост}}^h = K_{\text{нег,попит,ітер-ост}}^h, \text{ то} \\ &V_{\text{кориг,попит}}^h = 1, \text{ інакше} \\ &V_{\text{кориг,попит}}^h = \frac{K_{\text{поз,попит,ітер-ост}}^h}{K_{\text{нег,попит,ітер-ост}}^h} \bigg/ \frac{V_{\text{сер,вага,попит,ітер-ост,поз}}^h}{V_{\text{сер,вага,попит,ітер-ост,нег}}^h} \quad (2.8.1.22) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\text{Якщо } K_{\text{поз,пропоз,ітер-ост}}^h = 0 \quad \text{або} \quad K_{\text{нег,пропоз,ітер-ост}}^h = 0 \quad \text{або} \\ &K_{\text{поз,пропоз,ітер-ост}}^h = K_{\text{нег,пропоз,ітер-ост}}^h, \text{ то} \\ &V_{\text{кориг,пропоз}}^h = 1, \text{ інакше} \end{aligned}$$

$$B_{\text{кориг,пропоз}}^h = \frac{K_{\text{поз,пропоз,ітер-ост}}^h}{K_{\text{нег,пропоз,ітер-ост}}^h} / \frac{B_{\text{сер,вага,пропоз,ітер-ост,поз}}^h}{B_{\text{сер,вага,пропоз,ітер-ост,нег}}^h} \quad (2.8.1.23)$$

Якщо $K_{\text{поз,акцепт,ітер-ост}}^h = 0$ або $K_{\text{нег,акцепт,ітер-ост}}^h = 0$ або $K_{\text{поз,акцепт,ітер-ост}}^h = K_{\text{нег,акцепт,ітер-ост}}^h$, то $B_{\text{кориг,акцепт}}^h = 1$, інакше

$$B_{\text{кориг,акцепт}}^h = \frac{K_{\text{поз,акцепт,ітер-ост}}^h}{K_{\text{нег,акцепт,ітер-ост}}^h} / \frac{B_{\text{сер,вага,акцепт,ітер-ост,поз}}^h}{B_{\text{сер,вага,акцепт,ітер-ост,нег}}^h} \quad (2.8.1.24)$$

1.8. Розраховується кориговане значення «ваги відхилення» для позитивних змін обсягу попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію за формулою:

$$B_{\text{w,вага,кориг,попит}}^h = B_{\text{w,вага,попит,ітер-ост}}^h * B_{\text{кориг,попит}}^h \text{ для } \Delta O_{\text{w,попит}}^h > 0 \quad (2.8.1.25)$$

$$B_{\text{w,вага,кориг,попит}}^h = B_{\text{w,вага,попит,ітер-ост}}^h \text{ для } \Delta O_{\text{w,попит}}^h < 0 \quad (2.8.1.26)$$

$$B_{\text{w,вага,кориг,пропоз}}^h = B_{\text{w,вага,пропоз,ітер-ост}}^h * B_{\text{кориг,пропоз}}^h \text{ для } \Delta O_{\text{w,пропоз}}^h > 0 \quad (2.8.1.27)$$

$$B_{\text{w,вага,кориг,пропоз}}^h = B_{\text{w,вага,пропоз,ітер-ост}}^h \text{ для } \Delta O_{\text{w,пропоз}}^h < 0 \quad (2.8.1.28)$$

$$B_{\text{w,вага,кориг,акцепт}}^h = B_{\text{w,вага,акцепт,ітер-ост}}^h * B_{\text{кориг,акцепт}}^h \text{ для } \Delta O_{\text{w,акцепт}}^h > 0 \quad (2.8.1.29)$$

$$B_{\text{w,вага,кориг,акцепт}}^h = B_{\text{w,вага,акцепт,ітер-ост}}^h \text{ для } \Delta O_{\text{w,акцепт}}^h < 0 \quad (2.8.1.30)$$

1.9. Здійснюється розрахунок середньозваженого значення зміни попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію на РДН за формулою:

$$\Delta O_{\text{срзв,попит}}^h = \frac{\sum (\Delta O_W^h * B_{W,\text{вага,кориг,попит}}^h)}{\sum B_{W,\text{вага,кориг,попит}}^h} \quad (2.8.1.31)$$

$$\Delta O_{\text{срзв,пропоз}}^h = \frac{\sum (\Delta O_W^h * B_{W,\text{вага,кориг,пропоз}}^h)}{\sum B_{W,\text{вага,кориг,пропоз}}^h} \quad (2.8.1.32)$$

$$\Delta O_{\text{срзв,акцепт}}^h = \frac{\sum (\Delta O_W^h * B_{W,\text{вага,кориг,акцепт}}^h)}{\sum B_{W,\text{вага,кориг,акцепт}}^h} \quad (2.8.1.33)$$

1.10. Прогнозне погодинне значення попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію на РДН розраховується за формулою:

$$O_{D,\text{попит}}^h = O_{D-1,\text{попит}}^h + \Delta O_{\text{срзв,попит}}^h \quad (2.8.1.34)$$

$$O_{D,\text{пропоз}}^h = O_{D-1,\text{пропоз}}^h + \Delta O_{\text{срзв,пропоз}}^h \quad (2.8.1.35)$$

$$O_{D,\text{акцепт}}^h = O_{D-1,\text{акцепт}}^h + \Delta O_{\text{срзв,акцепт}}^h \quad (2.8.1.36)$$

2. Розрахунок на день здійснюється за два дні до доби постачання, після отримання результатів торгів на наступну добу постачання. Всі розрахунки виконуються для кожної години розрахункової доби.

Ураховуючи, що розрахунки здійснюються щодобово за дві доби до доби постачання, коригування розрахунку не передбачається.

2.8.2. Модель середньострокового прогнозування погодинного попиту, пропозиції та акцепту на електроенергію на ринку «на добу наперед».

1. Формульний опис:

1.1. Розраховується прогнозний обсяг виробництва та споживання електроенергії на підставі даних з прогнозного балансу для години (i), дня (d), місяця (m), року (y) (n – кількість годин у відповідному місяці) за формулою:

$$O_{i,d,m,y}^{\text{АЕС,прогноз}} = \frac{O_{i,d,m,y-1}^{\text{АЕС}}}{\sum_1^n O_{i,d,m,y-1}^{\text{АЕС}}} * \text{ОБ}_{m,y}^{\text{АЕС}} \quad (2.8.2.1)$$

$$O_{i,d,m,y}^{\text{ГЕС,прогноз}} = \frac{O_{i,d,m,y-1}^{\text{ГЕС}}}{\sum_1^n O_{i,d,m,y-1}^{\text{ГЕС}}} * \text{ОБ}_{m,y}^{\text{ГЕС}} \quad (2.8.2.2)$$

$$O_{i,d,m,y}^{\text{ГАЕС,прогноз}} = \frac{O_{i,d,m,y-1}^{\text{ГАЕС}}}{\sum_1^n O_{i,d,m,y-1}^{\text{ГАЕС}}} * \text{ОБ}_{m,y}^{\text{ГАЕС}} \quad (2.8.2.3)$$

$$O_{i,d,m,y}^{\text{ТЕС,прогноз}} = \frac{O_{i,d,m,y-1}^{\text{ТЕС}}}{\sum_1^n O_{i,d,m,y-1}^{\text{ТЕС}}} * \text{ОБ}_{m,y}^{\text{ТЕС}} \quad (2.8.2.4)$$

$$O_{i,d,m,y}^{\text{ТЕЦ,прогноз}} = \frac{O_{i,d,m,y-1}^{\text{ТЕЦ}}}{\sum_1^n O_{i,d,m,y-1}^{\text{ТЕЦ}}} * \text{ОБ}_{m,y}^{\text{ТЕЦ}} \quad (2.8.2.5)$$

$$O_{i,d,m,y}^{\text{ВДЕ,прогноз}} = \frac{O_{i,d,m,y-1}^{\text{ВДЕ}}}{\sum_1^n O_{i,d,m,y-1}^{\text{ВДЕ}}} * \text{ОБ}_{m,y}^{\text{ВДЕ}} \quad (2.8.2.6)$$

$$O_{i,d,m,y}^{\text{спож,прогноз}} = \frac{O_{i,d,m,y-1}^{\text{спож}}}{\sum_1^n O_{i,d,m,y-1}^{\text{спож}}} * \text{ОБ}_{m,y}^{\text{спож}}, \quad (2.8.2.7)$$

де $O_{i,d,m,y}^{\text{АЕС}}$ – фактичний обсяг виробництва електроенергії АЕС,

$O_{i,d,m,y}^{\text{ГЕС}}$ – фактичний обсяг виробництва електроенергії ГЕС,

$O_{i,d,m,y}^{\text{ГАЕС}}$ – фактичний обсяг виробництва електроенергії ГАЕС,

$O_{i,d,m,y}^{ТЕС}$ – фактичний обсяг виробництва електроенергії ТЕС,
 $O_{i,d,m,y}^{ТЕЦ}$ – фактичний обсяг виробництва електроенергії ТЕЦ,
 $O_{i,d,m,y}^{ВДЕ}$ – фактичний обсяг виробництва електроенергії ВДЕ,
 $O_{i,d,m,y}^{спож}$ – фактичний обсяг споживання електроенергії,
 $ОБ_{m,y}^{АЕС}$ – прогнозний обсяг виробництва електроенергії АЕС відповідно до
 прогнозного балансу,
 $ОБ_{m,y}^{ГЕС}$ – прогнозний обсяг виробництва електроенергії ГЕС відповідно до
 прогнозного балансу,
 $ОБ_{m,y}^{ГАЕС}$ – прогнозний обсяг виробництва електроенергії ГАЕС відповідно до
 прогнозного балансу,
 $ОБ_{m,y}^{ТЕС}$ – прогнозний обсяг виробництва електроенергії ТЕС відповідно до
 прогнозного балансу,
 $ОБ_{m,y}^{ТЕЦ}$ – прогнозний обсяг виробництва електроенергії ТЕЦ відповідно до
 прогнозного балансу,
 $ОБ_{m,y}^{ВДЕ}$ – прогнозний обсяг виробництва електроенергії ВДЕ відповідно до
 прогнозного балансу,
 $ОБ_{m,y}^{спож}$ – прогнозний обсяг споживання електроенергії відповідно до
 прогнозного балансу

1.2. Розраховується значення прогнозного сумарного виробництва електроенергії:

$$\begin{aligned}
 O_{i,d,m,y}^{\text{вироб прогноз}} = & O_{i,d,m,y}^{\text{АЕС,прогноз}} + O_{i,d,m,y}^{\text{ГЕС,прогноз}} + O_{i,d,m,y}^{\text{ГАЕС,прогноз}} + O_{i,d,m,y}^{\text{ТЕС,прогноз}} + \\
 & O_{i,d,m,y}^{\text{ТЕЦ,прогноз}} + O_{i,d,m,y}^{\text{ВДЕ,прогноз}} \quad (2.8.2.8)
 \end{aligned}$$

1.3. Розраховуються коефіцієнт частки пропозиції, попиту та акцепту на електроенергію, шляхом ділення обсягів пропозиції електроенергії на РДН на обсяг виробництва електроенергії, обсягів попиту на електроенергію на РДН на обсяг споживання електроенергії, обсягів акцепту електроенергії на РДН на обсяг виробництва електроенергії за відповідну годину доби розрахункового періоду. Отримується частка РДН у загальному виробництві або споживанні електроенергії за формулою:

$$K_{i,d,t,y}^{\text{РДН,проп}} = \frac{O_{i,d,t,y}^{\text{РДН,проп}}}{O_{i,d,t,y}^{\text{вироб}}} \quad (2.8.2.9)$$

$$K_{i,d,t}^{\text{РДН,акц}} = \frac{O_{i,d,t,y}^{\text{РДН,акц}}}{O_{i,d,t,y}^{\text{вироб}}} \quad (2.8.2.10)$$

$$K_{i,d,t,y}^{\text{РДН,попит}} = \frac{O_{i,d,t,y}^{\text{РДН,попит}}}{O_{i,d,t,y}^{\text{спож}}}, \quad (2.8.2.11)$$

де $O_{i,d,t,y}^{\text{РДН,проп}}$ – фактичний обсяг пропозиції на електроенергію на РДН,

$O_{i,d,t,y}^{\text{РДН,акц}}$ – фактичний обсяг акцепту на електроенергію на РДН,

$O_{i,d,t,y}^{\text{РДН,попит}}$ – фактичний обсяг попиту на електроенергію на РДН,

$O_{i,d,t,y}^{\text{вироб}}$ – фактичний обсяг виробництва електроенергії за усіма видами генерації,

$O_{i,d,t,y}^{\text{спож}}$ – фактичний обсяг споживання електроенергії

1.4. Шляхом усереднення за ознаками година, день тижня та місяць розраховується значення розрахункових коефіцієнтів. Таке усереднення

здійснюється окремо для кожної години певного дня тижня визначеного місяця окремо для кожного з показників.

1.5. Розрахунковий коефіцієнт частки пропозиції, попиту та акцепту на електроенергію множиться на відповідне йому значення прогнозного сумарного виробництва чи споживання електроенергії, та розраховуються погодинні значення прогнозованого місячного попиту, пропозиції і акцепту на електроенергію на РДН для відповідної години доби розрахункового період, за формулою:

$$\text{Пр}_{i,d,m}^{\text{РДН,попит}} = \text{К}_{i,d,m,y}^{\text{РДН,попит}} * \text{О}_{i,d,m,y}^{\text{спож,прогноз}} \quad (2.8.2.12)$$

$$\text{Пр}_{i,d,m}^{\text{РДН,проп}} = \text{К}_{i,d,m,y}^{\text{РДН,проп}} * \text{О}_{i,d,m,y}^{\text{вироб прогноз}} \quad (2.8.2.13)$$

$$\text{Пр}_{i,d,m}^{\text{РДН,акц}} = \text{К}_{i,d,m}^{\text{РДН,акц}} * \text{О}_{i,d,m,y}^{\text{вироб прогноз}} \quad (2.8.2.14)$$

2. Після отримання даних щодо фактичного балансу електроенергії, а також погодинних обсягів відпуску та споживання, експорту та імпорту електроенергії здійснюється перерахунок та коригування раніше розрахованих прогнозних показників, у помісячному розрізі до кінця року. Ураховується прогнозний графік ремонтів генеруючого обладнання для коригування цих показників.

2.9. Висновки до розділу 2

Математичні моделі відіграють центральну роль у функціонуванні сучасних ринків електроенергії та енергосистем. Статистичні та економетричні моделі закладають основу оперативного прогнозування і є відправною точкою для оцінки більш складних підходів. Стохастичні моделі додають розуміння невизначеностей і екстремальних ситуацій, що особливо важливо за великої частки відновлюваних джерел і волатильних цін. Теорія ігор приносить інструментарій аналізу

багатосторонніх взаємодій, дозволяючи проектувати ринкові механізми, які стимулюють бажану поведінку учасників і запобігають зловживанням. Оптимізаційні моделі забезпечують ефективний розподіл ресурсів та обґрунтування рішень – від щоденного балансування до довгострокових інвестицій – на основі чітких критеріїв оптимальності. Гібридні методи, які інтегрують різні підходи, нині демонструють найвищу точність у прогнозуванні за рахунок синергії можливостей, хоч і висувають нові вимоги до даних та обчислювальних ресурсів.

Досвід передових енергоринків (ЄС, США тощо) показує, що впровадження цих моделей на практиці підвищує економічну ефективність і надійність роботи ринку: від точніших цінових прогнозів, що знижують ризики для бізнесу, до оптимізованого використання генеруючих потужностей, що зменшує витрати для споживачів. В Україні також накопичується досвід застосування цих підходів – як в науці, так і поступово в індустрії – особливо в умовах після 2019 року, коли ринок став конкурентним, а останнім часом і в умовах вимушеної децентралізації через військові ризики. Комбінація статистичних методів із сучасними технологіями аналізу даних і оптимізації обіцяє суттєвий прогрес у прогнозуванні та управлінні українською енергосистемою. Водночас, слід пам'ятати, що жодна модель не є досконалою: важливий людський контроль, експертна інтерпретація результатів та постійне вдосконалення моделей у міру зміни ринкових умов. З огляду на тренди – зростання децентралізації, діджиталізації та ролі відновлюваних джерел – інтеграція різних математичних підходів (статистичних, стохастичних, ігрових, оптимізаційних) буде тільки поглиблюватися, формуючи нове покоління інтелектуальних систем підтримки рішень на ринку електричної енергії.

Запропоновано математичну модель короткострокового прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію з урахуванням ітераційного підходу,

що, на відміну від існуючих, використовує схожі дні та відкидає атипові дні, у результаті чого зменшується викривлення результатів прогнозування.

Запропоновано математичну модель середньострокового прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію з урахуванням фізичних та ринкових показників, відмінною особливістю якої є використання погодинних фактичних обсягів споживання електричної енергії, прогнозних місячних обсягів споживання електричної енергії на підставі прогнозного балансу електричної енергії та історичних погодинних обсягів попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед», що дає можливість здійснювати прогнозування в умовах використання обмеженого набору даних.

РОЗДІЛ 3. ПРИКЛАДИ ПОГОДИННОГО МОДЕЛЮВАННЯ РИНКУ «НА ДОБУ НАПЕРЕД» В УКРАЇНІ

3.1. Вхідна інформація при моделюванні

Перед початком безпосереднього моделювання необхідно чітко визначити, яка вхідна інформація буде застосовуватись при прогнозуванні. Дані наведені у Таблиці 3.1.1.

Таблиця 3.1.1.

Джерело інформації при виконанні коротко- та середньострокового прогнозування

№ з/п	Дані	Джерело	Термін отримання
РОЗРАХУНОК ПРОГНОЗУ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПОГОДИННОГО ОБСЯГУ ПОПИТУ, ПРОПОЗИЦІЇ ТА АКЦЕПТУ НА ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЮ			
1	Фактичні обсяги погодинного попиту на РДН	Оператор ринку	Щоденно
2	Фактичні обсяги погодинної пропозиції на РДН	Оператор ринку	Щоденно
3	Фактичні обсяги погодинного акцепту на РДН	Оператор ринку	Щоденно

РОЗРАХУНОК ПРОГНОЗУ СЕРЕДНЬОСТРОКОВОГО ПОГОДИННОГО ОБСЯГУ ПОПИТУ, ПРОПОЗИЦІЇ ТА АКЦЕПТУ НА ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЮ			
4	Прогнозний баланс Міністерства енергетики України	Міністерство енергетики України	Щорічно/по мірі зміни
5	Фактичний коригований баланс Міністерства енергетики України	Міністерство енергетики України	Щомісячно/по мірі зміни
6	Фактичні погодинні обсяги виробництва	Оператор системи передачі	Щоденно
7	Фактичні погодинні і обсяги споживання	Оператор системи передачі	Щоденно
8	Фактичні погодинні обсяги експорту та імпорту	Оператор системи передачі	Щоденно
9	Графік ремонту генеруючого обладнання	Міністерство енергетики України	Щорічно/по мірі зміни
10	Фактичні обсяги погодинного попиту на РДН	Оператор ринку	Щоденно
11	Фактичні обсяги погодинної пропозиції на РДН	Оператор ринку	Щоденно
12	Фактичні обсяги погодинного акцепту на РДН	Оператор ринку	Щоденно

Окремо необхідно зазначити, що, у зв'язку з воєнним станом, тимчасово органами влади введено мораторій на публікацію чутливої інформації, а саме:

- прогнозний баланс електроенергії Міністерства енергетики України;
- фактичний коригований баланс електроенергії Міністерства енергетики України;
- фактичні погодинні обсяги виробництва та споживання електроенергії;
- графік ремонту енергогенеруючого обладнання.

Разом з тим, зазначена інформація була отримана у межах виконання Меморандуму, яка є наразі інформацією з обмеженим доступом, а тому у дослідженні наведені узагальнені результати розрахунків.

На сьогодні в Україні не існує універсальних алгоритмів, придатних для розв'язку такої задачі. Тому пропонується спеціалізований алгоритм її розв'язку. Основою розробленого алгоритму є можливість розгляду сформульованої задачі у параметричному вигляді, де в якості параметрів виступають прогнозні та фактичні значення погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед». Разом з тим, для знаходження прогнозного погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» – значень невідомих параметрів задачі – застосовується ітераційний метод їх пошуку на основі статистичних даних обсягів попиту на електроенергію на РДН, використовуючи принцип багатоітераційного аналізу зміни попиту на електроенергію за попередні аналогічні дні. Запропонований алгоритм реалізований у пакеті MS Excel, що свідчить про його універсальність та легкість у використанні. Його застосовано для отримання розв'язку тестового завдання з розрахунку прогнозного погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед». Показано високу швидкість отримання розв'язку сформульованої задачі.

На підставі прогнозних розрахунків здійснюється порівняння з фактичними значеннями погодинного попиту на електроенергію на РДН. Це допоможе

здійснювати аналіз тенденцій ціноутворення на РДН разом із рівноважним станом ринку електричної енергії у сукупності з застосуванням математичної моделі рівноваги на ринку електричної енергії РДН. Окрім цього, у разі виникнення суттєвих розбіжностей між прогнозними та фактичними значення погодинного попиту на електроенергію на РДН, можна говорити про потенційну нетипову поведінку учасників ринку, яка потребує додаткової уваги та дослідження.

Для виконання алгоритму середньострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на РДН застосовується статистичний метод щодо тенденції зміни попиту на електроенергію в залежності від місяця та дня тижня, аналітичний метод для пошуку залежності між параметрами купівлі-продажу на РДН та обсягами виробництва та споживання. Запропонований алгоритм реалізований у Microsoft SQL Server. Його застосовано для отримання розв'язку тестового завдання з розрахунку прогнозного місячного погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед». Показано високу швидкість отримання розв'язку сформульованої задачі.

3.2. Виконання короткострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед»

Торги на РДН відбуваються о 12:00 на наступну добу (позначимо досліджувану добу як Д). Отже, у день Д-2 можна робити прогноз на Д. Очевидно, що таке прогнозування є короткостроковим, тому цілком виправдано використовувати найактуальніші та найсвіжіші доступні дані.

Потрібно розуміти, що попит на електроенергію на РДН залежить від великої кількості чинників:

- обсяги електроенергії на законтракованих двосторонніх договорах;
- сезонність;

- відключення генеруючого обладнання унаслідок руйнування об'єктів критичної енергетичної інфраструктури;
- день тижня;
- інші фактори.

Щоб отримати результати прогнозу, максимально наближені до фактичних даних, пропонується використовувати результати торгів за останню доступну добу, застосовуючи зміну попиту на електроенергію між добою, для якої є фактичні результати, і добою, для якої робиться прогноз, з урахуванням зміни попиту на електроенергію, наприклад, за попередні 4 тижні між аналогічними днями тижня.

З огляду на можливу волатильність РДН, а також на те, що з дня на день умови на РДН змінюються залежно як від заявок на купівлю, так і від заявок на продаж, використання як бази для розрахунку даних найостанніших фактичних результатів торгів є розумним і доречним. Водночас, зважаючи на те, що залежно від дня змінюється споживання електроенергії кінцевими споживачами, відповідно змінюється й попит на електроенергію на РДН. При цьому, зазвичай, така зміна має передбачуваний характер — наприклад, у суботу за нормальних умов попит на електроенергію зменшується порівняно з п'ятницею. А в понеділок, навпаки, попит на електроенергію суттєво зростає порівняно з неділею.

Отже, щоб розрахувати прогноз погодинного попиту на електроенергію на РДН у день Д, необхідно обчислити певне значення зміни цього попиту на електроенергію між відповідними днями за попередні періоди, а потім додати його до фактичного значення погодинного попиту на електроенергію на РДН у Д-1. Але постає питання — який алгоритм використати для обчислення цього значення зміни попиту на електроенергію. Щоб відповісти на нього, необхідно, по-перше, зрозуміти природу виникнення цієї зміни, а по-друге, як урахувати або збалансувати ці значення за попередні періоди.

Як уже зазначалося, зміна попиту на електроенергію між днями тижня може відбуватися через природну зміну споживання електроенергії для відповідного дня тижня. Але це не єдиний чинник, наступні чинники теж мають вплив:

- законтрактовані обсяги електроенергії на ринку двосторонніх договорів;
- зміна погодних умов;
- зміна споживання електроенергії кінцевого споживача через незалежні від нього обставини;
- маніпулятивна поведінка покупців на РДН;
- інші фактори (наприклад, помилка під час внесення даних на торговельному майданчику).

Очевидно, що частину з цих показників передбачити неможливо, і вони можуть спотворювати кінцевий результат розрахунку, погіршуючи точність прогнозу. Тому слід передбачити певний механізм або алгоритм, який дозволяв би або зменшити вплив цих показників, або відкидати відповідні значення.

Ще один аспект — питання врахування величини зміни погодинного попиту на електроенергію під час обчислення прогнозного значення. Пропонується використовувати зважене середнє значення для додатних і від’ємних змін попиту на електроенергію з урахуванням відхилення від арифметичного середнього абсолютних величин змін попиту на електроенергію для визначення атипових днів (визначається автором експериментальним шляхом для вилучення таких атипових днів). Алгоритм розрахунку такий:

- обчислюються сума та кількість днів із додатними й від’ємними змінами, визначається арифметичне середнє абсолютних значень змін попиту на електроенергію;

- виконується ітераційний процес відсічення нетипових днів, щоб зменшити вплив нерепрезентативних значень на кінцевий результат прогнозу. Для цього розраховується так званий «ваговий коефіцієнт відхилення» шляхом обчислення

оберненого відносного відхилення для кожного значення зміни попиту на електроенергію від розрахованого арифметичного середнього. Якщо отримане значення менше за 0, відповідний показник зміни попиту на електроенергію відкидається, після чого здійснюється перерахунок, починаючи з першого етапу, але вже без цього показника. Після завершення ітераційного процесу середнє значення «вагового коефіцієнта відхилення» обчислюється окремо для додатних змін попиту на електроенергію та окремо для від'ємних;

- коригування ваги додатних значень змін попиту на електроенергію (або від'ємних — для додатних значень величина коригування буде оберненою; суттєвої різниці немає). Значення ваг для додатних змін попиту на електроенергію коригуються цим коефіцієнтом. Після цього розраховується зважене середнє прогнозне значення зміни попиту на електроенергію для досліджуваного дня, де вагами виступають скориговані значення «вагових коефіцієнтів відхилення».

Для обчислень в алгоритмах та для зіставлення прогнозних розрахункових значень із фактичними даними використано реальні погодинні дані попиту на електроенергію за результатами аукціонів на РДН у період із 01 грудня 2023 року по 31 грудня 2024 року. Це пов'язано з тим, що хоч прогнозований період і становить 2024 рік, для аналізу необхідні ретроспективні дані на 28 днів назад.

Обчислення для запропонованих алгоритмів виконано в пакеті MS Excel. Це забезпечує універсальність і простоту використання наведених розрахунків, є зрозумілим, демонструє високу швидкість розв'язання задач і низькі або навіть нульові витрати на впровадження моделі.

У рисунках 3.2.1-3.2.5 наведено приклад розрахунків для одного з днів січня 2024.

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
18.01.2024	Ітерація 1												
Зміна попиту між днями ретроспектива	T-4	T-3	T-2	T-1	Сума поз	Сума нег	Кількість поз	Кількість нег	Абс сзнач	Вага відхилення T-4	Вага відхилення T-3	Вага відхилення T-2	Вага відхилення T-1
1	-122,700	-205,900	574,500	-31,300	574,500	-359,900	1	3	233,600	0,525	0,881	-0,459	0,134
2	-51,800	-155,800	367,600	134,400	502,000	-207,600	2	2	177,400	0,292	0,878	-0,072	0,758
3	34,400	-47,300	287,900	164,600	486,900	-47,300	3	1	133,550	0,258	0,354	-0,156	0,768
4	63,500	-13,800	232,800	218,300	514,600	-13,800	3	1	132,100	0,481	0,104	0,238	0,347
5	36,000	36,100	179,400	170,900	422,400	0,000	4	0	105,600	0,341	0,342	0,301	0,382
6	-71,400	-81,500	185,300	98,200	283,500	-152,900	2	2	109,100	0,654	0,747	0,302	0,900
7	-74,900	-117,100	297,300	-109,100	297,300	-301,100	1	3	149,600	0,501	0,783	0,013	0,729
8	-265,800	-88,400	152,000	-99,700	152,000	-453,900	1	3	151,475	0,245	0,584	0,997	0,658
9	-118,100	62,900	-671,500	-39,600	62,900	-829,200	1	3	223,025	0,530	0,282	-1,011	0,178
10	311,600	16,600	-592,100	-36,000	328,200	-628,100	2	2	239,075	0,697	0,069	-0,477	0,151
11	304,400	414,700	-571,600	-0,100	719,100	-571,700	2	2	322,700	0,943	0,715	0,229	0,000
12	150,700	417,800	-457,900	123,000	691,500	-457,900	3	1	287,350	0,524	0,546	0,406	0,428
13	87,000	466,300	-416,100	96,100	649,400	-416,100	3	1	266,375	0,327	0,249	0,438	0,361
14	133,300	487,700	-437,300	98,700	719,700	-437,300	3	1	289,250	0,461	0,314	0,488	0,341
15	-22,800	255,800	-511,200	24,500	280,300	-534,000	2	2	203,575	0,112	0,743	-0,511	0,120
16	85,700	-7,000	-521,900	-57,500	85,700	-586,400	1	3	168,025	0,510	0,042	-1,106	0,342
17	-50,100	-23,800	-571,400	-107,200	0,000	-752,500	0	4	188,125	0,266	0,127	-1,037	0,570
18	-234,800	-137,100	-501,700	-331,100	0,000	-1 204,700	0	4	301,175	0,780	0,455	0,334	0,901
19	-187,500	-151,800	-555,500	-204,400	0,000	-1 099,200	0	4	274,800	0,682	0,552	-0,021	0,744
20	-143,800	-94,500	-531,400	-179,500	0,000	-949,200	0	4	237,300	0,606	0,398	-0,239	0,756
21	-78,500	-247,500	-544,500	-155,000	0,000	-1 025,500	0	4	256,375	0,306	0,965	-0,124	0,605
22	-220,000	-49,400	-594,200	-54,500	0,000	-918,100	0	4	229,525	0,959	0,215	-0,589	0,237
23	-161,500	-14,800	233,500	178,700	412,200	-176,300	2	2	147,125	0,902	0,101	0,413	0,785
24	-237,800	-70,300	299,600	-6,800	299,600	-314,900	1	3	153,625	0,452	0,458	0,050	0,044
Всього	-834,900	651,900	-4 668,400	-104,400	7 481,800	-12 437,600	37,000	59,000	4 979,850				

Рисунок 3.2.1. Ітерація 1 для 18 січня 2024 року

На рисунку 3.2.1 відображено у стовбцях «В-Е» різниця попиту на електроенергію між днями (дельти), що передують на:

- 7 днів, для 11.01.2024 і 10.01.2024: дельта 1;
- 14 днів, для 04.01.2024 і 03.01.2024: дельта 2;
- 21 днів, для 28.12.2023 і 27.12.2023: дельта 3;
- 28 днів, для 21.12.2023 і 20.12.2023: дельта 4.

У стовбцях «F-G» відображений розрахунок суми окремо позитивних і окремо негативних значень дельт для ітерації 1.

У стовбцях «H-I» відображено підрахунок кількості днів з позитивними дельтами і негативними для ітерації 1.

У стовбці «J» розраховується середньоарифметичне для абсолютних величин дельт для ітерації 1.

У стовбцях «К-N» розраховується вага відхилення абсолютного значення дельти від абсолютного середньоарифметичного за модулем для ітерації 1. Після цього з'ясовується, чи являється значення «1 мінус розраховане» менше нуля. Зазначений показник був отриманий експериментальним шляхом. Якщо воно є від'ємним, відповідна дельта приймається як така, що має значне відхилення і може мати суттєвий, викривляючий вплив на прогнозний розрахунок. З метою покращення розрахунку зазначена дельта буде обнулена, а модель перейде до розрахунку на другу ітерацію. З метою візуалізації від'ємні значення «ваги відхилення» виділені червоною заливкою, а обнулені дельти у подальшому виділені зеленою заливкою.

O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA
Ітерація 2												
T-4	T-3	T-2	T-1	Сума поз	Сума нег	Кількість поз	Кількість нег	Абс срезнач	Вага відхилення T-4	Вага відхилення T-3	Вага відхилення T-2	Вага відхилення T-1
-122,700	-205,900	0,000	-31,300	0,000	-359,900	0	3	119,967	0,977	0,284	0,000	0,261
-51,800	-155,800	0,000	134,400	134,400	-207,600	1	2	114,000	0,454	0,633	0,000	0,821
34,400	-47,300	0,000	164,600	199,000	-47,300	2	1	82,100	0,419	0,576	0,000	-0,005
63,500	-13,800	232,800	218,300	514,600	-13,800	3	1	132,100	0,481	0,104	0,238	0,347
36,000	36,100	179,400	170,900	422,400	0,000	4	0	105,600	0,341	0,342	0,301	0,382
-71,400	-81,500	185,300	98,200	283,500	-152,900	2	2	109,100	0,654	0,747	0,302	0,900
-74,900	-117,100	297,300	-109,100	297,300	-301,100	1	3	149,600	0,501	0,783	0,013	0,729
-265,800	-88,400	152,000	-99,700	152,000	-453,900	1	3	151,475	0,245	0,584	0,997	0,658
-118,100	62,900	0,000	-39,600	62,900	-157,700	1	2	73,533	0,394	0,855	0,000	0,539
311,600	16,600	0,000	-36,000	328,200	-36,000	2	1	121,400	-0,567	0,137	0,000	0,297
304,400	414,700	-571,600	-0,100	719,100	-571,700	2	2	322,700	0,943	0,715	0,229	0,000
150,700	417,800	-457,900	123,000	691,500	-457,900	3	1	287,350	0,524	0,546	0,406	0,428
87,000	466,300	-416,100	96,100	649,400	-416,100	3	1	266,375	0,327	0,249	0,438	0,361
133,300	487,700	-437,300	98,700	719,700	-437,300	3	1	289,250	0,461	0,314	0,488	0,341
-22,800	255,800	0,000	24,500	280,300	-22,800	2	1	101,033	0,226	-0,532	0,000	0,242
85,700	-7,000	0,000	-57,500	85,700	-64,500	1	2	50,067	0,288	0,140	0,000	0,852
-50,100	-23,800	0,000	-107,200	0,000	-181,100	0	3	60,367	0,830	0,394	0,000	0,224
-234,800	-137,100	-501,700	-331,100	0,000	-1 204,700	0	4	301,175	0,780	0,455	0,334	0,901
-187,500	-151,800	0,000	-204,400	0,000	-543,700	0	3	181,233	0,965	0,838	0,000	0,872
-143,800	-94,500	0,000	-179,500	0,000	-417,800	0	3	139,267	0,967	0,679	0,000	0,711
-78,500	-247,500	0,000	-155,000	0,000	-481,000	0	3	160,333	0,490	0,456	0,000	0,967
-220,000	-49,400	0,000	-54,500	0,000	-323,900	0	3	107,967	-0,038	0,458	0,000	0,505
-161,500	-14,800	233,500	178,700	412,200	-176,300	2	2	147,125	0,902	0,101	0,413	0,785
-237,800	-70,300	299,600	-6,800	299,600	-314,900	1	3	153,625	0,452	0,458	0,050	0,044
-834,900	651,900	-804,700	-104,400	6 751,800	-7 343,900	34,000	50,000	3 726,747				

Рисунок 3.2.2. Ітерація 2 для 18 січня 2024 року

На рисунку 3.2.2 відображено у стовбцях «O-R» значення відповідних дельт з урахуванням обнулених дельт через від'ємне значення «ваги відхилення». Обнулени дельти не беруть участі у подальшому розрахунку.

Як видно, години 1-3, 9-10, 15-17, 19-22 мали від'ємні значення для дельти 2, відповідні значення дельти обнулени при ітерації 2.

У стовбцях «S-T» відображений розрахунок суми окремо позитивних і окремо негативних значень дельт для ітерації 2.

У стовбцях «U-V» відображено підрахунок кількості днів з позитивними дельтами і негативними.

У стовбці «W» розраховується середньоарифметичне для абсолютних величин дельт.

У стовбцях «X-AA» розраховується вага відхилення абсолютного значення дельти від абсолютного середньоарифметичного за модулем для ітерації 2. На ітерації 2 знову присутні від'ємні дельти у чотирьох годинах для дельти 1, дельти 3 і дельти 4. Отже, є необхідність провести ітерацію 3 з обнуленням тих дельт, для яких вага відхилення в ітерації 2 була від'ємна.

На рисунку 3.2.3 відображено у стовбцях «AB-AE» значення відповідних дельт з урахуванням обнулених дельт через від'ємне значення «ваги відхилення». Обнулени дельти не беруть участі у подальшому розрахунку.

Як видно, додатково до обнулених дельт з ітерації 1 обнулени дельти з ітерації 2:

- години 1-3, 9-10, 15-17, 19-22 для дельти 2 ітерації 1;
- година 3 для дельти 1 ітерації 2;
- година 15 для дельти 3 ітерації 2;
- години 10 і 22 для дельти 4 ітерації 2.

AB	AC	AD	AE	AF	AG	AH	AI	AJ	AK	AL	AM	AN
Ітерація 3												
T-4	T-3	T-2	T-1	Сума поз	Сума нег	Кількість поз	Кількість нег	Абс срзнач	Вага відхилення T-4	Вага відхилення T-3	Вага відхилення T-2	Вага відхилення T-1
-122,700	-205,900	0,000	-31,300	0,000	-359,900	0	3	119,967	0,977	0,284	0,000	0,261
-51,800	-155,800	0,000	134,400	134,400	-207,600	1	2	114,000	0,454	0,633	0,000	0,821
34,400	-47,300	0,000	0,000	34,400	-47,300	1	1	40,850	0,842	0,842	0,000	0,000
63,500	-13,800	232,800	218,300	514,600	-13,800	3	1	132,100	0,481	0,104	0,238	0,347
36,000	36,100	179,400	170,900	422,400	0,000	4	0	105,600	0,341	0,342	0,301	0,382
-71,400	-81,500	185,300	98,200	283,500	-152,900	2	2	109,100	0,654	0,747	0,302	0,900
-74,900	-117,100	297,300	-109,100	297,300	-301,100	1	3	149,600	0,501	0,783	0,013	0,729
-265,800	-88,400	152,000	-99,700	152,000	-453,900	1	3	151,475	0,245	0,584	0,997	0,658
-118,100	62,900	0,000	-39,600	62,900	-157,700	1	2	73,533	0,394	0,855	0,000	0,539
0,000	16,600	0,000	-36,000	16,600	-36,000	1	1	26,300	0,000	0,631	0,000	0,631
304,400	414,700	-571,600	-0,100	719,100	-571,700	2	2	322,700	0,943	0,715	0,229	0,000
150,700	417,800	-457,900	123,000	691,500	-457,900	3	1	287,350	0,524	0,546	0,406	0,428
87,000	466,300	-416,100	96,100	649,400	-416,100	3	1	266,375	0,327	0,249	0,438	0,361
133,300	487,700	-437,300	98,700	719,700	-437,300	3	1	289,250	0,461	0,314	0,488	0,341
-22,800	0,000	0,000	24,500	24,500	-22,800	1	1	23,650	0,964	0,000	0,000	0,964
85,700	-7,000	0,000	-57,500	85,700	-64,500	1	2	50,067	0,288	0,140	0,000	0,852
-50,100	-23,800	0,000	-107,200	0,000	-181,100	0	3	60,367	0,830	0,394	0,000	0,224
-234,800	-137,100	-501,700	-331,100	0,000	-1 204,700	0	4	301,175	0,780	0,455	0,334	0,901
-187,500	-151,800	0,000	-204,400	0,000	-543,700	0	3	181,233	0,965	0,838	0,000	0,872
-143,800	-94,500	0,000	-179,500	0,000	-417,800	0	3	139,267	0,967	0,679	0,000	0,711
-78,500	-247,500	0,000	-155,000	0,000	-481,000	0	3	160,333	0,490	0,456	0,000	0,967
0,000	-49,400	0,000	-54,500	0,000	-103,900	0	2	51,950	0,000	0,951	0,000	0,951
-161,500	-14,800	233,500	178,700	412,200	-176,300	2	2	147,125	0,902	0,101	0,413	0,785
-237,800	-70,300	299,600	-6,800	299,600	-314,900	1	3	153,625	0,452	0,458	0,050	0,044
-926,500	396,100	-804,700	-269,000	5 519,800	-7 123,900	31,000	49,000	3 456,992				

Рисунок 3.2.3. Ітерація 3 для 18 січня 2024 року

У стовбцях «AF-AG» відображений розрахунок суми окремо позитивних і окремо негативних значень дельт для ітерації 3.

У стовбцях «AH-AI» відображено підрахунок кількості днів з позитивними дельтами і негативними.

У стовбці «AJ» розраховується середньоарифметичне для абсолютних величин дельт.

У стовбцях «AX-AN» розраховується вага відхилення абсолютного значення дельти від абсолютного середньоарифметичного за модулем для ітерації 3. На ітерації 3 відсутні негативні значення «ваги відхилення», а отже необхідність проведення ітерації 4 відсутня (ітерація 4 буде дорівнювати ітерації 3). Таким чином, можна переходити до остаточного розрахунку прогнозних значень.

BB	BC	BD	BE	BF	BG	BH	BI	BJ	BK
Сума ваги поз	Сума ваги нег	Кориг вага	T-4 зважена	T-3 зважена	T-2 зважена	T-1 зважена	Сума дельт кориг	Сума кориг	Середньозважене значення зміни попиту
#ДІЛЕННЯ/0!	0,507	1,000	0,977	0,284	0,000	0,261	-186,482	1,522	-122,500
0,821	0,544	0,331	0,454	0,633	0,000	0,272	-85,663	1,360	-63,000
0,842	0,842	1,000	0,842	0,842	0,000	0,000	-10,863	1,684	-6,500
0,355	0,104	0,882	0,424	0,104	0,210	0,306	141,205	1,045	135,200
0,341	#ДІЛЕННЯ/0!	1,000	0,341	0,342	0,301	0,382	143,858	1,366	105,300
0,601	0,701	1,000	0,654	0,747	0,302	0,900	36,658	2,603	14,100
0,013	0,671	17,608	0,501	0,783	0,224	0,729	-142,239	2,236	-63,600
0,997	0,496	0,166	0,245	0,584	0,165	0,658	-157,286	1,652	-95,200
0,855	0,466	0,273	0,394	0,233	0,000	0,539	-53,186	1,166	-45,600
0,631	0,631	1,000	0,000	0,631	0,000	0,631	-12,245	1,262	-9,700
0,829	0,115	1,000	0,943	0,715	0,229	0,000	452,887	1,887	240,000
0,500	0,406	2,441	1,280	1,333	0,406	1,045	692,268	4,065	170,300
0,312	0,438	4,207	1,374	1,049	0,438	1,518	572,548	4,379	130,700
0,372	0,488	3,937	1,814	1,236	0,488	1,343	763,668	4,882	156,400
0,964	0,964	1,000	0,964	0,000	0,000	0,964	1,639	1,928	0,800
0,288	0,496	0,860	0,248	0,140	0,000	0,852	-28,702	1,239	-23,200
#ДІЛЕННЯ/0!	0,483	1,000	0,830	0,394	0,000	0,224	-74,995	1,448	-51,800
#ДІЛЕННЯ/0!	0,617	1,000	0,780	0,455	0,334	0,901	-711,329	2,470	-288,000
#ДІЛЕННЯ/0!	0,892	1,000	0,965	0,838	0,000	0,872	-486,435	2,675	-181,800
#ДІЛЕННЯ/0!	0,786	1,000	0,967	0,679	0,000	0,711	-330,886	2,357	-140,400
#ДІЛЕННЯ/0!	0,638	1,000	0,490	0,456	0,000	0,967	-301,222	1,913	-157,500
#ДІЛЕННЯ/0!	0,951	1,000	0,000	0,951	0,000	0,951	-98,800	1,902	-52,000
0,599	0,501	1,000	0,902	0,101	0,413	0,785	89,555	2,201	40,700
0,050	0,318	2,129	0,452	0,458	0,106	0,044	-108,218	1,060	-102,100

Рисунок 3.2.4. Розрахунок середньозваженого значення зміни попиту на електроенергію

На рисунку 3.2.4 відображено безпосередній розрахунок величини коригування, яке буде застосоване для визначення середньозваженого значення зміни попиту на електроенергію. На даному кроці необхідно виділити тренд у частині кількості днів з від’ємними або додатними дельтами і здійснити відповідне коригування.

У стовбцях «BB-BC» відображений розрахунок середнього значення ваги коригування окремо позитивних і окремо негативних значень дельт. При цьому, у випадку реалізації засобами MS Excel, при розрахунку середнього значення може відбутися ділення на 0, у результаті чого відбувається помилка ділення. Це є нормальним при розрахунку і означає, що кількість або днів з позитивними дельтами, або негативними дельтами відсутня.

Як наслідок, чітко виділяється тренд, а тому відсутня необхідність здійснювати коригування «ваги відхилення» (коефіцієнт «коригування ваги» приймається рівним 1). Також, окремим випадком може бути ситуація, коли кількість днів з позитивною і негативною кількістю дельт є різною, у цьому випадку неможливо чітко передбачити тренд, а тому коефіцієнт «коригування ваги» приймається рівним 1.

У стовбці «BD» відображено підрахунок коефіцієнта «коригування ваги». Цей коефіцієнт або збільшує вагу днів з позитивним дельтами, якщо їх переважна кількість (у результаті розрахунку коефіцієнт більше 1), або зменшує, якщо переважна кількість днів з негативними дельтами (коефіцієнт менше 1). А негативні дельти залишаються, при цьому без змін. Необхідно зазначити, що при розрахунку немає різниці, які дельти коригувати, а які залишати без змін, оскільки коефіцієнт «коригування ваги» розраховується як співвідношення кількості позитивних днів до негативних, поділений на коефіцієнт співвідношення відповідного середньоарифметичного значення ваги позитивних дельт до негативних.

У стовбцях «BE-BH» зважуються значення «ваги відхилення» на «вагу коригування» для позитивних дельт. «Ваги відхилення» для негативних дельт залишаються незмінними, а для обнулених дельт приймаються рівними 0.

У стовбцях «BI-BK» безпосередньо розраховується середньозважене значення зміни попиту на електроенергію шляхом множення індивідуальних «зважених ваг відхилення» на відповідні дельти, і діленням на суму «зважених ваг відхилення».

Останнім кроком залишається визначити прогнозоване значення погодинного попиту на електроенергію на РДН на наступну добу.

На рисунку 3.2.5 відображено останній крок у розрахунку прогнозного значення і порівняння з фактичним показником на цю добу.

BL	BM	BN	BO	BP
Попит попередньої доби (17.01.2024)	Прогноз попиту на 18.01.2024	Факт попиту на 18.01.2024	Абсолютне відхилення факту від прогнозу	Відносне відхилення факту від прогнозу
2 131,500	2 009,000	2 285,400	276,400	12%
2 288,200	2 225,200	2 038,100	-187,100	-9%
2 242,700	2 236,200	2 008,600	-227,600	-11%
2 171,600	2 306,800	2 001,100	-305,700	-15%
2 150,800	2 256,100	1 983,100	-273,000	-14%
2 132,800	2 146,900	1 987,900	-159,000	-8%
2 022,300	1 958,700	2 468,700	510,000	21%
1 991,000	1 895,800	2 710,300	814,500	30%
2 299,900	2 254,300	3 290,100	1 035,800	31%
3 106,900	3 097,200	3 651,900	554,700	15%
3 267,900	3 507,900	3 565,500	57,600	2%
3 266,000	3 436,300	3 526,800	90,500	3%
3 259,400	3 390,100	3 330,400	-59,700	-2%
3 128,100	3 284,500	3 307,700	23,200	1%
3 075,900	3 076,700	3 339,000	262,300	8%
3 456,400	3 433,200	3 370,100	-63,100	-2%
4 000,000	3 948,200	3 721,500	-226,700	-6%
4 165,600	3 877,600	3 398,500	-479,100	-14%
4 149,600	3 967,800	3 404,900	-562,900	-17%
3 519,900	3 379,500	3 147,300	-232,200	-7%
3 379,600	3 222,100	2 969,400	-252,700	-9%
3 341,200	3 289,200	2 946,400	-342,800	-12%
2 752,700	2 793,400	2 558,600	-234,800	-9%
2 694,600	2 592,500	3 495,500	903,000	26%
69 994,600	69 585,200	70 506,800	921,600	1%

Рисунок 3.2.5. Розрахунок прогнозованого попиту на електроенергію та похибки прогнозування

У стовбці «BL» зазначається фактичний попит на електроенергію попередньою доби. До нього буде додано середньозважене значення зміни попиту на електроенергію за аналогічні попередні 4 тижні.

У стовбці «BM» розраховується прогнозна величина попиту на електроенергію на 18.01.2024.

У стовбці «BN» зазначається фактична величина попиту на електроенергію, яка склалась за результатами торгів на 18.01.2024.

У стовбцях «BO-BP» розраховується абсолютне та відносне відхилення фактичних показників від прогнозних.

Як видно з розрахунку на 18.01.2024, точність прогнозування коливається від 1% до 30% в залежності від години, а середнє відхилення за добу складає близько 1%.

Додатково можна навести приклад такого розрахунку для літнього місяця, наприклад для 27.06.2024.

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
27.06.2024	Ітерація 1												
Зміна попиту між добами ретроспектива	T-4	T-3	T-2	T-1	Сума поз	Сума нег	Кількість поз	Кількість нег	Абс срзнач	Вага відхилення T-4	Вага відхилення T-3	Вага відхилення T-2	Вага відхилення T-1
1	380,600	-41,900	-12,200	-271,500	380,600	-325,600	1	3	176,550	-0,156	0,237	0,069	0,462
2	1,400	123,900	-171,200	-318,300	125,300	-489,500	2	2	153,700	0,009	0,806	0,886	-0,071
3	40,500	165,700	-150,500	-150,300	206,200	-300,800	2	2	126,750	0,320	0,693	0,813	0,814
4	69,400	176,900	-170,300	-153,900	246,300	-324,200	2	2	142,625	0,487	0,760	0,806	0,921
5	99,600	54,100	-176,500	-188,400	153,700	-364,900	2	2	129,650	0,768	0,417	0,639	0,547
6	167,000	189,400	-208,900	-146,400	356,400	-355,300	2	2	177,925	0,939	0,936	0,826	0,823
7	573,400	84,700	32,600	-329,300	690,700	-329,300	3	1	255,000	-0,249	0,332	0,128	0,709
8	557,000	245,200	-52,700	-287,800	802,200	-340,500	2	2	285,675	0,050	0,858	0,184	0,993
9	558,400	89,500	-239,700	-237,000	647,900	-476,700	2	2	281,150	0,014	0,318	0,853	0,843
10	607,800	67,000	-188,500	-90,800	674,800	-279,300	2	2	238,525	-0,548	0,281	0,790	0,381
11	-35,900	-405,600	-106,600	-69,900	0,000	-618,000	0	4	154,500	0,232	-0,625	0,690	0,452
12	2,500	-369,700	-62,300	-136,300	2,500	-568,300	1	3	142,700	0,018	-0,591	0,437	0,955
13	-60,500	-299,500	-52,700	-140,200	0,000	-552,900	0	4	138,225	0,438	-0,167	0,381	0,986
14	-73,600	-335,800	57,700	-155,300	57,700	-564,700	1	3	155,600	0,473	-0,158	0,371	0,998
15	-118,400	-311,700	89,200	-85,400	89,200	-515,500	1	3	151,175	0,783	-0,062	0,590	0,565
16	71,300	-414,600	-143,200	-167,800	71,300	-725,600	1	3	199,225	0,358	-0,081	0,719	0,842
17	-69,000	-128,200	93,400	-93,600	93,400	-290,800	1	3	96,050	0,718	0,665	0,972	0,974
18	79,500	-137,500	-80,000	206,100	285,600	-217,500	2	2	125,775	0,632	0,907	0,636	0,361
19	6,200	-1,500	253,800	2,300	262,300	-1,500	3	1	65,950	0,094	0,023	-1,848	0,035
20	-440,900	142,100	5,100	138,900	286,100	-440,900	3	1	181,750	-0,426	0,782	0,028	0,764
21	-630,300	238,900	-56,900	-122,600	238,900	-809,800	1	3	262,175	-0,404	0,911	0,217	0,468
22	-462,400	127,600	-42,400	-66,400	127,600	-571,200	1	3	174,700	-0,647	0,730	0,243	0,380
23	-420,500	212,100	83,300	-99,600	295,400	-520,100	2	2	203,875	-0,063	0,960	0,409	0,489
24	25,600	-62,700	139,800	-36,200	165,400	-98,900	2	2	66,075	0,387	0,949	-0,116	0,548
Всього	928,700	-591,600	-1 159,700	-2 999,700	6 259,500	-10 081,800	39,000	57,000	4 085,325				

Рисунок 3.2.6. Ітерація 1 для 27 червня 2024 року

На рисунку 3.2.6 відображено у стовбцях «В-Е» різниця попиту на електроенергію між днями (дельти), що передують на:

- 7 днів, для 20.06.2024 і 19.06.2024: дельта 1;
- 14 днів, для 13.06.2024 і 12.06.2024: дельта 2;
- 21 днів, для 06.06.2024 і 05.06.2024: дельта 3;
- 28 днів, для 30.05.2024 і 29.05.2024: дельта 4.

O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA
Ітерація 2												
T-4	T-3	T-2	T-1	Сума поз	Сума нег	Кількість поз	Кількість нег	Абс срізнач	Вага відхилення T-4	Вага відхилення T-3	Вага відхилення T-2	Вага відхилення T-1
0,000	-41,900	-12,200	-271,500	0,000	-325,600	0	3	108,533	0,000	0,386	0,112	-0,502
1,400	123,900	-171,200	0,000	125,300	-171,200	2	1	98,833	0,014	0,746	0,268	0,000
40,500	165,700	-150,500	-150,300	206,200	-300,800	2	2	126,750	0,320	0,693	0,813	0,814
69,400	176,900	-170,300	-153,900	246,300	-324,200	2	2	142,625	0,487	0,760	0,806	0,921
99,600	54,100	-176,500	-188,400	153,700	-364,900	2	2	129,650	0,768	0,417	0,639	0,547
167,000	189,400	-208,900	-146,400	356,400	-355,300	2	2	177,925	0,939	0,936	0,826	0,823
0,000	84,700	32,600	-329,300	117,300	-329,300	2	1	148,867	0,000	0,569	0,219	-0,212
557,000	245,200	-52,700	-287,800	802,200	-340,500	2	2	285,675	0,050	0,858	0,184	0,993
558,400	89,500	-239,700	-237,000	647,900	-476,700	2	2	281,150	0,014	0,318	0,853	0,843
0,000	67,000	-188,500	-90,800	67,000	-279,300	1	2	115,433	0,000	0,580	0,367	0,787
-35,900	0,000	-106,600	-69,900	0,000	-212,400	0	3	70,800	0,507	0,000	0,494	0,987
2,500	0,000	-62,300	-136,300	2,500	-198,600	1	2	67,033	0,037	0,000	0,929	-0,033
-60,500	0,000	-52,700	-140,200	0,000	-253,400	0	3	84,467	0,716	0,000	0,624	0,340
-73,600	0,000	57,700	-155,300	57,700	-228,900	1	2	95,533	0,770	0,000	0,604	0,374
-118,400	0,000	89,200	-85,400	89,200	-203,800	1	2	97,667	0,788	0,000	0,913	0,874
71,300	0,000	-143,200	-167,800	71,300	-311,000	1	2	127,433	0,560	0,000	0,876	0,683
-69,000	-128,200	93,400	-93,600	93,400	-290,800	1	3	96,050	0,718	0,665	0,972	0,974
79,500	-137,500	-80,000	206,100	285,600	-217,500	2	2	125,775	0,632	0,907	0,636	0,361
6,200	-1,500	0,000	2,300	8,500	-1,500	2	1	3,333	0,140	0,450	0,000	0,690
0,000	142,100	5,100	138,900	286,100	0,000	3	0	95,367	0,000	0,510	0,053	0,544
0,000	238,900	-56,900	-122,600	238,900	-179,500	1	2	139,467	0,000	0,287	0,408	0,879
0,000	127,600	-42,400	-66,400	127,600	-108,800	1	2	78,800	0,000	0,381	0,538	0,843
0,000	212,100	83,300	-99,600	295,400	-99,600	2	1	131,667	0,000	0,389	0,633	0,756
25,600	-62,700	0,000	-36,200	25,600	-98,900	1	2	41,500	0,617	0,489	0,000	0,872
1 321,000	1 545,300	-1 553,300	-2 681,400	4 304,100	-5 672,500	34,000	46,000	2 870,333				

Рисунок 3.2.7. Ітерація 2 для 27 червня 2024 року

Як видно з рисунку 3.2.7, «ваги відхилення»:

- година 2 мала від'ємне значення для дельти 1;
- години 19-24 мали від'ємні значення для дельти 2;
- години 11-16 мали від'ємні значення для дельти 3;
- година 1, 7, 10, 20-23 мали від'ємні значення для дельти 4.

Таким чином, відповідні значення дельти обнулені при ітерації 2. Разом з тим, при ітерації 2 наявні від'ємні дельти 1 для годин 1, 7, 12, а тому вони будуть обнулені при ітерації 3.

AB	AC	AD	AE	AF	AG	AH	AI	AJ	AK	AL	AM	AN
Ітерація 3												
T-4	T-3	T-2	T-1	Сума поз	Сума нег	Кількість поз	Кількість нег	Абс срзнач	Вага відхилення T-4	Вага відхилення T-3	Вага відхилення T-2	Вага відхилення T-1
0,000	-41,900	-12,200	0,000	0,000	-54,100	0	2	27,050	0,000	0,451	0,451	0,000
1,400	123,900	-171,200	0,000	125,300	-171,200	2	1	98,833	0,014	0,746	0,268	0,000
40,500	165,700	-150,500	-150,300	206,200	-300,800	2	2	126,750	0,320	0,693	0,813	0,814
69,400	176,900	-170,300	-153,900	246,300	-324,200	2	2	142,625	0,487	0,760	0,806	0,921
99,600	54,100	-176,500	-188,400	153,700	-364,900	2	2	129,650	0,768	0,417	0,639	0,547
167,000	189,400	-208,900	-146,400	356,400	-355,300	2	2	177,925	0,939	0,936	0,826	0,823
0,000	84,700	32,600	0,000	117,300	0,000	2	0	58,650	0,000	0,556	0,556	0,000
557,000	245,200	-52,700	-287,800	802,200	-340,500	2	2	285,675	0,050	0,858	0,184	0,993
558,400	89,500	-239,700	-237,000	647,900	-476,700	2	2	281,150	0,014	0,318	0,853	0,843
0,000	67,000	-188,500	-90,800	67,000	-279,300	1	2	115,433	0,000	0,580	0,367	0,787
-35,900	0,000	-106,600	-69,900	0,000	-212,400	0	3	70,800	0,507	0,000	0,494	0,987
2,500	0,000	-62,300	0,000	2,500	-62,300	1	1	32,400	0,077	0,000	0,077	0,000
-60,500	0,000	-52,700	-140,200	0,000	-253,400	0	3	84,467	0,716	0,000	0,624	0,340
-73,600	0,000	57,700	-155,300	57,700	-228,900	1	2	95,533	0,770	0,000	0,604	0,374
-118,400	0,000	89,200	-85,400	89,200	-203,800	1	2	97,667	0,788	0,000	0,913	0,874
71,300	0,000	-143,200	-167,800	71,300	-311,000	1	2	127,433	0,560	0,000	0,876	0,683
-69,000	-128,200	93,400	-93,600	93,400	-290,800	1	3	96,050	0,718	0,665	0,972	0,974
79,500	-137,500	-80,000	206,100	285,600	-217,500	2	2	125,775	0,632	0,907	0,636	0,361
6,200	-1,500	0,000	2,300	8,500	-1,500	2	1	3,333	0,140	0,450	0,000	0,690
0,000	142,100	5,100	138,900	286,100	0,000	3	0	95,367	0,000	0,510	0,053	0,544
0,000	238,900	-56,900	-122,600	238,900	-179,500	1	2	139,467	0,000	0,287	0,408	0,879
0,000	127,600	-42,400	-66,400	127,600	-108,800	1	2	78,800	0,000	0,381	0,538	0,843
0,000	212,100	83,300	-99,600	295,400	-99,600	2	1	131,667	0,000	0,389	0,633	0,756
25,600	-62,700	0,000	-36,200	25,600	-98,900	1	2	41,500	0,617	0,489	0,000	0,872
1 321,000	1 545,300	-1 553,300	-1 944,300	4 304,100	-4 935,400	34,000	43,000	2 664,000				

Рисунок 3.2.8. Ітерація 3 для 27 червня 2024 року

BB	BC	BD	BE	BF	BG	BH	BI	BJ	BK
Сума ваги поз	Сума ваги нег	Кориг вага	T-4 зважена	T-3 зважена	T-2 зважена	T-1 зважена	Сума дельт кориг	Сума кориг	Середньозважене значення зміни попиту
#ДІЛЕННЯ/О!	0,451	1,000	0,000	0,451	0,451	0,000	-24,400	0,902	-27,100
0,380	0,268	1,408	0,020	1,051	0,268	0,000	84,427	1,339	63,100
0,506	0,813	1,000	0,320	0,693	0,813	0,814	-116,953	2,639	-44,300
0,623	0,863	1,000	0,487	0,760	0,806	0,921	-110,831	2,973	-37,300
0,593	0,593	1,000	0,768	0,417	0,639	0,547	-116,659	2,371	-49,200
0,937	0,824	1,000	0,939	0,936	0,826	0,823	40,938	3,523	11,600
0,556	#ДІЛЕННЯ/О!	1,000	0,000	0,556	0,556	0,000	65,200	1,112	58,700
0,454	0,589	1,000	0,050	0,858	0,184	0,993	-56,942	2,086	-27,300
0,166	0,848	1,000	0,014	0,318	0,853	0,843	-367,907	2,028	-181,400
0,580	0,577	0,497	0,000	0,288	0,367	0,787	-121,284	1,442	-84,100
#ДІЛЕННЯ/О!	0,663	1,000	0,507	0,000	0,494	0,987	-139,913	1,989	-70,400
0,077	0,077	1,000	0,077	0,000	0,077	0,000	-4,614	0,154	-29,900
#ДІЛЕННЯ/О!	0,560	1,000	0,716	0,000	0,624	0,340	-123,906	1,680	-73,700
0,604	0,572	0,474	0,770	0,000	0,286	0,374	-98,331	1,431	-68,700
0,913	0,831	0,455	0,788	0,000	0,416	0,874	-130,874	2,078	-63,000
0,560	0,780	0,697	0,390	0,000	0,876	0,683	-212,331	1,949	-108,900
0,972	0,786	0,269	0,718	0,665	0,262	0,974	-201,597	2,620	-76,900
0,497	0,771	1,000	0,632	0,907	0,636	0,361	-50,840	2,536	-20,000
0,415	0,450	2,169	0,304	0,450	0,000	1,496	4,649	2,250	2,100
0,369	#ДІЛЕННЯ/О!	1,000	0,000	0,510	0,053	0,544	148,233	1,107	133,900
0,287	0,644	1,121	0,000	0,322	0,408	0,879	-54,119	1,609	-33,600
0,381	0,690	0,907	0,000	0,345	0,538	0,843	-34,721	1,726	-20,100
0,511	0,756	2,961	0,000	1,152	1,874	0,756	325,125	3,782	86,000
0,617	0,681	0,552	0,340	0,489	0,000	0,872	-53,534	1,702	-31,500
							-1 351,184	47,028	-692,000

Рисунок 3.2.9. Розрахунок середньозваженого значення зміни попиту на електроенергію

Рисунки 3.2.8 і 3.2.9 демонструють остаточну ітерацію, при якій відсутні від’ємні «ваги відхилення» а також розрахунок середньозваженого значення зміни попиту на електроенергію.

BL	BM	BN	BO	BP
Попит попередньої доби (26.06.2024)	Прогноз попиту на 27.06.2024	Факт попиту на 27.06.2024	Абсолютне відхилення факту від прогнозу	Відносне відхилення факту від прогнозу
3 049,700	3 022,600	3 035,700	13,100	0%
2 380,200	2 443,300	2 474,800	31,500	1%
2 227,900	2 183,600	2 129,200	-54,400	-3%
2 136,800	2 099,500	2 014,700	-84,800	-4%
2 132,200	2 083,000	2 067,700	-15,300	-1%
2 167,900	2 179,500	2 339,900	160,400	7%
2 382,700	2 441,400	2 903,100	461,700	16%
2 475,700	2 448,400	3 129,900	681,500	22%
2 978,600	2 797,200	3 256,600	459,400	14%
3 091,900	3 007,800	3 235,900	228,100	7%
2 944,400	2 874,000	3 109,000	235,000	8%
2 798,100	2 768,200	2 765,600	-2,600	0%
2 751,600	2 677,900	2 659,400	-18,500	-1%
2 714,400	2 645,700	2 718,000	72,300	3%
2 693,900	2 630,900	2 754,300	123,400	4%
2 822,100	2 713,200	2 881,300	168,100	6%
2 648,000	2 571,100	2 991,100	420,000	14%
2 712,100	2 692,100	3 539,000	846,900	24%
3 363,900	3 366,000	3 808,100	442,100	12%
3 887,200	4 021,100	4 155,300	134,200	3%
4 112,500	4 078,900	4 339,100	260,200	6%
4 234,600	4 214,500	4 386,000	171,500	4%
3 964,500	4 050,500	4 132,000	81,500	2%
3 885,300	3 853,800	3 842,700	-11,100	0%
70 556,200	69 864,200	74 668,400	4 804,200	6%

Рисунок 3.2.10. Розрахунок прогнозованого попиту на електроенергію та похибки прогнозування

Як видно з розрахунку на 27.06.2024, точність прогнозування коливається від 0% до 24% в залежності від години, а середнє відхилення за добу складає близько 6%.

3.3. Аналіз результатів прогнозування, порівняння з фактичними показниками короткострокового прогнозування, обмеження моделі

Запропонована математична модель короткострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» може бути застосовані для виконання щоденних практичних розрахунків.

Окрім цього, було встановлено, що на підставі зазначених розрахунків у сукупності з використанням математичної моделі рівноваги на ринку електричної енергії «на добу наперед» надає можливість здійснювати аналіз тенденцій ціноутворення на РДН разом із рівноважним станом ринку електричної енергії. Також, у разі виникнення суттєвих розбіжностей між прогнозними та фактичними значеннями погодинного попиту на електроенергію на РДН, є можливість виявити потенційну нетипову поведінку учасників ринку, яка потребує додаткової уваги та дослідження.

Разом з тим, запропонована модель короткострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» має певні обмеження та ризики, які обов'язково необхідно враховувати при безпосередньому виконанні прогнозування:

1. Неможливість врахування зміни прайс-кеп, встановлених на ринок електричної енергії. На сьогоднішній день, регуляторними рішеннями на РДН обмеження по ціні згору – тобто, учасники ринку не можуть подавати заявки за цінами, які перевищують встановлені ліміти. Так, при зміні прайс-кеп – а саме протягом 2024 року, особливо в літній період, НКРЕКП прийняла ряд рішень, у результаті яких верхні прайс-кепи були змінені в бік збільшення. Це призвело до того, що значна частина покупців, яка традиційно купує за двосторонніми договорами, вимушена була здійснювати купівлю на РДН до моменту укладення нових контрактів, у результаті яких попит на електроенергію навпаки, несподівано зменшився.

2. Неможливість передбачити аварійні відключення електроенергії в об'єднаній енергетичній системі України. Як і будь-яка інша система, без відсутності інформації щодо майбутніх відключень показує негативний результат при прогнозуванні. Оскільки і самі покупці не знає, чи будуть їх завтра обмежувати у

споживанні, чи ні. Це призводить до непередбачуваних змін у попиті на електроенергію на ринку, які неможливо передбачити.

3. Модель немає можливості в автоматизованому режимі відслідковувати нетипові дні протягом року, на які припадають значні коливання споживання (і, відповідно, попиту на електроенергію). Для прикладу, Новий рік, Великдень, Різдво. У зазначені дні профіль споживання має суттєву відмінність від звичайних днів, а тому похибка при прогнозуванні буде суттєвою. Це підтверджується і результатами розрахунків, за яких, наприклад, похибка прогнозування на 01.01.2024 складала від 96% до 444% (у середньому – 232%), хоча, наприклад на 31.12.2024 (день перед Новим роком) похибка прогнозування складала від 0% до 31% (у середньому 9%). Така проблема може бути вирішена у два способи:

1) оператор, який здійснює та верифікує розрахунок у ручному режимі вибирає «аналогічними» дня свята між днями у попередніх роках – це дозволить уникнути заздалегідь невірних прогнозування;

2) у майбутньому перспективним розвиток цього дослідження буде залучення машинного навчання і утворення так званої гібридної моделі, яка буде самостійно, базуючись на очікуванні нетипових святкових днів, здійснювати коректну поправку при прогнозуванні.

4. Модель має певний перехідний період кожного місяця. У зв'язку з потенційною зміною структури купівлі-продажу електроенергії за двосторонніми договорами між місяцями (у поточних реаліях на ринку електричної енергії України широко застосовуються саме місячні контракти на постачання електричної енергії), при переході з одного місяця на інший перші декілька днів модель може показувати викривлені результати, якщо відбулись значні зміни в обсягах електроенергії, законтракованих за двосторонніми договорами.

Запровадження зазначеного підходу засобами MS Excel дозволяє запроваджувати модель короткострокового прогнозування попиту на

електроенергію на ринку «на добу наперед» без витрат, а, ураховуючи використання набору даних за останні 28 днів, швидкість розрахунки виконується миттєво.

Для оцінки результатів прогнозування пропонується використовувати MARE, оскільки у зв'язку зі специфікою ринку електричної енергії і прогнозування РДН загалом, нівелюється один із недоліків цього методу оцінки результатів прогнозування – наявність значень фактичного попиту на електроенергію, близьких до 0. А наявність значень, вищих, ніж 100% може свідчити як про наявність нетипових днів (свята тощо), так і про маніпулятивну поведінку на ринку електричної енергії, що може слугувати маркером для органів влади та Регулятора для проведення додаткових та оперативних досліджень.

3.4. Виконання середньострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед»

Питання погодинного моделювання на середньострокову перспективу має певні ускладнення, не пов'язані зі самою суттю моделі, а із зовнішніми факторами. Оскільки при прогнозуванні на наступну добу можна стверджувати, що найкращий прогноз буде той, який схожий на останній день (або декілька днів/періодів), то для підготовки та виконання погодинних прогнозів на період від місяця до року необхідно розширювати кількість параметрів для розв'язання цієї задачі.

Такими параметрами можуть бути історичні дані щодо погодинної структури генерації електроенергії, історичні дані щодо погодинної структури споживання електроенергії, планові показники щодо виробництва та споживання електроенергії (наприклад, прогнозний баланс електроенергії, який затверджується Міністерством енергетики України), графік ремонту генеруючого

обладнання, історичні дані щодо структури купівлі-продажу електроенергії на РДН тощо.

Разом з тим, до початку воєнних дій зазначена інформація була у відкритому доступі, її можна було використовувати для побудови моделей. Ця інформація використовувалась і самими учасниками ринку для того, щоб мати очікування на ринку електричної енергії на певний період наперед.

Інформація щодо погодинного виробництва за джерелом виробництва електроенергії, погодинного споживання електроенергії публікувалась на веб-сайті ОСП, інформація щодо структури продажу електроенергії на РДН була доступною у щомісячних звітах ОР, і інформація щодо графіку ремонту енергоблоків та прогнозний баланс електроенергії з фактичними показниками були доступні на веб-сайті Міністерства енергетики України.

Однак, з початком воєнних дій зазначена вище інформація потрапила до переліку конфіденційної і відноситься до такої, яка є чутливою. Як результат, цю інформацію було закрито.

Між ІПМЕ та ОР 30 листопада 2022 року було укладено Меморандум. Суттю цього Меморандуму стало надання допомоги з боку ІПМЕ до ОР в частині напрацювання моделі для прогнозування коротко-, середньо- та довгострокового погодинного попиту на електроенергію. У дисертаційному дослідженні розглядаються результати практичних напрацювань та практичного впровадження результатів роботи над Меморандумом у програмному забезпеченні ОР (що підтверджується відповідним листом у додатку Г) у частині короткострокового та середньострокового прогнозування.

З метою розробки ефективної моделі, яка б відповідала вимогам ОР, а саме:

- точність прогнозування;
- оперативність та швидкість запровадження;
- мінімальні або відсутні витрати для запровадження

ІПМЕ була надана можливість отримати доступ до вищезазначених даних за умови роботи на базі ОР, а також дотримання відповідної конфіденційності.

Таким чином, протягом двох років виконувалась відповідно робота, результатом якої і стала розробка відповідної методики прогнозування і, власне, практичне впровадження результатів роботи.

Ураховуючи, що дисертаційне дослідження має публічний характер, навести погодинні проміжні результати або показати першоджерела інформації не виявляється можливим. Разом з тим, формульний опис напрацьованої моделі був зазначений у розділі 2.8.

У спрощеному вигляді сам алгоритм прогнозування попиту на електроенергію відбувається наступним чином:

1. Першим кроком є визначення історичних погодинних даних за попередній рік щодо фактичного споживання електроенергії, а також даних з прогнозного балансу електроенергії на наступний рік (а саме, місячні параметри споживання електроенергії за весь рік).

2. Здійснюється профілювання прогнозного місячних параметрів на основі фактичних історичних погодинних даних. Результатом розрахунку є прогнозовані погодинні обсяги споживання електроенергії на наступний рік.

3. Наступним кроком є визначення погодинної частки для кожного дня та години в році шляхом ділення попиту на електроенергію на РДН на загальне фактичне споживання електроенергії за попередні 365 днів.

4. На підставі цих значень визначається усереднений коефіцієнт для кожного години кожного дня тижня, окремо для кожного місяця. Результатом є 168 погодинних коефіцієнтів для кожного місяця.

5. Для розрахунку прогнозованого погодинного значення попиту на електроенергію на РДН на наступні 365 днів, прогнозований погодинний обсяг

споживання електроенергії на наступні 365 днів множиться на відповідний погодинний коефіцієнт, відповідно до години, дня тижня та місяця.

Головним оптимізуючим фактором цієї моделі є можливість коригування прогнозів всередині року, додаючи нові і більш актуальні історичні дані до загального набору даних.

Разом з тим, ОР було надано примірник коду розрахунку середньострокового прогнозного погодинного обсягу попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» (наведено у додатку Г) у базі даних ОР. На сьогоднішній день на зазначений примірник коду отримане відповідне авторське право.

3.5. Аналіз результатів прогнозування, порівняння з фактичними показниками середньострокового прогнозування та обмеження моделі

ОР було надано узагальнені показники прогнозування за перші десять місяців з 2023 по 2025 рік (наведено у рисунку 3.5.1).

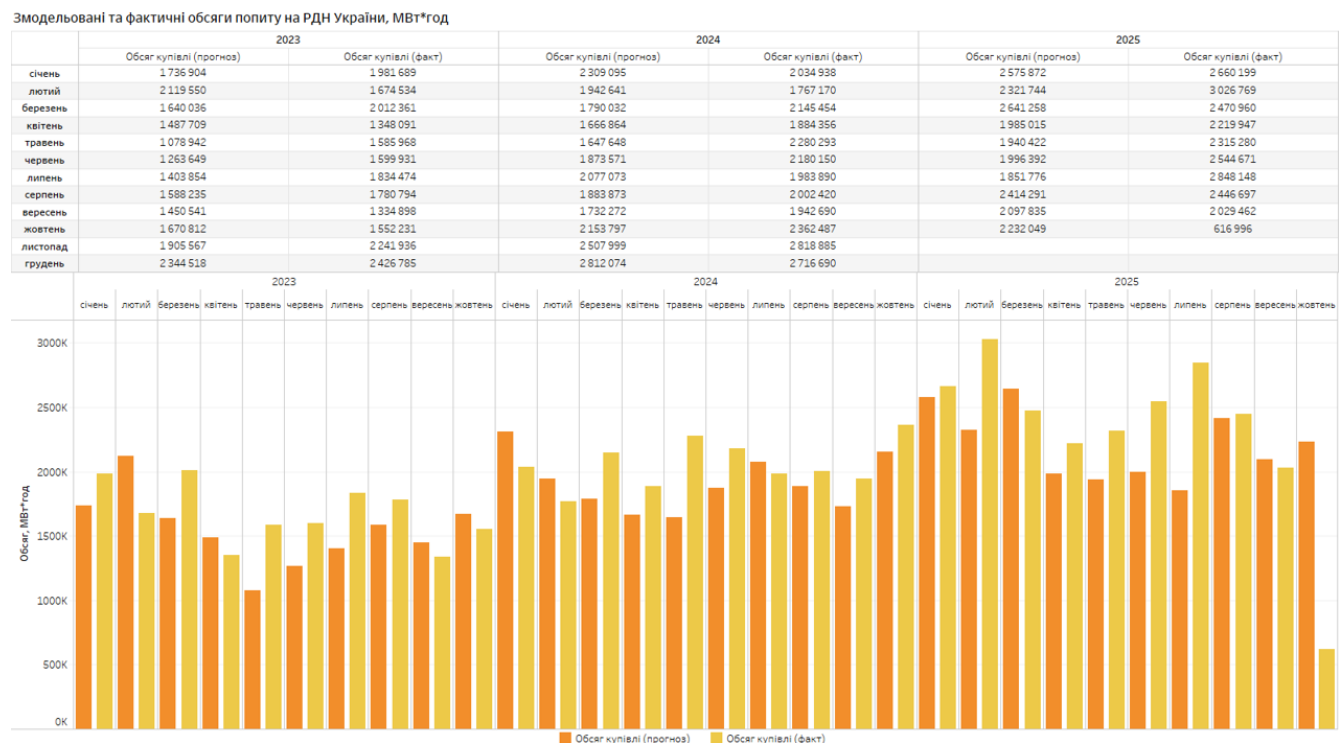


Рисунок 3.5.1. Змодельовані та фактичні обсяги попиту на електроенергію на РДН України за перші десять місяців 2023-2025 років

Як видно з рисунку 3.5.1, похибка прогнозування за 2023 рік у межах місяця складала від 3% до 32% у залежності від місяця. Відхилення за рік 2023 склало 8%. Деталізована інформація щодо відхилення у 2023 році наведена у таблиці 3.5.1.

Таблиця 3.5.1.

Відхилення фактичних місячних обсягів попиту
на електроенергію від прогнозних за 2023 рік

Місяць	Прогнозний обсяг, МВт*год	Фактичний обсяг, МВт*год	Відхилення, %
Січень	1 736 904	1 981 689	12
Лютий	2 119 550	1 674 534	27
Березень	1 640 036	2 012 361	19
Квітень	1 487 709	1 348 091	10
Травень	1 078 942	1 585 968	32
Червень	1 263 649	1 599 931	21
Липень	1 403 854	1 834 474	23
Серпень	1 588 235	1 780 794	11
Вересень	1 450 541	1 334 898	9
Жовтень	1 670 812	1 552 231	8
Листопад	1 905 567	2 241 936	15
Грудень	2 344 518	2 426 785	3
Всього	19 690 317	21 373 692	8

Похибка прогнозування за 2024 рік у межах місяця складала від 4% до 28% у залежності від місяця. Відхилення за рік 2024 склало 7%. Деталізована інформація щодо відхилення у 2024 році наведена у таблиці 3.5.2.

Таблиця 3.5.2.

Відхилення фактичних місячних обсягів попиту
на електроенергію від прогнозних за 2024 рік

Місяць	Прогнозний обсяг, МВт*год	Фактичний обсяг, МВт*год	Відхилення, %
Січень	2 309 095	2 034 938	13
Лютий	1 942 641	1 767 170	10
Березень	1 790 032	2 145 454	17
Квітень	1 666 864	1 884 356	12
Травень	1 647 648	2 280 293	28
Червень	1 873 571	2 180 150	14
Липень	2 077 073	1 983 890	5
Серпень	1 883 873	2 002 420	6
Вересень	1 732 272	1 942 690	11
Жовтень	2 153 797	2 362 487	9
Листопад	2 507 999	2 818 885	11
Грудень	2 812 074	2 716 690	4
Всього	24 396 939	26 119 423	7

Запропонована модель середньострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» також має певні обмеження та ризики, які обов'язково необхідно враховувати при безпосередньому виконання прогнозування:

1. Запропонована модель базується на широкому аспекті закритих на сьогоднішній день даних. Це означає, що широкого використання учасниками ринку та зацікавленими особами, а також для участі у наукових дослідженнях

наразі немає можливості. Разом з тим, у майбутньому конфіденційні дані будуть відкриті і їм можна буде запроваджувати у енергетичних підприємствах тощо.

2. Неможливість врахувати зміну прайс-кепів, установлених на ринку електроенергії. Наразі на РДН діють верхні цінові обмеження: учасники не можуть подавати заявки вище затверджених лімітів. Це призводить до того, що попит на електроенергію може змінюватись несподівано у зв'язку з законодавчими факторами.

3. Ураховуючи тривалий горизонт прогнозування та погодинний розріз, обов'язковою умовою для покращення точності прогнозів є постійне та оперативне завантаження оновлених історичних даних для донавчання моделі.

4. Неможливість передбачення аварійних відключень. Разом з тим, дозавантаження актуальних оперативних даних виробництва та споживання електроенергії дещо згладжує цей недолік.

3.6. Висновки до розділу 3

Отримані результати мають важливе прикладне значення для учасників ринку електроенергії та оператора системи. Розроблені моделі прогнозування попиту на електроенергію дозволяють виробникам і постачальникам електроенергії більш обґрунтовано планувати обсяги продажу на РДН та обирати оптимальні цінові стратегії. Застосування запропонованого алгоритму прогнозування на практиці забезпечує оперативність та простоту – його реалізація у середовищі MS Excel підтвердила високу швидкість отримання прогнозу та можливість інтеграції в існуючі бізнес-процеси. Точні короткострокові прогнози попиту на електроенергію допомагають уникнути перевиробництва й непроданих обсягів електроенергії, а також запобігти втратам прибутку від продажу за заниженими цінами. Таким чином, учасники ринку, які застосовують прогнозні моделі, отримують конкурентну перевагу: вони можуть завчасно адаптувати свою діяльність до

очікуваного рівня попиту на електроенергію і максимально реалізувати свій потенціал прибутку. Розроблені моделі апробовано на реальних даних РДН, що підтвердило їхню достовірність та практичну цінність. Результати дослідження рекомендовано впровадити в діяльність енергетичних компаній, трейдерів та диспетчерських органів для підвищення ефективності роботи ринку. Зокрема, модель прогнозування попиту на електроенергію може бути інтегрована у програмне забезпечення торговельних платформ або аналітичні системи оператора ринку для автоматизованого розрахунку очікуваних обсягів попиту на електроенергію та оптимізації роботи ринку.

Комп'ютерне моделювання процесів ринку використано для перевірки впливу прогнозованого попиту на електроенергію на результати торгів. Здійснено програмну реалізацію моделей короткострокового та середньострокового прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед», що, навіть в умовах обмеженого набору даних, дозволило здійснити верифікацію та валідацію запропонованих моделей. Реалізація розроблених моделей здійснювалася з використанням доступних інструментів, зокрема програмного середовища MS Excel для алгоритму прогнозування попиту на електроенергію, що підтвердило універсальність та простоту застосування методики. Отримані результати також піддавалися візуалізації та порівняльному аналізу), щоб наочно продемонструвати зміну рівноважної ціни. Таким чином, поєднання математичного аналізу, імітаційного моделювання та алгоритмічних методів прогнозування забезпечило всебічне розв'язання поставлених завдань дослідження.

Визначено, що модель короткострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» має наступні обмеження:

1. Зміни прайс-кепів. Через регуляторні верхні цінові межі на РДН модель не враховує раптові коригування лімітів; підвищення прайс-кепів у 2024 році

тимчасово перетягувало попит на електроенергію із РДД на РДН, а після переукладання контрактів спричиняло різкий зворотний спад.

2. Аварійні відключення. Непередбачувані обмеження споживання в ОЕС України не мають випереджальної інформації для моделі, тому різкі провали чи сплески попиту на електроенергію, зумовлені відключеннями, прогножуються ненадійно.

3. Нетипові дні. Модель не ідентифікує автоматично свята та інші особливі дні (Новий рік, Великдень, Різдво), коли профіль споживання суттєво відрізняється; у такі дати похибка різко зростає (наприклад, 01.01.2024 — у рази вище, ніж у звичайні дні).

4. Місячний перехід. На межі місяців можливі викривлення через перерозподіл обсягів у РДД (переважно місячні контракти): у перші кілька днів нового місяця прогноз може бути менш точним, якщо структура законтракованих обсягів істотно змінилася.

Визначено, що модель середньострокового прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед» має наступні обмеження:

1. Обмежений доступ до даних. Модель спирається на закриті наразі масиви даних, тому її широке використання учасниками ринку й у дослідженнях поки що неможливе; у майбутньому після розкриття конфіденційної інформації її можна буде впроваджувати на енергетичних підприємствах.

2. Зміни прайс-кепів. Через дію верхніх цінових обмежень на РДН і можливі регуляторні коригування лімітів попит на електроенергію здатен різко змінюватися з причин, не відображених у моделі.

3. Потреба в постійному оновленні даних. Для довшого горизонту та погодинної деталізації критично важливе регулярне і оперативне дозавантаження свіжої історії для перенавчання моделі й утримання точності прогнозів.

4. Аварійні відключення. Раптові обмеження споживання чи генерації не піддаються завчасному обліку, однак своєчасне оновлення та завантаження актуальних оперативних даних про виробництво та споживання частково нівелює цей недолік.

Таким чином, поєднання математичного аналізу, імітаційного моделювання та алгоритмічних методів прогнозування забезпечило всебічне розв'язання поставлених завдань дослідження та дозволило стверджувати про досягнення таких результатів, за яких похибка прогнозування є достатньою для провадження у практичну реалізацію.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі в результаті проведення теоретичних і експериментальних досліджень вирішено важливе наукове завдання розробки математичних моделей та комп'ютерних засобів визначення прогностичних погодинних обсягів попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед». Основні наукові та практичні результати роботи полягають у наступному:

1. У результаті аналізу існуючих підходів до прогнозування на ринку «на добу наперед» визначено, що основні наукові дослідження зосереджені на визначенні та прогнозуванні цін на ринку «на добу наперед». Встановлено, що на ціну на ринку «на добу наперед» значний вплив має попит на електроенергію, а тому необхідно здійснювати прогнозування попиту на електроенергію та розвивати відповідні засоби. При цьому, процес прогнозування повинен бути прозорим, простим та зрозумілим для учасників ринку; мати можливість швидкого та оперативного впровадження навіть в умовах використання обмеженого набору даних. Визначено, що, у зв'язку з коротким часом існування лібералізованого ринку України, на сьогоднішній відсутні формалізовані математичні моделі прогнозування погодинного попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед».

2. Запропоновано математичну модель короткострокового прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію з урахуванням ітераційного підходу, що, на відміну від існуючих, використовує схожі дні та відкидає атипові дні, у результаті чого зменшується викривлення результатів прогнозування. Відповідно до власних розрахунків, середня абсолютна відсоткова похибка за один день січня склала у межах години від 1% до 30%, а середня абсолютна відсоткова похибка у межах доби склала 1%; за один день червня склала у межах години від 0% до 24%, а середня абсолютна відсоткова похибка у межах доби склала 6%.

3. Запропоновано математичну модель середньострокового прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію з урахуванням фізичних та ринкових показників, відмінною особливістю якої є використання погодинних фактичних обсягів споживання електричної енергії, прогнозних місячних обсягів споживання електричної енергії на підставі прогнозного балансу електричної енергії та історичних погодинних обсягів попиту на електроенергію на ринку «на добу наперед», що дає можливість здійснювати прогнозування в умовах використання обмеженого набору даних. Відповідно до розрахунків, наданих Державним акціонерним товариством «Оператор ринку», середня абсолютна відсоткова похибка за 2023 рік у межах місяця складала від 4% до 28%, а середня абсолютна відсоткова похибка у межах 2023 року склала 7%.

4. Здійснено програмну реалізацію моделей короткострокового та середньострокового прогнозування погодинних обсягів попиту на електроенергію, що, навіть в умовах обмеженого набору даних, дозволило здійснити верифікацію та валідацію запропонованих моделей.

Результати роботи рекомендується використовувати при прогнозуванні погодинного попиту на електроенергію та плануванні торгівельної діяльності на короткострокову перспективу. Математичні моделі можуть запроваджувати енергетичними компаніями – як продавцями, так і споживачами – без створення додаткових витрат. Доцільним є використання результатів роботи органам виконавчої влади, НКРЕКП та іншим органам, які здійснюють моніторинг ринку електричної енергії. Значні, систематичні відхилення прогнозних показників від фактичних можуть свідчити про порушення та маніпуляції на ринку «на добу наперед». У результаті чого у відповідних органів буде можливість здійснювати оперативний моніторинг та відслідковування учасників ринку електричної енергії, які порушують законодавство або маніпулюють на ринку електричної енергії.

Доцільним є здійснювати подальші дослідження за трьома напрямками:

1) визначення підходу до моделювання споживання електричної енергії у розрізі регіонів та категорій споживачів. Критичним є можливість забезпечення погодинних розрахунків;

2) на підставі цієї інформації перспективним напрямком буде розробка математичної моделі прогнозування погодинного попиту на електроенергію як на ринку «на добу наперед», так і на всьому ринку електричної енергії, у довгостроковій (на декілька років наперед). Це дасть змогу планувати роботу енергосистеми як диспетчерам ОСП і покращить розвиток електромереж, так і планувати свою торгівельну діяльність учасникам ринку електричної енергії;

3) робота з органами влади, НКРЕКП тощо з метою розкриття частини конфіденційної інформації для наукових інституцій для забезпечення можливості підготовки необхідних моделей, розрахунків тощо для покращення добробуту як науки України в цілому, так і практичного запровадження.

Отримані результати сприятимуть забезпеченню більш стійкому та обґрунтованому плануванню своєї діяльності учасниками ринку електричної енергії, використанню органам влади та Регулятором для спостереження над ринком «на добу наперед», розвитку інших моделей прогнозування погодинного попиту на електроенергію, прогнозування на довгострокову перспективу, створять передумови для прогнозування електроспоживання в енергосистемі України.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Полухін А.В., Євдокімов В.А. Оптимізація доходу учасників ринку на ринку «на добу наперед» шляхом моделювання процесів визначення ціни на ринку «на добу наперед» // Електронне моделювання, 2022. Т. 44. №4. с. 121-129. DOI: <https://doi.org/10.15407/emodel.44.04.121>
2. Полухін А.В., Михайлова Л.М., Семенишина І.В., Лукашевич Я.П. Аналіз джерел фінансування проекту розвитку енергетики в Україні (від теорії до практики) // Академічні візії, 2023. № 16. DOI: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.7614875>
3. Полухін А.В., Михайлова Л.М., Семенишина І.В., Чернявський А.В. Антикризове регулювання економіки у 2023 році: до питання реалізації стратегії енергетичної безпеки України // Академічні візії, 2023. № 17. DOI: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.7781607>
4. Полухін А.В., Ткачова Н.М., Лукашевич Я.П., Чернявський А.В. Актуальні питання процесів енергетичної безпеки України // Академічні візії, 2023. № 18. DOI: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.7794873>
5. Полухін А.В., Редько К.Ю., Селіхова Я.В. Шляхи подолання кризових ситуацій у сфері паливно-енергетичного комплексу в умовах воєнного стану (Український досвід) // Економіка. Фінанси. Право, 2023. № 6. с. 39-42. DOI: <https://doi.org/10.37634/efp.2023.6.8>
6. Polukhin A., Bekmagambetova G., Evdokimov V., Kasmin D., Dmytriienko O. Algorithmic means of ensuring network security and websites: trends, models, future cases // Amazonia Investiga, 2023. Vol. 12. № 65. p.149-163. Web of Science. DOI: <https://doi.org/10.34069/AI/2023.65.05.15>
7. Polukhin A., Evdokimov V.A. Conceptual principles of forecasting demand on the day-ahead market using changes in hourly bidded demand between previous

similar days // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2023. 1254, 012035. Scopus. DOI: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1254/1/012035>

8. Полухін А., Лукашевич Я., Дмитіренко О. Аналіз сучасних розробок ефективних систем управління базами даних // Наука і техніка сьогодні: Серія «Техніка», 2023. № 14(28). DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-14\(28\)-562-577](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-14(28)-562-577)

9. Polukhin A., Lukashevych, Y., Evdokimov, V., Maksymova, I., Tsvilii, D. Innovation In The Energy Sector: The Transition To Renewable Sources As A Strategic Step Towards Sustainable Development. Innovation In The Energy Sector: The Transition To Renewable Sources As A Strategic Step Towards Sustainable Development // AFRICAN JOURNAL OF APPLIED RESEARCH, 2024. Vol. 10. № 1. P. 43–56. Web of Science. DOI: <https://doi.org/10.26437/ajar.v10i1.665>

10. Evdokimov, V., Polukhin A., Tsvilii, D., Lukashevych, Y., Havva O. Decentralized Energy Markets and P2P Contracts: New Opportunities for Automating Energy Exchange // GRASSROOTS JOURNAL OF NATURAL RESOURCES, 2025. Vol. 8. № 2. P. 856–884. SCOPUS. DOI: <https://doi.org/10.33002/nr2581.6853.080240>

11. Євдокімов В.А., Полухін А.В. Важливість прогнозування обсягів попиту на ринку «на добу наперед» в процесі моделювання визначення цінової позиції на продаж на ринку електричної енергії // XL Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України: зб. тез, 11 травня 2022 р., Київ : ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України, 2022. С. 69–71.

12. Полухін А.В. Побудова математичної моделі визначення погодинного споживання споживачів з розбивкою по адміністративним областям України // XLI Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України: зб. тез, 17 травня 2023 р., Київ : ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України, 2023. С. 154–157.

13. Полухін А.В. Важливість прогнозування погодинної ціни на сегменті ринку електричної енергії «на добу наперед» // Current challenges of science and education. Proceedings of the 7th International scientific and practical conference. MDPC Publishing. Berlin, Germany. 2024. P. 132-134.

14. Полухін А.В. Важливість визначення погодинного споживання в Україні з розбивкою по регіонах та груп споживача // Modern research in science and education. Proceedings of the 7th International scientific and practical conference. BoScience Publisher. Chicago, USA. 2024. P. 171-173.

15. Про ринок електричної енергії. Закон України від 13.04.2017 № 2019-VIII // Відомості Верховної Ради, 2019 (№ 27—28), с. 312.

16. Про внесення змін до Закону України «Про ринок електричної енергії». Закон України від 04.12.2019 № 330-IX // Відомості Верховної Ради, 2020, (№ 11), с. 64.

17. Про затвердження Правил ринку "на добу наперед" та внутрішньодобового ринку: Постанова НКРЕКП від 14.03.2018 № 308 // Урядовий кур'єр, № 118, 23 червня 2018 р.

18. Результати торгів РДН. URL: https://www.oree.com.ua/index.php/control/results_mo/DAM (дата доступу: 15.01.2025).

19. Блінов І.В., Парус Є.В. Підхід до формування лотів виробників на аукціоні з купівлі-продажу електричної енергії // Праці Інституту електродинаміки НАН України. Київ: ІЕД НАНУ, 2011, вип. 28, с. 20—25.

20. Кириленко О.В., Блінов І.В., Парус Є.В., Іванов Г.А. Імітаційна модель ринку електричної енергії «на добу наперед» з неявним урахуванням мережевих обмежень енергетичних систем // Технічна електродинаміка, 2019, № 5, с. 60—67. DOI: <https://doi.org/15407/techned2019.05.060>

21. Ge X., Li K., Wang F., Mi Z. Day-ahead Market Optimal Bidding Strategy and Quantitative Compensation Mechanism Design for Load Aggregator Engaging Demand Response // IAS 55th Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference (I&CPS), 2019. Режим доступу: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8733349>
22. Солоненчук І. В. Аналіз ефективності державного регулювання ринку енергетики в Україні. Сучасні енергоефективні та екологоорієнтовані процеси і технології на основі використання освітньо-інноваційної інтерактивної платформи отримання бізнес-знань. Підприємницькі ініціативи: IV Всеукраїнська наукова Інтернет-конференція, м. Київ, 5 грудня 2019 року: тези доповіді. Київ. 2019. С. 398–401.
23. Popik T.S. Preserving Ukraine's Electric Grid During the Russian Invasion. JCIP The Journal of Critical Infrastructure Policy. 2022. Vol. 3, No. 1. P. 15. DOI: <https://doi.org/10.18278/jcip.3.1.3> (date of access: 21.02.2023).
24. Deryugina T., Kravchenko O., Reguante M. Rebuilding Ukraine's energy sector: Challenges and Opportunities. Rebuilding Ukraine: Principles and policies. 2022. P. 193-213. URL: <https://cutt.ly/D4x4bIX> (date of access: 21.02.2023).
25. Lyulyov O., Pimonenko T. Energy security of the country: case for Ukraine and EU. In Conference Proceedings Determinants of Regional Development. 2022. No. 3, P. 236-250. DOI: <https://doi.org/10.14595/CP/03/016> (date of access: 21.02.2023).
26. Initial analysis of the impact of the Ukrainian power grid synchronization with Continental Europe / Böttcher P. C. et al. Energy Advances. 2023. Vol. 2, No. 1. P. 91-97. DOI: <https://doi.org/10.1039/D2YA00150K> (date of access: 21.02.2023).
27. A conceptual analytical model for the decentralized energy-efficiency management of the national economy / Borodina O. et al. Polityka Energetyczna-Energy Policy Journal. 2022. Vol. 25, No. 1. P. 5-22. DOI: <https://doi.org/10.33223/epj/147017> (date of access: 21.02.2023).

28. Naumenkova S., Mishchenko V., Mishchenko S. Key energy indicators for sustainable development goals in Ukraine. *Problems and Perspectives in Management*. 2022. Vol. 20, No. 1. P. 379-395. DOI: [http://dx.doi.org/10.21511/ppm.20\(1\).2022.31](http://dx.doi.org/10.21511/ppm.20(1).2022.31) (date of access: 21.02.2023).
29. Bulkot O. Formation of Ukraine's Smart Economy in the Context of Global Challenges. *FuturityEconomics&Law*. 2021. Vol. 1, No. 1. P. 11–23. DOI: <https://doi.org/10.57125/FEL.2021.03.25.2> (date of access: 21.02.2023).
30. Bushman I. The development of the intellectual economy of the future: trends, challenges of the future. *FuturityEconomics&Law*. 2021. Vol. 1, No. 3. P. 33–42. DOI: <https://doi.org/10.57125/FEL.2021.09.25.04> (date of access: 21.02.2023).
31. Ingram T., Wieczorek-Kosmala M., Hlaváček K. (2023). Organizational Resilience as a Response to the Energy Crisis: Systematic Literature Review. *Energies*. 2023. Vol. 16, No. 2. P. 702. DOI: <https://doi.org/10.3390/en16020702>.
32. Development of green energy as a path to energy independence of the national economy / Redko K. et al. *FuturityEconomics&Law*. 2022. Vol. 2, No. 4. P. 36–42. DOI: <https://doi.org/10.57125/FEL.2022.12.25.05>.
33. Liao S. The Russia-Ukraine outbreak and the value of renewable energy. *EconomicsLetters*. 2023. Vol. 225, No. 111045. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2023.111045>.
34. Tsangas M., Papamichael I., Zorpas A.A. Sustainable Energy Planning in a New Situation. *Energies*. 2023. Vol. 16, No. 4, 1626. DOI: <https://doi.org/10.3390/en16041626>.
35. The place of energy security in the national security framework: an assessment approach / Mara D., Nate S., Stavytskyi A., Kharlamova G. *Energies*. 2022. Vol. 15, No. 2, 658. DOI: <https://doi.org/10.3390/en15020658>.

36. Gitelman L., Kozhevnikov M., Visotskaya Y. Diversification as a Method of Ensuring the Sustainability of Energy Supply within the Energy Transition. Resources. 2023. Vol. 12, No. 2, 19. DOI: <https://doi.org/10.3390/resources12020019>.
37. Resolution of the CMU "On approval of the Energy Strategy of Ukraine until 2050" No. 373-p dated 21 April 2023. URL: <https://www.kmu.gov.ua/npas/pro-skhvalennia-enerhetychnoi-stratehii-ukrainy-na-period-do-2050-roku-373r-210423>.
38. Resolution of the NEURC "On adopting the final decision on the certification of the gas storage operator" No. 630 dated 07 April 2023. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0630874-23#Text>.
39. Law of Ukraine "On peculiarities of relations on the natural gas market and in the heat supply sphere during martial law and following renewal of their functioning" dated 29 July 2022 No. 2479-IX, Article 1(2). URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2479-20#Text>.
40. Kyrylenko O.V. Characteristics of the work of the United Power System of Ukraine in synchronous mode with the Continental European Power System. Bullention of NASU. 2022. № 5. pp. 39-44.
41. The Verkhovna Rada of Ukraine (2022), The Law of Ukraine "On amendments to some laws of Ukraine regarding the development of energy storage systems". URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2046-20#Text>.
42. Pyrozhev S.I. On the National Report of the NAS of Ukraine «National resilience of Ukraine: hybrid threats challenge response and prevention strategy». Bullention of NASU. 2022. № 5. pp. 45-55. (in Ukrainian).
43. Akhtar, M. S., & Feng, T. (2023). Evaluation of Machine Learning Algorithms for Malware Detection. Sensors, 23(2), 946. <https://doi.org/10.3390/s23020946>
44. Al-Juboori, S. A. M., Hazzaa, F., Jabbar, Z. S., Salih, S., & Ghani, H. M. (2023). Man-in-the-middle and denial of service attacks detection using machine

learning algorithms. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 12(1), 418-426.
<https://doi.org/10.11591/eei.v12i1.4555>

45. Chauhan, J. A., Patel, A. R., Parikh, S., & Modi, N. (2022). An Analysis of Lightweight Cryptographic Algorithms for IoT-Applications. In S. Rajagopal, P. Faruki, & K. Popat (Eds.), *Advancements in Smart Computing and Information Security* (pp. 201-216). ASCIS 2022. *Communications in Computer and Information Science* (Vol. 1760). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-23095-0_15

46. Chen, J. I.-Z., & Lee, C.-Y. (2023). Algorithms Based on Block-Chain Applied to Develop the IoT Applications [Preprint]. Research Square. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2331906/v1>

47. Diaba, S. Y., & Elmusrati, M. (2023). Proposed algorithm for smart grid DDoS detection based on deep learning. *Neural Networks*, 159, 175-184. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2022.12.011>

48. Gheni, H. Q., & Al-Yaseen, W. L. (2023). Using Ensemble Techniques Based on Machine and Deep Learning for Solving Intrusion Detection Problems: A Survey. *Karbala International Journal of Modern Science*, 9(1), 5. <https://doi.org/10.33640/2405-609X.3277>

49. Hasan, M. K., Habib, A. A., Shukur, Z., Ibrahim, F., Islam, S., & Razzaque, M. A. (2023). Review on the cyber-physical and cyber-security system in smart grid: Standards, protocols, constraints, and recommendations. *Journal of Network and Computer Applications*, 209, 103540. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2022.103540>

50. Khobragade, P., & Turuk, A.K. (2023). Blockchain Consensus Algorithms: A Survey. In J. Prieto, F.L. Benítez Martínez, S. Ferretti, D. Arroyo Guardado, & P. Tomás Nevado-Batalla (Eds.), *Blockchain and Applications*, 4th International Congress (pp. 198-210). BLOCKCHAIN 2022. *Lecture Notes in Networks and Systems* (Vol. 595). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-21229-1_19

51. Priyanka, K., Skandan, S., Shakthi Saravanan, S., Chandramohan, R., Darshan, M., & Raswanth, S.R. (2023). Unique and Secure Account Management System Using CNN and Blockchain Technology. In J. Singh, D. Das, L. Kumar, & A. Krishna (Eds.), *Mobile Application Development: Practice and Experience. Studies in Systems, Decision and Control* (pp. 131-140), Vol. 452. Singapore: Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-19-6893-8_11
52. Sagu, A., Gill, N. S., Gulia, P., Singh, P. K., & Hong, W.-C. (2023). Design of Metaheuristic Optimization Algorithms for Deep Learning Model for Secure IoT Environment. *Sustainability*, 15(3), 2204. <https://doi.org/10.3390/su15032204>
53. Upreti, K., Syed, M. H., Khan, M. A., Fatima, H., Alam, M. S., & Sharma, A. K. (2023). Enhanced algorithmic modelling and architecture in deep reinforcement learning based on wireless communication Fintech technology. *Optik*, 272, 170309. <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2022.170309>
54. Yadav, P., Chaurasia, N., Gola, K. K., Semwan, V. B., Gomasta, R., & Dubey, S. (2023). A Robust Secure Access Entrance Method Based on Multi Model Biometric Credentials Iris and Finger Print. In Doriya, R., Soni, B., Shukla, A., Gao, XZ. (Eds.), *Machine Learning, Image Processing, Network Security and Data Sciences. Lecture Notes in Electrical Engineering* (pp. 315-331). (Vol. 946). Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-19-5868-7_24
55. Yi, H. (2023). Machine Learning Method with Applications in Hardware Security of Post-Quantum Cryptography. *Journal of Grid Computing*, 21(2), 19. <https://doi.org/10.1007/s10723-023-09643-4>
56. Ma, L., Zhang, W., Jiao, J., Wang, W., Butrovich, M., Lim, W. S., ... Pavlo, A. (2021). MB2: decomposed behavior modeling for self-driving database management systems. *Proceedings of the 2021 International Conference on Management of Data*, pp. 1248-1261. DOI: <https://doi.org/10.1145/3448016.3457276> [in English].

57. Ma, Lin. (2021) Self-Driving Database Management Systems: Forecasting, Modelling, and Planning. PhD Thesis. Carnegie Mellon University. Retrieved from: https://kilthub.cmu.edu/articles/thesis/Self-Driving_Database_Management_Systems_Forecasting_Modeling_and_Planning/19699987 [in English].
58. Barreto, R. A. (2018). Fossil fuels, alternative energy and economic growth. *Economic Modelling*, 75, 196–220. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2018.06.019>
59. Binsaeed, R. H, Yousaf, Z., Grigorescu, A., Trandafir, R. A., & Nassani, A. A (2023). ‘Knowledge sharing and the moderating role of digital innovation on employees’ innovative work behaviour. *Sustainability (Switzerland)*, 15(14). <https://doi.org/10.3390/su151410788>
60. Evdokimov, V. (2023). Functional organization of the user interface of the Equant Cloud software-hardware computer system. *Electronic Modeling*, 45(2), 83. <https://doi.org/10.15407/emodel.45.02.083>
61. Franzo, S., Natalicchio, A., Frattini, F., & Magliocca, P. (2023). How digital technologies enable business model innovation in the energy sector: an empirical study of Italian energy service companies. *IEEE Transactions on Engineering Management*. <https://doi.org/10.1109/TEM.2023.3276474>
62. Fridgeirsson, T. V., Ingason, H. T., & Onjala, J. (2023). Innovation, awareness and readiness for climate action in the energy sector of an emerging economy: the case of Kenya. *Sustainability (Switzerland)*, 15(17). <https://doi.org/10.3390/su151712769>
63. Javed, A., Rapposelli, A., Khan, F., & Javed, A. (2023). The impact of green technology innovation, environmental taxes, and renewable energy consumption on ecological footprint in Italy: Fresh evidence from novel dynamic ARDL simulations’, *Technological Forecasting and Social Change*, 191. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122534>

64. Lukashevych, Ya. P. (2023). Analysis of the dynamics of the development of alternative energy plants in terms of their connection to the power transmission networks. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 1254(1). IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1254/1/012038>
65. Lukashevych, Ya. P., & Evdokimov, V., (2022). Monitoring information system of dynamics of alternative electricity development. Electronic Modeling, 44(5), 90. <https://doi.org/10.15407/emodel.44.05.090>
66. Ostapchenko, K., Lisovychenko, O., Evdokimov, V. & Borukaiev, Z. K. (2021). Creation of information modeling system for analysis of pricing processes in the electricity market. Electronic Modeling, 43(4), 51-68, <https://doi.org/10.15407/emodel.43.04.051>
67. Rudenko, D., & Tanasov, G. (2022). The determinants of energy intensity in Indonesia. International Journal of Emerging Markets, 17(3), 832–857. <https://doi.org/10.1108/IJOEM-01-2020-0048>
68. Samir, B., Abi Akle, A., & Lizarralde, I. (2023). A multi-objective decision-making approach to support the design of social innovations in the energy sector. Proceedings of the Design Society, 3, 313–322. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/pds.2023.32>
69. Alam, K.S., Kaif, A.M.A.D. and Das, S.K. (2024). A blockchain-based optimal peer-to-peer energy trading framework for decentralized energy management with a virtual power plant: Lab-scale studies and large-scale proposal. Applied Energy, 365: 123243. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.123243>.
70. Bassey, K.E., Rajput, S.A. and Oyewale, K. (2024). Peer-to-peer energy trading: Innovations, regulatory challenges, and the future of decentralized energy systems. World Journal of Advanced Research and Reviews, 24(2): 172–186. DOI: <https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.24.2.3324>.

71. Boumaiza, A. (2024). A blockchain-centric P2P trading framework incorporating carbon and energy trades. *Energy Strategy Reviews*, 52: 101466. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.esr.2024.101466>.
72. Cárdenas-Álvarez, J.P., España, J.M. and Ortega, S. (2022). What is the value of peer-to-peer energy trading? A discrete choice experiment with residential electricity users in Colombia. *Energy Research & Social Science*, 91: 102737. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.erss.2022.102737>.
73. Chakraborty, S., Baarslag, T. and Kaisers, M. (2020). Automated peer-to-peer negotiation for energy contract settlements in residential cooperatives. *Applied Energy*, 259: 114179. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114173>.
74. Dong, J., Ning, P., Zhao, H. and Song, C. (2025). Decentralized peer-to-peer energy trading: A blockchain-enabled pricing paradigm. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*, 37: 10. DOI: <https://doi.org/10.1007/s44443-025-00025-2>.
75. Evdokimov, V.A. and Tsviliy, D.R. (2025). The concept of building a platform for concluding P2P contracts in the Ukrainian electricity market. In: *Use of blockchain technologies in energy – 2025: Proceedings of the scientific-practical conference (Kyiv, March 26, 2025)*. H.E. Pukhov Institute for Modeling in Energy Engineering, NAS of Ukraine. Available online at: <https://tinyurl.com/7w5stjdy> [accessed on 11 June 2025].
76. Fernandes, D.V., Christin, N. and Kar, S. (2024). Peer-to-peer (P2P) electricity markets for low voltage networks. In: *IEEE International Conference on Communications, Control, and Computing Technologies for Smart Grids (SmartGridComm)*, Oslo, Norway, pp.485–491. DOI: <https://doi.org/10.1109/SmartGridComm60555.2024.10738057>.
77. Saxena, S., Farag, H., Brookson, A., Turesson, H. and Kim, H.M. (2019). Design and field implementation of blockchain-based renewable energy trading in

residential communities. In: 2nd International Conference on Smart Grid and Renewable Energy (SGRE), Doha, Qatar, pp.1–6. DOI: <https://doi.org/10.1109/SGRE46976.2019.9020672>.

78. Shen, T., Ou, X. and Chen, B. (2025). Blockchain-based peer-to-peer energy trading: A decentralized and innovative approach for sustainable local markets. *Computers and Electrical Engineering*, 123(D): 110281. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2025.110281>.

79. Vieira, G. and Zhang, J. (2021). Peer-to-peer energy trading in a microgrid leveraged by smart contracts. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 143: 110900. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.110900>.

80. Xia, Y., Xu, Q., Li, S., Tang, R., Wang, P. and Du, P. (2023). Reviewing the peer-to-peer transactive energy market: Trading environment, optimization methodology, and relevant resources. *Journal of Cleaner Production*, 383: 135441. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.135441>.

81. Звіт щодо результатів торгівлі електроенергією на ринку двосторонніх договорів за 2024 рік. URL: <https://www.ueex.com.ua/files/electricity-annual-report-2024.pdf> (дата доступу: 31.03.2025).

82. Річний звіт про роботу спотового ринку електроенергії України. URL: <https://www.oree.com.ua/index.php/newsctr/n/26409> (дата доступу: 31.03.2025).

83. Iftikhar, H.; Turpo-Chaparro, J.E.; Canas Rodrigues, P.; López-Gonzales, J.L. Day-Ahead Electricity Demand Forecasting Using a Novel Decomposition Combination Method. *Energies* 2023, 16, 6675. DOI: <https://doi.org/10.3390/en16186675>

84. Rafał Weron, Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future, *International Journal of Forecasting*, Volume 30, Issue 4, 2014, Pages 1030-1081, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2014.08.008>.

85. Cartea, Álvaro and Figueroa, Marcelo G., Pricing in Electricity Markets: A Mean Reverting Jump Diffusion Model with Seasonality. *Applied Mathematical Finance*, Vol. 12, No. 4, December 2005.
86. Сичова, В. і Мірошник, В. Прогнозування обсягів та цін на балансуючу послугу в ОЕС України. *ТЕХНІЧНА ЕЛЕКТРОДИНАМІКА*. 2 (Бер 2025), 071. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2025.02.071>.
87. Weron, Rafal and Misiorek, Adam, Forecasting Spot Electricity Prices: A Comparison of Parametric and Semiparametric Time Series Models (June 10, 2008). *International Journal of Forecasting* 24, 744-763
88. Круцяк, М. О. Трансформація підприємств електроенергетики в умовах євроінтеграції : дис. ... д-ра філософії : 051 Економіка / Круцяк Михайло Орестович. – Київ, 2023. – 292 с.
89. Коваль Л. В., Мазур А. М. Особливості аналізу доходів та витрат розпорядників бюджетних коштів. *Ефективна економіка*. 2021. № 10. DOI: 10.32702/2307-2105-2021.10.81
90. Zhou, Z.-H. *Machine Learning*. Springer Nature. 2021. <https://doi.org/10.1007/978-981-15-1967-3>
91. Yarar, N., Yoldas, Y., Bahceci, S., Onen, A., & Jung, J. (2024). A Comprehensive Review Based on the Game Theory with Energy Management and Trading. *Energies*, 17(15), 3749. <https://doi.org/10.3390/en17153749>
92. Motta M, Groves E, Schneider A, Paoletti S, Henchoz N, Ribes Lemay D. Designing self-tracking experiences: A qualitative study of the perceptions of barriers and facilitators to adopting digital health technology for automatic urine analysis at home. *PLOS Digit Health*. 2023 Sep 15;2(9):e0000319. doi: 10.1371/journal.pdig.0000319.

93. Wyrwoll, L., Nobis, M., Raths, S., & Moser, A. (2021). Evolution of Fundamental Price Determination within Electricity Market Simulations. *Energies*, 14(17), 5454. <https://doi.org/10.3390/en14175454>
94. O'Connor, C., Bahloul, M., Prestwich, S., & Visentin, A. (2025). A Review of Electricity Price Forecasting Models in the Day-Ahead, Intra-Day, and Balancing Markets. *Energies*, 18(12), 3097. <https://doi.org/10.3390/en18123097>
95. Yang, F., et al. (2017) Uncertainty in Terahertz Time-Domain Spectroscopy Measurement of Liquids. *Journal of Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves*, 38, 229-247. <https://doi.org/10.1007/s10762-016-0318-1>
96. Jesus Lago, Grzegorz Marcjasz, Bart De Schutter, Rafał Weron, Forecasting day-ahead electricity prices: A review of state-of-the-art algorithms, best practices and an open-access benchmark, *Applied Energy*, Volume 293, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116983>.
97. Skantze P., Ilic M., Chapman J. «Stochastic Modeling of Electric Power Prices in a Multi-Market Environment». *Proc. IEEE PES Winter Meeting*, 2000, pp. 1109–1114.
98. Борукаев З.Х. Задачи и этапы программной реализации теоретико-игровых моделей энергетического рынка / З.Х. Борукаев // Автоматизація виробничих процесів. - 2006. - № 2(23). - С. 152 – 161.
99. Остапченко, К. Б., З. Х. Борукаєв, and В. А. Євдокімов. "МЕТОДИКА ПОБУДОВИ МОДЕЛІ ОПЕРАТИВНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ СТАНУ РИНКУ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ (ЦІН ТА ОБСЯГІВ)." *Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки* 2 (2023): 106-117.
100. S. Saukh and A. Borysenko, "Modelling of market equilibrium on the basis of Smart Grid market system decomposition," 2020 IEEE 7th International Conference on Energy Smart Systems (ESS), Kyiv, Ukraine, 2020, pp. 358-362, doi: 10.1109/ESS50319.2020.9160333.

101. Саух С. Є., Борисенко А. В. Моделювання електроенергетичної системи України та оцінювання її резильєнтності в умовах систематичних терористичних атак. *Технічна електродинаміка*. 2025. № 2. С. 57-70.

102. Stanytsina, V., Zaporozhets, A., Artemchuk, V. (2024). Demand Forecasting Mathematical Models for Residential Electricity Consumption Considering Ambient Temperature. In: Zagorodny, A., Bogdanov, V., Zaporozhets, A. (eds) *Nexus of Sustainability. Studies in Systems, Decision and Control*, vol 559. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-66764-0_6.

103. Плетяний І., Самойлов. В., Чьочь В. (2023). Проєктування локальних тренажерів на основі сценарно-імітаційного моделювання. *Ядерна та радіаційна безпека*, (4(100), 49-56. DOI: [https://doi.org/10.32918/nrs.2023.4\(100\).05](https://doi.org/10.32918/nrs.2023.4(100).05).

ДОДАТОК А

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Наукові праці, у яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

1. Полухін А.В., Євдокімов В.А. Оптимізація доходу учасників ринку на ринку «на добу наперед» шляхом моделювання процесів визначення ціни на ринку «на добу наперед» // Електронне моделювання, 2022. Т. 44. №4. с. 121-129. (Особистий внесок – брав участь у формулювання вимог до комп'ютерної моделі, структури даних, параметрів вхідної ринкової інформації, розробці концепції моделювання торгів).

DOI: <https://doi.org/10.15407/emodel.44.04.121> ISSN 0204-3572

2. Polukhin A., Bekmagambetova G., Evdokimov V., Kasmin D., Dmytriienko O. Algorithmic means of ensuring network security and websites: trends, models, future cases // Amazonia Investiga, 2023. Vol. 12. № 65. p.149-163. Web of Science. (Особистий внесок – брав участь у розробці таксонометричної схеми наукових публікацій, запропонував тренди розвитку алгоритмічних засобів мережевої безпеки та захисту веб-ресурсів, взяв участь у формуванні інформаційного масиву публікацій та наукових праць на основі програмного забезпечення Publish or Perish).

DOI: <https://doi.org/10.34069/AI/2023.65.05.15> ISSN 2322-6307

3. Полухін А., Лукашевич Я., Дмитіренко О. Аналіз сучасних розробок ефективних систем управління базами даних // Наука і техніка сьогодні: Серія «Техніка», 2023. № 14(28). (Особистий внесок – взято участь в аналізі основних проблем ефективності систем управління базами даних, взято участь у формуванні характерних особливостей побудови сучасних моделей SQL та NoSQL, удосконалено розроблене авторами порівняння основних переваг та недоліків різних систем управління базою даних).

DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-14\(28\)-562-577](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-14(28)-562-577) ISSN 2786-6025

4. Polukhin A., Lukashevych, Y., Evdokimov, V., Maksymova, I., Tsvilii, D. Innovation In The Energy Sector: The Transition To Renewable Sources As A Strategic Step Towards Sustainable Development. Innovation In The Energy Sector: The Transition To Renewable Sources As A Strategic Step Towards Sustainable Development // AFRICAN JOURNAL OF APPLIED RESEARCH, 2024. Vol. 10. № 1. P. 43–56. Web of Science. (Особистий внесок – взяв участь в аналізі потужностей виробників з відновлювальних джерел енергії в Європейському Союзі, проаналізував індекс переходу електричної енергії за 2023 в десяти країнах Європейського союзу, розробив інновації відновлювальних джерел та їх запровадження).

DOI: <https://doi.org/10.26437/ajar.v10i1.665> ISSN 2408-7920

5. Evdokimov, V., Polukhin A., Tsvilii, D., Lukashevych, Y., Havva O. Decentralized Energy Markets and P2P Contracts: New Opportunities for Automating Energy Exchange // GRASSROOTS JOURNAL OF NATURAL RESOURCES, 2025. Vol. 8. № 2. P. 856–884. SCOPUS. (Особистий внесок – взяв участь у розробці порівняльного аналізу запровадження peer-to-peer енергетичних систем у світових країнах, розробив UML-діаграму роботи системи децентралізованого ринку, здійснив опис ключових гравців та їх функцій при роботі в умовах peer-to-peer контрактів на децентралізованому ринку).

DOI: <https://doi.org/10.33002/nr2581.6853.080240> ISSN 2581-6853

Наукові праці, у яких опубліковано додаткові наукові результати дисертації:

1. Полухін А.В., Михайлова Л.М., Семенишина І.В., Лукашевич Я.П. Аналіз джерел фінансування проекту розвитку енергетики в Україні (від теорії до практики) // Академічні візії, 2023. № 16. (Особистий внесок – брав участь в аналізі динаміки виробництва та експорту енергії з альтернативних джерел, формулюванні найбільших загроз енергетичній безпеці України).

DOI: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.7614875> ISSN 2786-586X

2. Полухін А.В., Михайлова Л.М., Семенишина І.В., Чернявський А.В. Антикризове регулювання економіки у 2023 році: до питання реалізації стратегії енергетичної безпеки України // Академічні візії, 2023. № 17. (Особистий внесок – брав участь у аналізі генеруючих потужностей Об'єднаної енергетичної системи України з 2014 року, дослідив вплив нестачу енергоносіїв на дефіцит електричної енергії в енергосистемі, приймав участь у розробці трирівневої системи антикризового управління енергетичним сектором української економіки).

DOI: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.7781607> ISSN 2786-586X

3. Полухін А.В., Ткачова Н.М., Лукашевич Я.П., Чернявський А.В. Актуальні питання процесів енергетичної безпеки України // Академічні візії, 2023. № 18. (Особистий внесок – брав участь у структуризації основних складових національної енергетичної безпеки, запропонував удосконалення до алгоритму економічного управління впровадженнями інноваційних рішень в сферу національної енергетичної стратегії).

DOI: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.7794873> ISSN 2786-586X

4. Полухін А.В., Редько К.Ю., Селіхова Я.В. Шляхи подолання кризових ситуацій у сфері паливно-енергетичного комплексу в умовах воєнного стану (Український досвід) // Економіка. Фінанси. Право, 2023. № 6. с. 39-42. (Особистий

внесок – запропонував основні аспекти енергетичної стратегії України до 2050 року, надав дані щодо спеціальних обов’язків держави в частині ціни на електроенергії для побутових споживачів).

DOI: <https://doi.org/10.37634/efp.2023.6.8> ISSN 2409-1944

ПРОДОВЖ. ДОД. А

АПРОБАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Євдокімов В.А., Полухін А.В. Важливість прогнозування обсягів попиту на ринку «на добу наперед» в процесі моделювання визначення цінової позиції на продаж на ринку електричної енергії // XL Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України: зб. тез, 11 травня 2022 р., Київ : ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України, 2022. С. 69–71.

2. Полухін А.В. Побудова математичної моделі визначення погодинного споживання споживачів з розбивкою по адміністративним областям України // XLI Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України: зб. тез, 17 травня 2023 р., Київ : ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України, 2023. С. 154–157.

3. Polukhin A., Evdokimov V.A. Conceptual principles of forecasting demand on the day-ahead market using changes in hourly bidded demand between previous similar days // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2023. 1254, 012035. Scopus.

DOI: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1254/1/012035> ISSN 1755-1315

4. Полухін А.В. Важливість прогнозування погодинної ціни на сегменті ринку електричної енергії «на добу наперед» // Current challenges of science and education. Proceedings of the 7th International scientific and practical conference. MDPC Publishing. Berlin, Germany. 2024. P. 132-134.

5. Полухін А.В. Важливість визначення погодинного споживання в Україні з розбивкою по регіонах та груп споживача // Modern research in science and education. Proceedings of the 7th International scientific and practical conference. BoScience Publisher. Chicago, USA. 2024. P. 171-173.

6. Полухін А.В., Лукашевич Я.П. Альтернативна генерація як шлях до розвитку розподіленого виробництва та енергетичної безпеки в Україні // XLII Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України: зб. тез, 15 травня 2024 р., Київ : ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України, 2024. С. 121–126.

7. Полухін А.В., Євдокімов В.А., Лукашевич Я.П. Смарт-контракти на основі блокчейну як шлях до розвитку децентралізованого ринку електричної енергії в Україні // Науково-практична конференція «Використання блокчейн-технологій в енергетиці - 2025»: зб. тез, 26 березня 2025 р., Київ : ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАН України, 2025. С. 23–25.

ПРОДОВЖ. ДОД. А

ПАТЕНТИ ТА АВТОРСЬКІ СВІДОЦТВА

1. Євдокімов В.А., Полухін А.В., Цвілій Д.Р. Комп'ютерна програма «АЛГОРИТМ РОЗРАХУНКУ ПРОГНОЗУ ПОГОДИННОГО ПОПИТУ НА РИНКУ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ «НА ДОБУ НАПЕРЕД». Номер свідоцтва про реєстрацію авторського права на твір 119898. Опубліковано 31.07.2023, бюл. №76. <https://sis.nipo.gov.ua/uk/search/detail/1751917/>.

2. Полухін А.В., Євдокімов В.А., Цвілій Д.Р. Комп'ютерна програма «АЛГОРИТМ РОЗРАХУНКУ ПРОГНОЗУ ПОГОДИННОГО ПОПИТУ НА РИНКУ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ «НА ДОБУ НАПЕРЕД». Номер свідоцтва про реєстрацію авторського права на твір 137581. Опубліковано 29.08.2025, бюл. №92. <https://sis.nipo.gov.ua/uk/search/detail/1873295/>.

ДОДАТОК Б

Порівняльна таблиця основних рис оптового ринку електричної енергії України

Сегмент ринку	Мета та часовий горизонт	Основні учасники	Частка обсягу	Механізм торгівлі та ціноутворення
РДД	Довгострокові контракти (від місяця до кількох років); забезпечення прогнозованих умов поставки	Генерація (виробники електроенергії), у т.ч. державні (зобов'язані продавати через аукціони), ГП, постачальники, великі споживачі, трейдери.	~65% від загального обсягу продажу електричної енергії.	Укладання двосторонніх договорів на електронних аукціонах (УЕБ) або прямих за домовленістю сторін; ціни формуються за результатами торгів або вільно узгоджуються (для прямих договорів).
РДН	Короткостроковий (добовий) ринок; планування виробництва та споживання на наступну добу, визначення індикативної ціни на добу наперед.	Генерація (виробники електроенергії), у т.ч. державні (зобов'язані продавати через аукціони), ГП, постачальники, великі споживачі, трейдери.	~30% від загального обсягу.	Центральний аукціон, проводиться щоденно об 12:00 за добу до постачання; приймаються конкурентні заявки на купівлю/продаж по кожній годині із кроком ціна-обсяг; формується рівноважна ціна кожної години (єдина для всієї ОЕС).

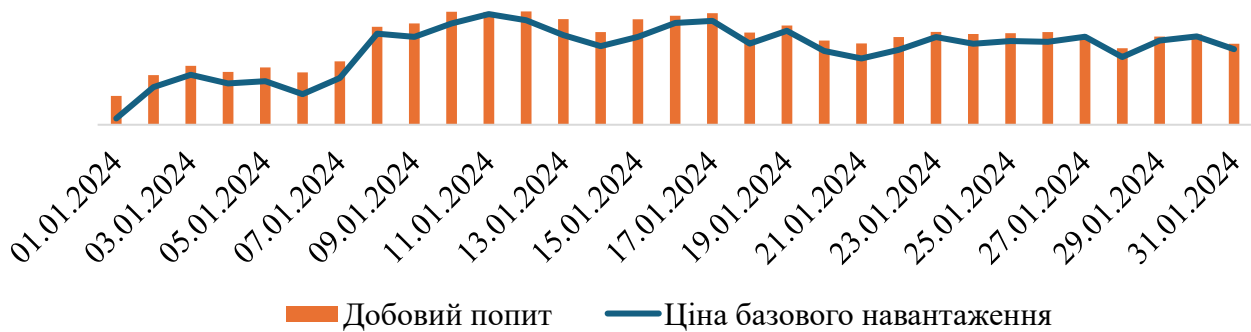
ПРОДОВЖ. ДОД. Б

ВДР	Уточнення планів у межах доби постачання; торгівля близька до реального часу (з коригуванням за годину до постачання).	Генерація (виробники електроенергії), у т.ч. державні (зобов'язані продавати через аукціони), ГП, постачальники, великі споживачі, трейдери.	3–5%; обсяги залежать від мінливості попиту та генерації ВДЕ.	Неперервні торгові сесії протягом доби постачання на платформі ОР; учасники укладають угоди купівлі-продажу з поставкою на найближчі години; ціни визначаються на основі перетину заявок у режимі реального часу.
БР	Регулювання в реальному часі; забезпечення фізичного балансу в енергосистемі під час операційної доби.	Продавці балансууючої енергії: диспетчеризовані електростанції (ТЕС, ГЕС, маневрові потужності, ППВДЕ, УЗ), які подали заявки; Покупець/продавець: ОСП.	До 5%	Диспетчерське управління: ОСП активує пропозиції генерації на підвищення або зниження потужності відповідно до потреб балансу; ціна балансууючої електроенергії визначається за результатами акцептованих заявок (маржинальне ціноутворення).

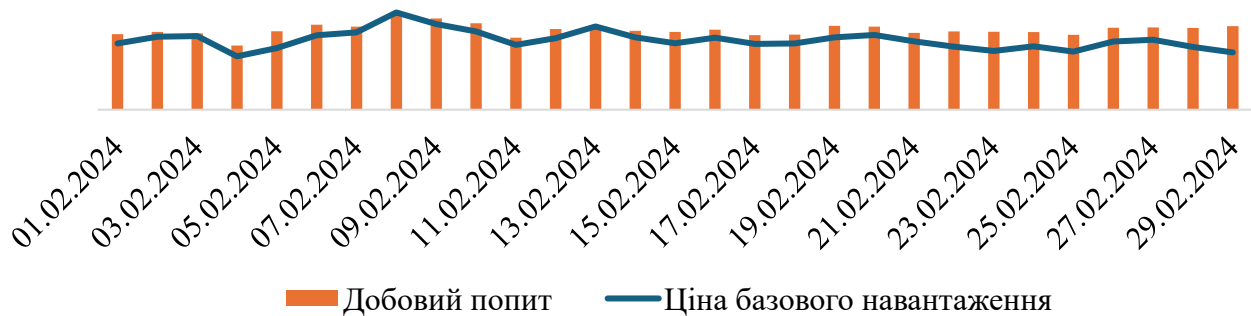
ДОДАТОК В

Графічне представлення місячних цін базового навантаження та добового попиту у 2024 році

Ціна базового навантаження та добовий попит у січні 2024

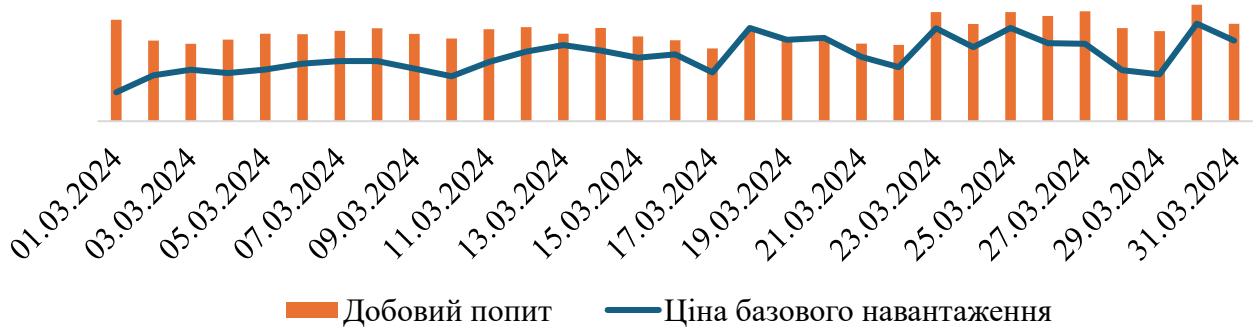


Ціна базового навантаження та добовий попит у лютому 2024

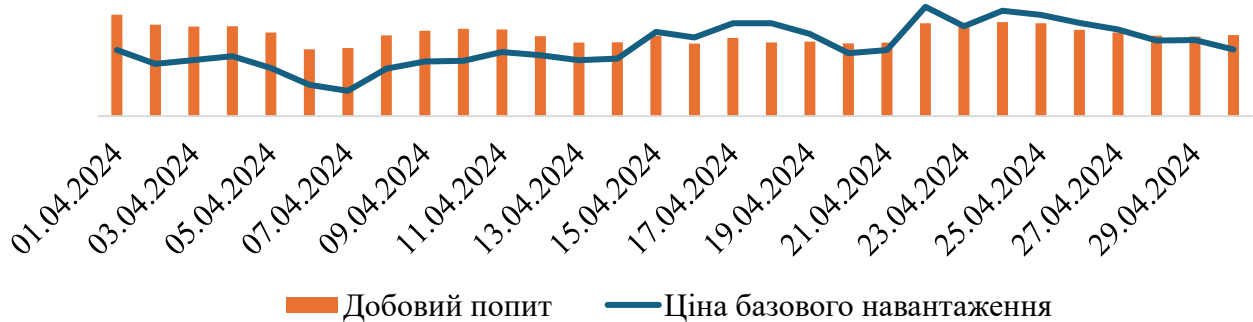


ПРОДОВЖ. ДОД. В

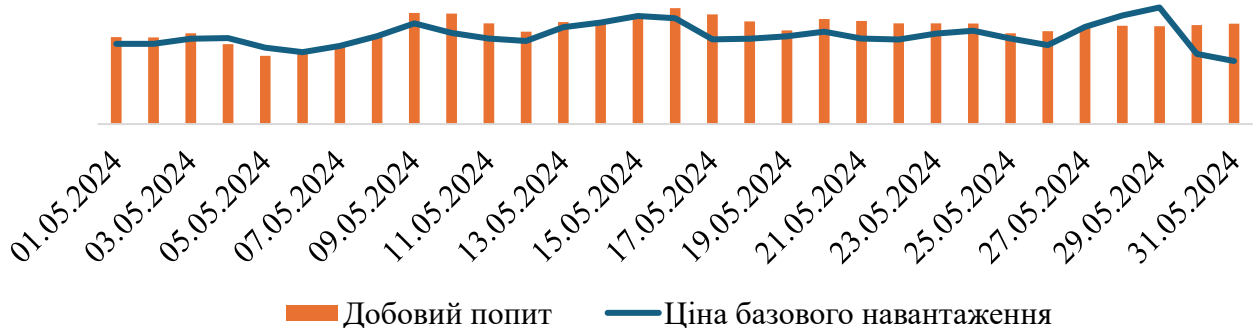
Ціна базового навантаження та добовий попит у березні 2024



Ціна базового навантаження та добовий попит у квітні 2024

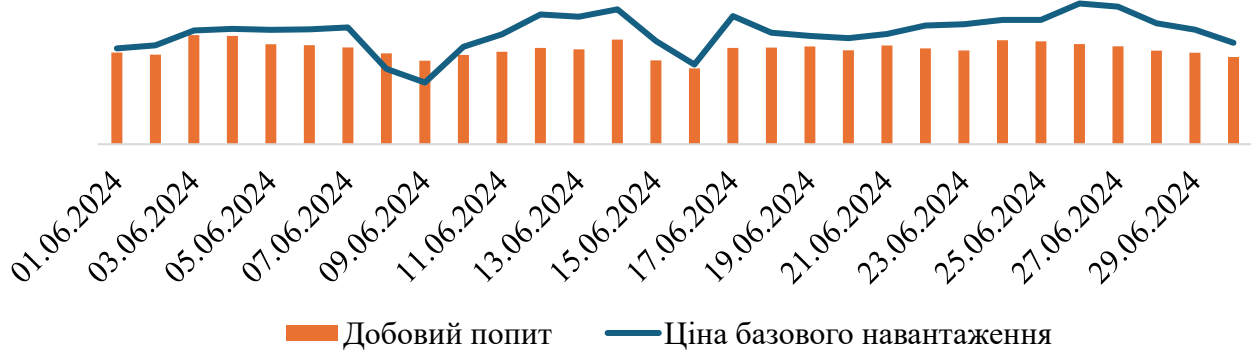


Ціна базового навантаження та добовий попит у травні 2024

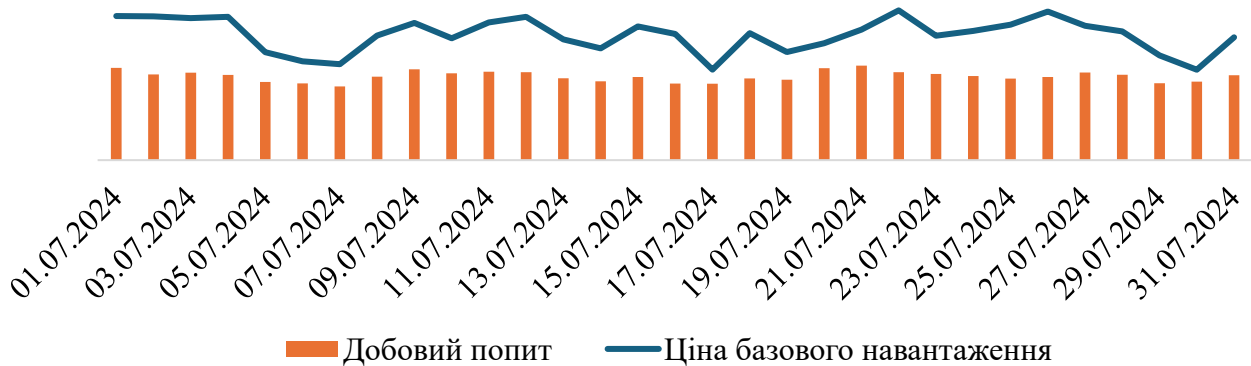


ПРОДОВЖ. ДОД. В

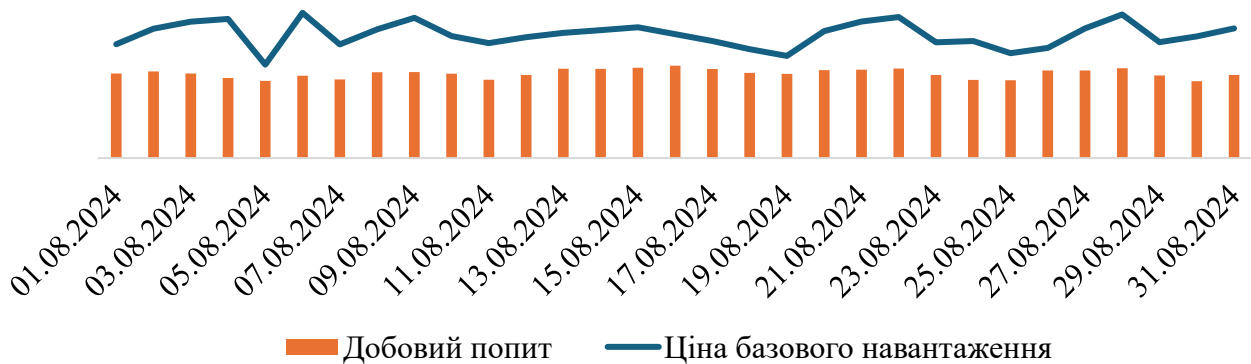
Ціна базового навантаження та добовий попит у червні 2024



Ціна базового навантаження та добовий попит у липні 2024

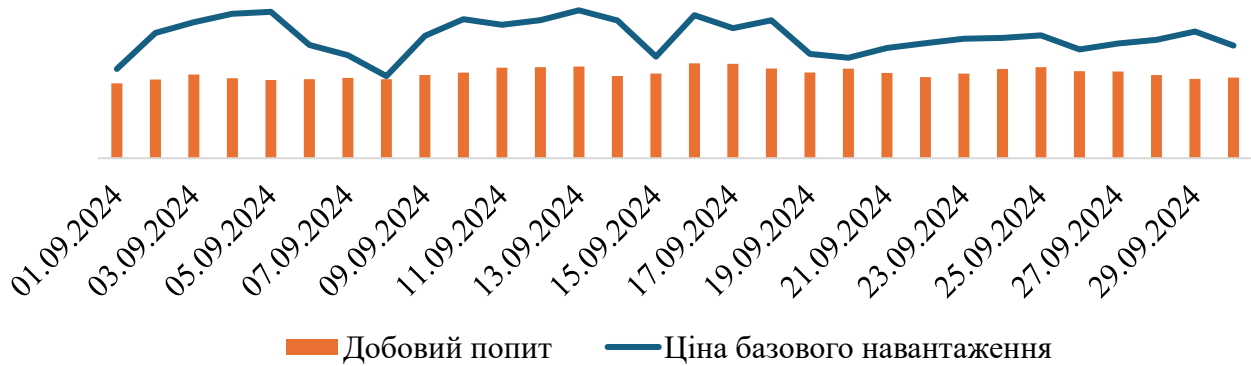


Ціна базового навантаження та добовий попит у серпні 2024

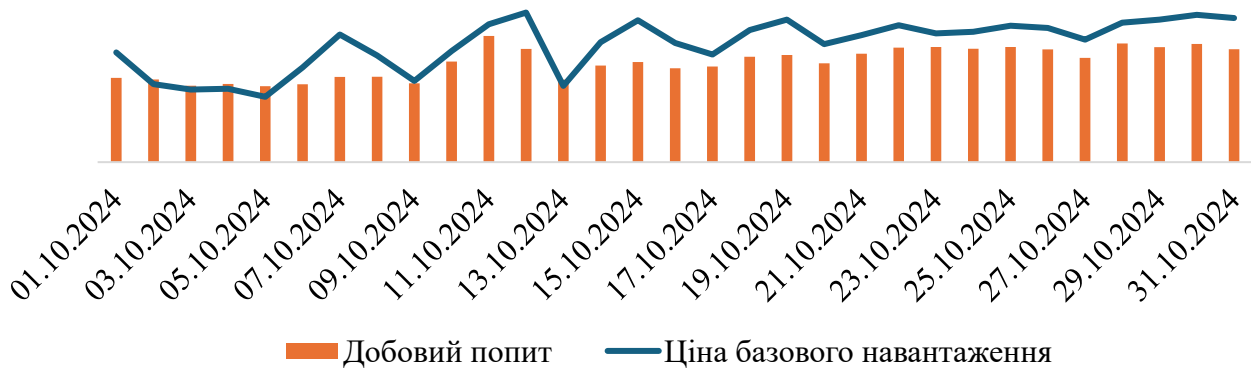


ПРОДОВЖ. ДОД. В

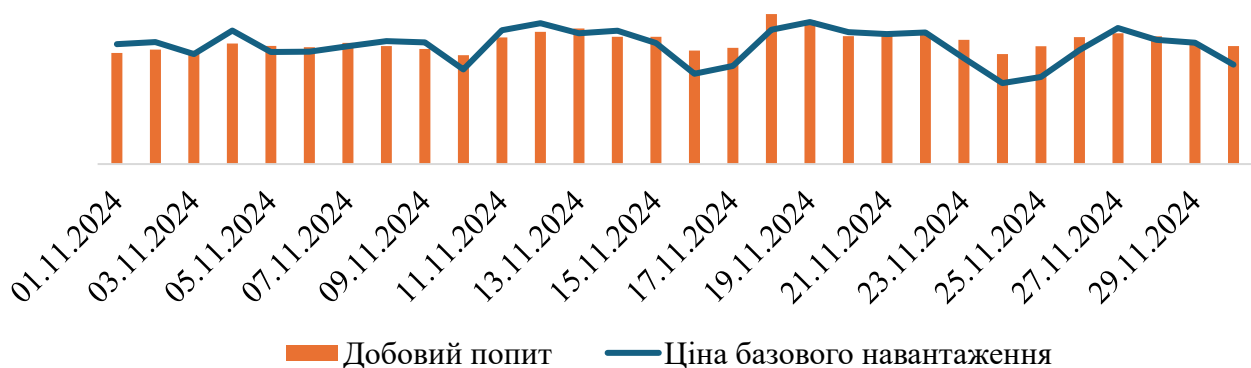
Ціна базового навантаження та добовий попит у вересні 2024

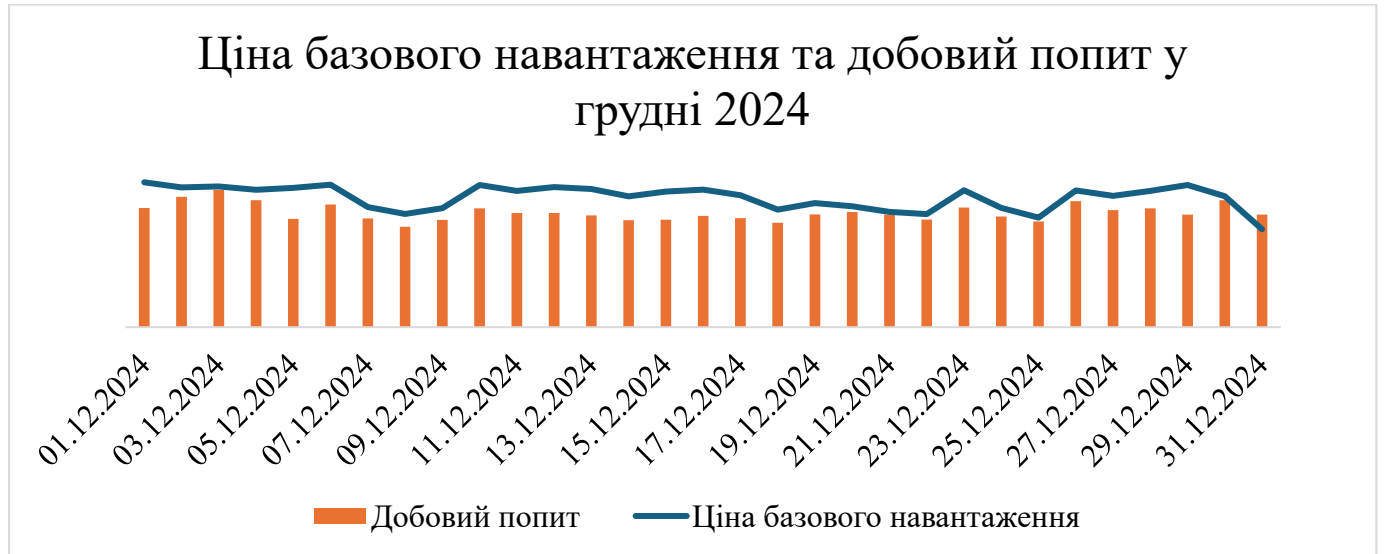


Ціна базового навантаження та добовий попит у жовтні 2024



Ціна базового навантаження та добовий попит у листопаді 2024





ДОДАТОК Г

Сканована копія листа від АТ «Оператор ринку» про практичне впровадження коротко- та середньострокових прогнозів



МІНІСТЕРСТВО ЕНЕРГЕТИКИ УКРАЇНИ
АКЦІОНЕРНЕ ТОВАРИСТВО «ОПЕРАТОР РИНКУ»

вул. Симона Петлюри, 27 / м. Київ / 01032
(044) 205-01-61, kanc@oree.com.ua
www.oree.com.ua // ЄДРПОУ 43064445

Інститут проблем моделювання в
енергетиці ім. Г.Є. Пухова
НАН України

Щодо співпраці
в рамках Меморандуму

Акціонерне товариство «Оператор ринку» (далі – Оператор ринку) висловлює свою вдячність Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова Національної академії наук України (далі – ІМПЕ) за плідну роботу в рамках меморандуму про співпрацю між Оператором ринку та ІМПЕ від 30.11.2022 (далі – Меморандум).

За результатами співпраці в рамках Меморандуму Оператор ринку листом від 04.11.2024 №225/01-385 отримав Порядок (методику) визначення прогнозних погодинних обсягів попиту, пропозиції та акцепту на ринку «на добу наперед» (далі – методика), в якому відображено порядок розрахунку короткострокового та середньострокового прогнозу обсягів на ринку «на добу наперед» (далі – РДН).

Після отримання методики, її вивчення та опрацювання Оператор ринку реалізував механізм визначення прогнозних погодинних обсягів попиту, пропозиції та акцепту на РДН на короткостроковий та середньостроковий періоди. Даний механізм був реалізований на основі зазначених в методиці даних, формул та алгоритмів. Оператором ринку було зібрано та агреговано вхідні дані, які необхідні для прогнозування вищезазначених показників та реалізовано автоматичний розрахунок прогнозних показників, з урахуванням вимог щодо програмного забезпечення відповідно до методики.

Отримані результати прогнозування погодинних обсягів попиту, пропозиції та акцепту на РДН оцінюються автоматично з урахуванням версійності даних. Методами оцінки є ті методи, які зазначені у методиці.

Після отримання результатів прогнозування та проведення порівняння з фактичними даними з урахуванням оцінок розрахунків, було отримано показники достатньо високого рівня ефективності прогнозування.

Оператор ринку вбачає доцільність використання результатів прогнозування погодинних обсягів попиту, пропозиції та акцепту на РДН в своїй подальшій роботі.

АТ «Оператор ринку»
№ 01-13/1937 від 11.11.2024



ПРОДОВЖ. ДОД. Г

2

В подальшому Оператором ринку буде створено візуалізації даних, в табличному та графічному відображеннях, з інтерактивним інтерфейсом на відповідній платформі, для виконання пунктів 3.3. та 4.3. методики.

Оператор ринку висловлює Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова Національної академії наук України свою вдячність та сподівається на подальшу плідну співпрацю.

Генеральний директор



Олександр ГАВБА

ДОДАТОК Г

**Комп'ютерна програма алгоритму розрахунку прогнозного
середньострокового погодинного обсягу попиту на ринку «на добу наперед»**

```
USE [ERBase]
```

```
GO
```

```
/****** Object: StoredProcedure [dbo].[make_amount_forecast]
```

```
Основна функція середньострокового прогнозу попиту та пропозиції *****/
```

```
SET ANSI_NULLS ON
```

```
GO
```

```
SET QUOTED_IDENTIFIER ON
```

```
GO
```

```
ALTER PROCEDURE [dbo].[make_amount_forecast](@DTSTART date, @DTEND  
date) as
```

```
BEGIN
```

```
DELETE FROM middle_forecast_results WHERE dt >= @DTSTART AND dt <=  
@DTEND;
```

```
INSERT INTO middle_forecast_results(DT, HOUR, ACCEPTED_AMOUNT, SELL,  
BUY)
```

```
SELECT
```

```
DT,
```

```
HOUR,
```

```
ROUND (K_ACCEPTED * PRODUCTION, 1) AS ACCEPTED_AMOUNT,
```

```
ROUND (K_SELL * PRODUCTION, 1) AS SELL,
```

```
ROUND (K_BUY * FULL_CONSUMP, 1) AS BUY
```

```
FROM (
```

```
SELECT
```



```

ПРОДОВЖ. ДОД. Г
(FULL_YEARS.DAM_AM + ISNULL (SEL_Y.DAM_AM,
FULL_YEARS.DAM_AM)) / 2 AS K_ACCEPTED,
(FULL_YEARS.DAM_AM_SELL + ISNULL (SEL_Y.DAM_AM_SELL,
FULL_YEARS.DAM_AM_SELL)) / 2 AS K_SELL,
(FULL_YEARS.DAM_AM_BUY + ISNULL (SEL_Y.DAM_AM_BUY,
FULL_YEARS.DAM_AM_BUY)) / 2 AS K_BUY,
BASE.PRODUCTION,
BASE.FULL_CONSUMP,
BASE.DT,
BASE.HOUR
FROM
FORECAST_DATA BASE
LEFT JOIN ( SELECT
BASE.DT,
BASE.HOUR,
AVG (WDATA.KOEF_AMOUNT) AS DAM_AM,
AVG (WDATA.KOEF_SELL) AS DAM_AM_SELL,
AVG (WDATA.KOEF_BUY) AS DAM_AM_BUY
FROM FORECAST_DATA BASE
JOIN
FOREACT_WEEK_DATA WDATA ON WDATA.WEEK_DAY =
BASE.WEEK_DAY
AND WDATA.MONTH = BASE.MONTH
AND WDATA.HOUR = BASE.HOUR
WHERE BASE.DT >= @DTSTART AND BASE.DT <= @DTEND
GROUP BY BASE.DT, BASE.HOUR

```

```

ПРОДОВЖ. ДОД. Г
) FULL_YEARS ON BASE.DT = FULL_YEARS.DT AND BASE.HOUR
= FULL_YEARS.HOUR
LEFT JOIN ( SELECT
    BASE.DT,
    BASE.HOUR,
    AVG (WDATA.KOEF_AMOUNT) AS DAM_AM,
    AVG (WDATA.KOEF_SELL) AS DAM_AM_SELL,
    AVG (WDATA.KOEF_BUY) AS DAM_AM_BUY
FROM FORECAST_DATA BASE
JOIN FOREACT_WEEK_DATA WDATA ON WDATA.WEEK_DAY =
BASE.WEEK_DAY
    AND WDATA.MONTH = MONTH (DATEADD (MONTH, -1,
BASE.DT))
    AND WDATA.HOUR = BASE.HOUR
    AND WDATA.YEAR = YEAR (DATEADD (MONTH, -1,
BASE.DT))
WHERE BASE.DT >= @DTSTART AND BASE.DT <= @DTEND
GROUP BY BASE.DT, BASE.HOUR) SEL_Y ON SEL_Y.DT =
BASE.DT AND SEL_Y.HOUR = BASE.HOUR
WHERE BASE.DT >= @DTSTART AND BASE.DT <= @DTEND) AS
subquery;
END;

```

ПРОДОВЖ. ДОД. Г

```
USE [ERBase]
GO
/***** Object: View [dbo].[FOREACT_WEEK_DATA]
/* Зведена таблиця даних */
SET ANSI_NULLS ON
GO
SET QUOTED_IDENTIFIER ON
GO
CREATE VIEW FOREACT_WEEK_DATA
(
    YEAR,
    MONTH,
    WEEK_DAY,
    HOUR,
    AVG_CONSUMPTION,
    AVG_AES,
    AVG_VDE,
    AVG_GES,
    AVG_TES,
    AVG_TEC,
    AVG_SUM_GEN,
    AVG_AMOUNT_DAM,
    AVG_OFFERED_SELL_DAM,
    AVG_OFFERED_BUY_DAM,
    KOEF_AMOUNT,
    KOEF_SELL,
```

ПРОДОВЖ. ДОД. Г

KOEF_BUY,
DD_PRICE,
DAM_PRICE,
K_DAM_DD

) AS

SELECT

SUBTABLE.YEAR,
SUBTABLE.MONTH,
SUBTABLE.WEEK_DAY,
SUBTABLE.HOUR,
SUBTABLE.AVG_CONSUMPTION,
SUBTABLE.AVG_AES,
SUBTABLE.AVG_VDE,
SUBTABLE.AVG_GES,
SUBTABLE.AVG_TES,
SUBTABLE.AVG_TEC,
SUBTABLE.AVG_SUM_GEN,
SUBTABLE.AVG_AMOUNT_DAM,
SUBTABLE.AVG_OFFERED_SELL_DAM,
SUBTABLE.AVG_OFFERED_BUY_DAM,
ROUND ((SUBTABLE.AVG_AMOUNT_DAM / A.AVG_SUM_GEN), 6) AS

KOEF_AMOUNT,

ROUND ((SUBTABLE.AVG_OFFERED_SELL_DAM / A.AVG_SUM_GEN), 6)

AS KOEF_SELL,

ROUND ((SUBTABLE.AVG_OFFERED_BUY_DAM /
A.AVG_CONSUMPTION), 6) AS KOEF_BUY,

ПРОДОВЖ. ДОД. Г

SUBTABLE.DD_PRICE,
SUBTABLE.DAM_PRICE,
ROUND (SUBTABLE.DAM_PRICE / SUBTABLE.DD_PRICE, 6) AS

K_DAM_DD

FROM (SELECT

YEAR,

MONTH,

WEEK_DAY,

hour,

AVG (CONSUMPTION) AS AVG_CONSUMPTION,

AVG (AES) AS AVG_AES,

AVG (VDE) AS AVG_VDE,

AVG (GES) AS AVG_GES,

AVG (TES) AS AVG_TES,

AVG (TEC) AS AVG_TEC,

AVG (SUM_GEN) AS AVG_SUM_GEN,

AVG (AMOUNT_DAM) AS AVG_AMOUNT_DAM,

AVG (OFFERED_SELL_DAM) AS AVG_OFFERED_SELL_DAM,

AVG (OFFERED_BUY_DAM) AS AVG_OFFERED_BUY_DAM,

AVG (DD_PRICE) AS DD_PRICE,

AVG (DAM_PRICE) AS DAM_PRICE

FROM FORECAST_DATA

GROUP BY YEAR, MONTH, WEEK_DAY, hour) SUBTABLE;